



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

INPE-8981-TDI/812/A

**IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS E DETECÇÃO DE FALHAS
APLICADA A MANIPULADORES ESPACIAIS**

Adenilson Roberto da Silva

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica Espacial e Controle, orientada pelos Drs. Luiz Carlos Gadelha de Souza e Bernd Schäfer, aprovada em 26 de novembro de 2001.

629.7.062.2

SILVA, A. R.

Identificação de parâmetros e detecção de falhas aplicada a manipuladores espaciais/ A. R. Silva. – São José dos Campos: INPE, 2001.

195p. – (INPE-8981-TDI/812/A).

1. Identificação de parâmetros. 2. Identificação de sistemas. 3. Dinâmica de robôs. 4. Sistemas não-lineares. 5. Métodos dos mínimos quadrados. 6. Espaço. 7. Robôs. 8. Detecção de falhas. I. Título.

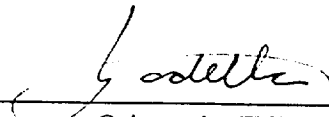
Aprovado pela Banca Examinadora em
cumprimento a requisito exigido para a
obtenção do Título de **Doutor em**
Engenharia e Tecnologia
Espaciais/Mecânica Espacial e
Controle.

Dr. Valdemir Carrara



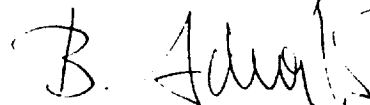
Presidente/INPE-SJC/SP

Dr. Luiz Carlos Gadelha de Souza



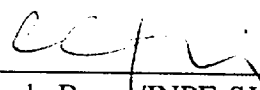
Orientador/INPE-SJC/SP

Dr. Bernd Schäfer



Orientador/DLR, Alemanha

Dr. Mário César Ricci

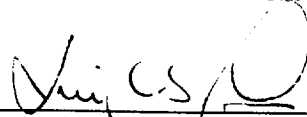


Membro da Banca/INPE-SJC/SP

Dr. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza

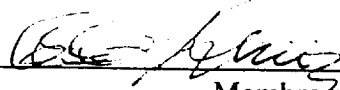
Membro da Banca/INPE-SJC/SP

Dr. Luiz Carlos Sandoval Góes



Membro da Banca
Convidado ITA, SJCampos - SP

Dr. Alberto Carlos Guimarães Diniz



Membro da Banca
Convidado UnB, Brasília

Candidato (a): Adenilson Roberto da Silva

São José dos Campos, 26 de novembro de 2001.

A todos, que comigo compartilharam
a alegria desta vitória,
dedico.

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos aos meus orientadores Dr. Luiz C. G. de Souza e Dr. Bernd Schäfer. Suas intrigantes questões, comentários criteriosos e discussões me mantiveram sempre pensando e aprendendo durante todos esses anos.

Eu também gostaria de agradecer todos os meus professores do curso de doutoramento, especialmente os Drs. Marcelo Lopes e Roberto Lopes por seus incentivos e proveitosos comentários durante minhas pesquisas no INPE. Eles sempre ensinaram não somente assuntos técnicos, mas também mostrando como ser um pesquisador crítico e meticuloso.

Gostaria de agradecer todos os membros da banca examinadora, pelas sugestões e comentários que em muito enriqueceram o meu trabalho.

Meus agradecimentos também ao Prof. Luís S. Góes do Instituto Tecnológico da Aeronáutica (ITA), cujos comentários sempre me trouxeram novas idéias e também me ajudaram a solucionar problemas durante minhas pesquisas.

Gostaria também de agradecer o DLR por propiciar um excelente ambiente de pesquisa e também pelo suporte durante minha estada na Alemanha. Minha estada no DLR (e também na Alemanha) foi muito agradável pela companhia de muitos membros do departamento de robótica. Eu gostaria de agradecer Rainer Krenn pela ajuda e amizade durante toda a minha estada. As pizzas (após o trabalho), os churrascos, as caminhadas nas montanhas serão sempre uma adorável lembrança. Neste ponto, gostaria também de agradecer Dr. Bernd Schäfer por sua ajuda e amizade. Estou certo de que minha estada na Alemanha não seria completa sem a sua amizade.

Meus agradecimentos a todos os meus colegas por sua amizade e apoio. Meus agradecimentos a Evandro M. Rocco (o qual dividiu comigo uma sala por 4 anos), Walkira Schulz, Ana P. Chiaridia, Cristina Tobler, Francisco Carvalho por seu apoio e amizade.

Gostaria também de expressar meus agradecimentos a Luiz R. R. Faria por seu incentivo no começo da minha formação e ao longo de toda a minha carreira.

Eu gostaria de agradecer meus pais Josué e Antonia, todos os meus irmãos, irmãs, sobrinhos e sobrinhas e todos os membros de minha família (levaria um longo tempo escrevendo todos os nomes) por seu amor e apoio durante toda a minha vida. Finalmente gostaria de agradecer minha namorada Keli por seu amor e tolerância durante minha vida de estudante.

RESUMO

A identificação de parâmetros físicos é muito útil em muitas aplicações, especialmente na área aeroespacial e também na robótica. A análise de sistemas aeroespaciais e robôs normalmente requerem modelos matemáticos precisos os quais são utilizados pelo controle. Por outro lado, a identificação de parâmetros físicos, além dos requisitos normais de identificação (excitação do sistema, por exemplo), envolve tarefas adicionais, tais como modelagem matemática do sistema, seleção dos algoritmos de identificação, etc. Nesta tese, é mostrada uma detalhada modelagem matemática de uma junta robótica. Os modelos são mostrados numa ordem crescente de complexidade (o que significa, em teoria, que a representação matemática está mais próxima do sistema real), onde os típicos termos não-lineares da junta robótica foram considerados. Um novo procedimento para se selecionar trajetórias apropriadas (considerando o nível de excitação do sistema) baseada na decomposição em valores singulares da matriz de medidas é também apresentado. A tarefa de identificação foi realizada através da obtenção (ou melhora) e implementação de novos algoritmos. As estratégias e algoritmos mostraram bom desempenho em vários aspectos: precisão, confiabilidade e baixo esforço computacional. A fim de permitir a inclusão de termos não-lineares no vetor de parâmetros (na identificação recursiva), um novo algoritmo (TS – Algoritmo Duas Etapas) baseado numa versão modificada do algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (mRLS) com um fator de esquecimento variável (*variable forgetting factor*) e no algoritmo *Multi Level Coordinate Search* (MCS) foi obtido. Os resultados mostraram que o algoritmo TS tem uma excelente performance na identificação dos parâmetros em ambos os casos: usando dados reais e simulados. Um procedimento integrado para detecção e isolamento de falhas (FDI) baseado na teoria de subespaço é também mostrado. O algoritmo *MIMO Output Error State Space Model Identification* (MOESP) foi usado para se obter um modelo matemático que serve como base para o algoritmo FDI. O algoritmo FDI mostrou elevada eficiência e confiabilidade na detecção e no isolamento das falhas em todos os casos simulados. Finalmente, os algoritmos TS e FDI foram integrados em um único ambiente a fim de simular uma situação onde o sistema a ser identificado é variante no tempo e vários sensores apresentam falhas. Os resultados indicam que parâmetros confiáveis podem ser obtidos mesmo no caso de múltiplas falhas. Todos os modelos e algoritmos obtidos foram testados utilizando-se dados coletados no experimento *Intelligent Robotic Joint* (IRJ) construído pelo Centro Espacial Alemão (DLR *Oberpfaffenhofen*).

PARAMETERS IDENTIFICATION AND FAILURE DETECTION APPLIED TO SPACE MANIPULATORS

ABSTRACT

Physical parameters identification is useful in many applications, especially in aerospace and robotics fields. Aerospace and robotics system analysis normally requires accurate physical system models for control. On the other hand, the identification of physical parameters, besides the normal identification requirements (system excitation, for instance), involves several tasks: mathematical modeling and algorithm selection for instance. In this thesis, a detailed modeling of a robotic joint has been presented. The models are derived in an increasing degree of complexity (which means that, in theory, the mathematical representation is approaching to the real system), where the typical non-linear terms of a robotic joint have been taken into account. A new procedure to select suitable robotic trajectories based on the singular value decomposition (SVD) of measurement matrix is also presented. The identification task has been carried out by deriving (or improving) and implementing new algorithms. The strategies and algorithms have shown good performance in both: accuracy and also concerning computer load. In order to allow the inclusion of non linear terms in the parameters vector, a new algorithm (TS -Two Step Algorithm) based on a modified version of Recursive Least Squares (mRLS) with a variable forgetting factor and MCS (Multi Level Coordinate Search) algorithms has been derived. The results have shown that the TS algorithm have excellent performance in identifying the unknown parameters vector by using both: real and simulate data. In addition, an integrated procedure for sensors failure detection and isolation (FDI) based on subspace theory is derived. The MOESP (MIMO Output Error State Space Model Identification) algorithm has been used to build a model, which serve as a reference for the FDI algorithm. The FDI algorithm has shown high reliability in detect and isolate all the simulated failures in the sensors. Finally, the TS and the FDI algorithms have been integrated in a single environment to simulate integrated situations where the system is time variant and the sensors also fail. The results have shown that reliable parameters are obtained even in case of multi failure. All derived models and algorithms have been tested by using data collected from IRJ (Intelligent Robotic Joint) experiment build at DLR (German Aerospace Centers) Oberpfaffenhofen.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE SÍMBOLOS

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

CAPÍTULO 1	27
INTRODUÇÃO	27
1.1 - Motivação	28
1.2 - Revisão de Literatura	30
1.2.1 - Algoritmos de Identificação	30
1.2.2 - Identificação de Parâmetros Aplicados na Robótica	31
1.2.3 - Falhas em Sensores	37
1.3 - Organização do Trabalho	39
CAPÍTULO 2	41
MODELOS E MODELAGEM	41
2.1 - Introdução	41
2.2 - Modelos Caixa Preta	42
2.2.1 - O Modelo ARX	42
2.2.2 - O Modelo Armax	43
2.2.3 - Modelos na Forma de Espaço de Estados	44
2.2.3.1 - Sistemas Contínuos	44
2.2.3.2 - Sistemas Discretos	45
2.3 - Modelos Fenomenológicos	46
2.4 - Modelagem do Redutor Harmônico (HD)	46
2.4.1 - Introdução	46
2.4.2 - Modelagem do Redutor Harmônico de Engrenagem (<i>Harmonic Drive</i> HD)	47
2.4.2.1 - Princípio de Funcionamento do Redutor Harmônico	48
2.4.3 - Diferentes Configurações de Montagem de um Redutor Harmônico	49
2.4.3.1 - Configuração 1	49
2.4.3.2 - Configuração 2	51
2.4.4 - Modelos de Redutores Harmônicos	52
2.4.4.1 - Transmissão Ideal – Modelo 1	52
2.4.4.2 - Transmissão com Atrito – Modelo 2	53
2.4.4.3 - Transmissão Incorporando Atrito e Elasticidade – Modelo 3	55
2.4.4.4 - Transmissão com Fricção, Elasticidade e Erro Cinemático	56
2.5 - Configuração da Junta Utilizada no Experimento IRJ	59
2.5.1 - Descrição do Experimento IRJ	59
2.5.2 - Modelagem da Junta – Cinemática e Equações da Dinâmica	59
2.5.3 - Torque Elástico	62

2.5.4 - Torque Dissipativos.....	64
CAPÍTULO 3	69
ALGORITMOS E ESTRATÉGIAS DE IDENTIFICAÇÃO	69
3.1 - Introdução.....	69
3.2 - Identificação de Parâmetros Usando o Algoritmo dos Mínimos Quadrados Recurso (RLS).....	70
3.3 - Otimização Não-linear - Algoritmo MCS (Multilevel Coordinate Search)	73
3.3.1 - Algoritmo MCS.....	74
3.3.1.1 - Inicialização.....	75
3.3.1.2 - Divisão das Caixas	76
3.3.1.3 - Busca Local	79
3.3.1.4 - Busca das Coordenadas.....	81
3.4 - Identificação de Modelos Baseados na Teoria de Subespaço (SMI)	84
3.4.1 - Identificação das Matrizes de Estado	84
3.4.2 - Modelo Espaço de Estado OE (Output Error).....	86
3.4.3 - Representação dos Dados e Definição de Excitação Persistente.....	87
3.4.4 - Excitação Persistente	88
3.4.5 - Algoritmo MOESP	88
3.5 - Estratégia Proposta para a Identificação On-line	90
3.6 - Algoritmo de Identificação <i>Duas Etapas</i>	95
3.6 - Algoritmo Integrado mRLS – MCS	96
3.7 - Seleção de Trajetórias para Fins de Identificação	99
3.8.1- Descrição da Estratégia	99
3.8.2- Trajetória Triangular	100
3.8.3- Trajetória Tipo Senoidal.....	101
3.7.4 - Seleção da Trajetória	103
CAPÍTULO 4	109
APLICAÇÕES E RESULTADOS	109
4.1 - Identificação das Matrizes de Estado	110
4.1.1 - Obtendo as Matrizes de Estado	110
4.1.2 - Verificação da Precisão do Algoritmo Moesp.....	111
4.1.3 - Seleção da Ordem do Modelo	111
4.1.4 - Análise da Estimção - Algoritmo MOESP	114
4.2 - Detecção de Falhas em Sensores	118
4.2.1 - Introdução.....	118
4.2.2 - Estratégia de Detecção de Falhas	118
4.2.3 - Simulação de Falhas nos Sensores	120
4.2.4 - Detecção de Falhas – Comentários.....	126
4.3 - Identificação de Parâmetros	127
4.3.1 - Identificação <i>Off-line</i> de Parâmetros	127
4.3.2 - Modelo 1: Sem Elasticidade.....	129
4.3.2 Modelo 2: Torque Elástico e Amortecimento.....	133
4.3.3 - Identificação de Parâmetros Recursivamente (<i>on-line</i>).....	137
4.3.4 - Identificação Utilizando o Algoritmo <i>Duas Etapas</i>	139

4.3.4.1 - Experimento IRJ	139
4.3.4.2 - Sistema Variante no Tempo	146
4.4 - Identificação em Situações de Falhas	151
4.4.1 - Falha no Sensor de Velocidade	151
4.4.2 - Falha no Sensor de Posição	153
4.4.2.1 - Alternativa 1 – Reconfiguração do Algoritmo de Identificação	154
4.4.2.2 - Alternativa 2 – Reconfiguração do Algoritmo e Congelamento dos Valores de Elasticidade	155
4.4.3 - Falhas Simultâneas nos Sensores de Posição e de Velocidade	159
4.5 - Resumo	163
CAPÍTULO 5	165
CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	165
5.1 - Conclusões	165
5.2 - Recomendações para Trabalhos Futuros	168
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	169
6.2 - Bibliografia Complementar	175
APÊNDICE A	179
Calibração dos Acelerômetros	179
A.1 - Introdução	179
A.2 - Calibração Estática	179
APÊNDICE B	183
B.1 – Precisão e Resolução dos Sensores	183
B.2 – Detalhes Adicionais do Experimento IRJ	184
APÊNDICE C	187
C.1 – Algoritmos	187
APÊNDICE D	191
D1 – Algoritmo dos Mínimos Quadrados Recursivos – Derivação II	191
D2 – Algoritmos de Mínimos Quadrados Recursivos com Fator de Esquecimento	193

LISTA DE FIGURAS

2.1 - Vista interna do Redutor Harmônico.....	48
2.2 - Funcionamento do Redutor Harmônico.....	49
2.3 - HD Configuração 1.....	50
2.4 - HD Configuração 2.....	52
2.5 - Redutor Harmônico modelo 1 – transmissão Ideal.....	52
2.6 - Redutor Harmônico modelo 2 – Incorporando perdas por atrito.....	53
2.7 - Redutor Harmônico modelo 3 – Incorporando perdas por atrito e elasticidade.....	56
2.8 - Redutor Harmônico modelo 4 – transmissão com fricção, elasticidade e erro cinemático.....	58
2.9 - Configuração experimental do IRJ para propósitos de identificação.....	61
2.10 - Representação dinâmica do experimento IRJ.....	62
2.11 - Modelo do redutor harmônico; wg , cs , fs se referem ao gerador de onda, spline circular e flexível respectivamente.....	62
2.12 - Torque elástico para o HD tipo HFUC-25-160-2A-GR.....	64
2.13 - Modelo de atrito do tipo 3, Equação (2.77).....	67
3.1 - Representação esquemática do algoritmo dos mínimos quadrados padrão.....	73
3.2 - Visão geral do algoritmo MCS.....	75
3.3 - Visão geral do esquema de identificação.....	86
3.4 - Comportamento típico para o ganho utilizado em sistemas invariantes no tempo ($\lambda_0 = 0.99, \lambda(0) = 0.95$).....	93
3.5 - Comportamento do ganho variável – Ajuste polinomial.....	94
3.6 - Comportamento do ganho variável – Função Exponencial.....	94
3.7 - Representação esquemática do algoritmo mRLS.....	95
3.8 - Representação Esquemática do Algoritmo Integrado.....	98
3.9 - Trajetória triangular com velocidade constante de $45.^{\circ}/s$	101
3.10 - Trajetória senoidal com T (período) = $0.9s$, $x(0) = 20.^{\circ}$ e $v = 15.^{\circ}/s$	102
3.11 - Trajetória senoidal com T (período) = $1.9s$, $x(0) = 20.^{\circ}$ e $v = 15.^{\circ}/s$	102
3.12 - Trajetória triangular – Menor valor singular – Modelo completo.....	104
3.13 - Trajetória triangular – Menor valor singular – Modelo reduzido.....	104
3.14 - Trajetória senoidal – Menor valor singular – Modelo completo.....	105
3.15 - Trajetória senoidal – Menor valor singular – Modelo reduzido.....	106
3.16 - Trajetória Senoidal– Menor valor singular – Modelo Completo – ϕ normalizado.....	106
4.1 - Valores singulares da matriz de medidas.....	112
4.2 - Autovalores da matriz A (ordem 2).....	113
4.3 - Autovalores da matriz A (ordem 3).....	113
4.4 - Entradas para o algoritmo MOESP – Trajetória triangular ($\dot{\theta}_{motor} = 25 \text{ rad/s}$)....	115
4.5 - Medidas na saída e respectivas estimativas.....	116
4.6 - Posição e velocidade relativa entre o motor e a saída.....	117
4.7 - Falha no sensor de posição.....	121
4.8 - Posição do braço após reconfiguração das medidas.....	121
4.9 - Falha no sensor de velocidade.....	122
4.10 - Velocidade do braço após reconfiguração das medidas.....	122
4.11 - Falha nos sensores de posição e de velocidade.....	124

4.12 - Posição e velocidade após reconfiguração das medidas.....	124
4.13 - Falha simultânea dos sensores.....	125
4.14 - Falha momentânea dos sensores.....	125
4.15 - Posição e velocidade após a reconfiguração das medidas.....	126
4.16 - Modelo 1a desacoplado – y_1 Equação (4.15).....	130
4.17 - Modelo 1a desacoplado – y_2 Equação (4.15).....	131
4.18 - Modelo 1a - Incorporando o atrito de Coulomb.....	131
4.19 - Modelo 2a - Lado do motor - Somente termo elástico.....	134
4.20 - Modelo 2a - Lado do braço - Somente termo elástico.....	135
4.21 - Modelo 2b - Lado do motor – Incluindo atrito.....	135
4.22 - Modelo 2b - Lado do braço – Incluindo atrito.....	136
4.23 - Coeficientes de elasticidade e Atrito.....	138
4.24 - Coeficientes de atrito.....	139
4.25 - Atrito em baixa velocidade.....	141
4.26 - Identificação dos parâmetros não-lineares.....	143
4.27 - Parâmetros lineares.....	144
4.28 - Parâmetros relacionados com atrito.....	145
4.29 - Fase do erro cíclico.....	146
4.30 - Torque de atrito simulado.....	148
4.31 - Parâmetros identificados pelo algoritmo RLS – Caso variante no tempo.....	149
4.32 - Parâmetros não-lineares- Caso variante no tempo.....	150
4.33 - Identificação do atrito viscoso (braço) usando saídas do algoritmo MOESP.....	152
4.34 - Parâmetros lineares – Utilizando velocidade do braço estimada pelo algoritmo MOESP.....	153
4.35 - Parâmetros relacionado com o atrito – Usando estimação do algoritmo MOESP.....	154
4.36 - Parâmetros lineares – Utilizando posição do braço estimado pelo algoritmo MOESP.....	156
4.37 - Coeficientes de Atrito – Utilizando posição do braço estimada pelo algoritmo MOESP.....	157
4.38 - Atrito viscoso braço – Falha no sensor de posição.....	157
4.39 - Parâmetros lineares – Utilizando estimação do Algoritmo MOESP (k_1 e k_2 congelados).....	158
4.40 - Coeficientes de atrito - Utilizando estimação do algoritmo MOESP (k_1 e k_2 congelados).....	158
4.41 - Atrito viscoso braço – Utilizando estimação do algoritmo MOESP (k_1 e k_2 congelados).....	159
4.42 - Parâmetros lineares – Falha simultânea nos sensores de posição e Velocidade (Estado estimado pelo algoritmo MOESP).....	160
4.43 - Coeficientes de atrito – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (Estado estimado pelo algoritmo MOESP).....	161
4.44 - Atrito viscoso braço – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (Estados estimados pelo algoritmo MOESP).....	161
4.45 - Parâmetros lineares–Falhas simultâneas nos sensores de posição e velocidade (k_1 e k_2 congelados e estados estimados pelo algoritmo MOESP).....	162

4.46 - Coeficientes de atrito – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (k_1 e k_2 congelados e estados estimados pelo algoritmo MOESP).	162
4.47 - Atrito viscoso braço – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (k_1 e k_2 congelados e estados estimados pelo algoritmo MOESP).	163
A1 - Posições estáticas para calibração dos acelerômetros.	179
A2 - Saída do acelerômetro 1 nas posições face para cima e face para baixo	181
A3 - Saída do acelerômetro 1 nas posições horizontal 1 e horizontal 2.	181
A4 - Saída do acelerômetro 1 na posição horizontal 3 e acelerômetro 2 face para cima.	181
A5 - Saída do acelerômetro 2 face para baixo e direção horizontal 1	182
B.1 - Detalhes internos do experimento IRJ	184
B2 - Vista Interna do experimento IRJ	185
B 3 - Robô Completo	186
C1 - Diagrama de blocos Simulink	187
C2 - Interface do bloco de detecção de falhas.	188
C3 - Subnível 1 do bloco detecção e Estimação de estado.	189
C4 - Subnível 2 do bloco detecção e Estimação de estado.	189

LISTA DE TABELAS

2.1 - Comparação entre modelos	41
2.2 - Modelos caixa preta convencionais.....	44
2.3 - Dados do HD tipo HFUC-20-160-2A-GR	63
4.1. - Parâmetros dados por catálogos, ajustes de curva ou projetos CAD.....	129
4.2 - Parâmetros identificados para os Modelos 1a (sem amortecimento) e 1b (com atrito de Coulomb) Equação (4.15).	132
4.3 - Parâmetros identificados para o modelo 2b – Equação(4.17)	136
4.4 - Valores singulares da matriz de medidas ϕ	138
4.5 - Valores singulares da matriz de medidas ϕ - Parâmetros não-lineares	142
4.6 - Parâmetros utilizados na Equação 4.18	147
b.1 - Resolução e precisão dos sensores	183

LISTA DE SÍMBOLOS

SÍMBOLOS GREGOS

\mathcal{R}	Conjunto dos números reais
π	Índice que mede a variabilidade do <i>rank</i> no algoritmo MCS
ρ	Posto de uma matriz
Π	Matriz formada pelas matrizes de estado do sistema
\mathbf{H}	Matriz de Hankel
\mathbf{E}	Sub matriz de \mathbf{H}
Σ	Matriz diagonal contendo os valores singulares
δ	Fator de precisão
ω	Velocidade angular
ε	Erro
Θ	Vetor de parâmetros
ϕ	Matriz de medidas
θ	Posição angular
γ	Fase do erro cíclico
$\Delta\Theta$	Variação no vetor de parâmetros
$\lambda(.)$	Fator de esquecimento
$\eta(.)$	Saída de sensores ideais

$(\cdot)_d$ Matriz de estado discreta

σ_i Valores singulares

SÍMBOLOS LATINOS

$[u, v]$ Espaço de busca para a otimização não-linear

$\| \cdot \|$ Norma Euclidiana

A Matriz de estado (dinâmica)

$A(q)$ Polinômio em q

A_i Amplitude do erro cíclico ($i = 1, 2, \dots$)

B Matriz de estado (localização dos atuadores)

$B(q)$ Polinômio em q

b_i Coeficientes de atrito

C Matriz de estado (localização dos sensores)

$C(q)$ Polinômio em q

cs *Spline* circular

D Matriz de estado (realimentação direta)

$D(q)$ Polinômio em q

$e(\cdot)$ Erro residual

$f(\cdot)$ Função a ser minimizada

fs *Spline* flexível

G Matriz Hessiana

$H(.,.)$	Função de transferência
I_a	Corrente comandada
J	Índice de desempenho
J_{in}	Momento de inércia da entrada (motor)
J_{out}	Momento de inércia da saída (braço)
k	Índice de tempo (discreto)
k_1	Coefficiente linear de elasticidade
k_2	Coefficiente cúbico de elasticidade
K_m	Constante do motor
$L(.)$	Ganho do algoritmo RLS
N	Razão de redução
R_1	Matriz representando incertezas no modelo
R_2	Matriz representando incertezas nos sensores
s	Número de camadas do algoritmo MCS
T	Tempo de amostragem
T_g	Torque gravitacional
T_i	Torques (i= in, out,...)
$u(k)$	Entrada da planta no instante k
U_k	Vetor de entradas (Vários instantes)
wg	Gerador de onda (HD)

$x(t)$	Estado de um sistema
x^*	Ponto ótimo na otimização não-linear
X_k	Vetor de estados (Vários instantes)
$y(k)$	Saída da planta no instante k
Z	Pontos de divisão no algoritmo MCS
z_k	Saída corrompida por ruídos

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AR	Modelo auto regressivo
ARMAX	Modelo auto regressivo com entrada externa e média em movimento
ARX	Modelo auto regressivo com entrada externa
DLR	Centro Espacial Alemão
HD	Redutor harmônico (<i>Harmonic Drive</i>)
IRJ	<i>Intelligent Robotic Joint</i>
MCS	<i>Multi Level Coordinate Search</i>
MIMO	Modelos com múltiplas entradas e múltiplas saídas
RLS	Algoritmo dos mínimos quadrados recursivo
SISO	Modelo com uma única entrada e uma única saída
SVD	Decomposição em valores singulares

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A descrição de um processo em termos de modelo dinâmico se faz necessário tanto na área tecnológica quanto na área científica. Muito freqüentemente, tais modelos dinâmicos são extremamente importantes na análise e no planejamento da operação de tais sistemas. Especificamente na área de controle, o objetivo do sistema de controle, dada a dinâmica do sistema é manter uma posição pré-determinada, mesmo sob o efeito de perturbações externas ou seguir uma referência. Para projetar um sistema de controle com alto desempenho é essencial que o modelo matemático seja fidedigno e retrate a realidade com boa precisão. O procedimento de se obter um modelo matemático baseado em leis físicas e nas relações que governam o comportamento do sistema é chamado modelagem (Ljung e Söderström, 1983). Entretanto, em circunstâncias especiais tais como: a presença de não linearidade, o conhecimento incompleto do sistema sob investigação ou quando o sistema apresenta propriedades que variam de maneira não previsível, a modelagem direta pode ser inconveniente ou mesmo impossível. Em tais situações, o sinal produzido pelo sistema pode ser utilizado para construir um modelo. Este processo é chamado identificação (Ljung e Söderström, 1983). O principal objetivo da identificação é obter um modelo matemático que descreva as características estáticas e dinâmicas do sistema sob investigação, com boa precisão. Usando este modelo, testes e experimentos podem ser realizados a fim de aprimorar o projeto do sistema de controle como um todo.

Missões espaciais que usam robôs e automação tiveram e têm grande importância, vários projetos utilizando manipuladores espaciais foram desenvolvidos e propostos nas últimas décadas. Robôs, quando corretamente projetados, são muito eficientes e normalmente apresentam grande precisão na execução de suas tarefas. Dessa forma, devido às suas características peculiares, tal alternativa torna-se muito atraente para aplicações espaciais. Entretanto, os parâmetros envolvidos na dinâmica dos robôs são muito sensíveis e extremamente dependentes ao ambiente operacional, por exemplo: gravidade, temperatura, etc. Nas missões espaciais, o robô poderá estar exposto a condições de micro-gravidade e sob grande variação de temperatura. Estudos (Heimann 1999) mostram que a temperatura de funcionamento afeta sensivelmente os parâmetros

das juntas robóticas, (por exemplo o torque de atrito). Tal influência, muito provavelmente afetará a dinâmica do robô. Assim, importantes características de desempenho do robô, as quais foram apropriadamente testadas em solo podem ser degradadas e conseqüentemente comprometer o sucesso da missão. Um dos motivos para essa deterioração no desempenho é que, normalmente, o sistema de controle está baseado na realimentação de estado e nos parâmetros de controle que foram otimizados para operação em solo, os quais após tal degradação já não serão mais ótimos. Caso a missão tenha também o objetivo de verificar o comportamento dos parâmetros físicos do sistema, tem-se uma tarefa adicional no processo de identificação de sistema, a qual deve ser selecionada cuidadosamente: o modelo que representará o sistema. Existe uma relação direta entre fidelidade na representação do sistema sob estudo e o modelo dinâmico (ou ordem, se a teoria de espaço de estados é aplicada) adotado. Assim, se a meta é a identificação de parâmetros físicos, a identificação e o processo de modelagem matemática devem estar harmoniosamente integrados.

1.1 - MOTIVAÇÃO

A identificação de parâmetros físicos é necessária em muitas aplicações tecnológicas, especialmente no setor aeroespacial e na robótica onde modelos matemáticos precisos são fundamentais tanto na fase de modelagem e no projeto do sistema de controle. Assim, a modelagem e identificação têm uma importância fundamental para o sucesso da missão. Existe uma grande diversidade de métodos de identificação, tanto no domínio do tempo quanto no domínio de frequência. Alguns usam teoria determinística (Algoritmos baseados em mínimos quadrados), outros teoria estocástica (Máxima Verossimilhança). Estes métodos também podem ser divididos em dois grupos: *off-line* e *on-line*. O número de algoritmos *on-line* é limitado devido a problemas de implementação e convergência. Na área de robótica, encontra-se poucos trabalhos relacionados com modelagem e identificação *on-line* de parâmetros físicos. Por outro lado, algoritmos *on-line* são bastante apropriados para utilização em controle preciso (essencial no controle adaptável, por exemplo) e também para análise do comportamento de parâmetros físicos. A maioria dos sistemas aeroespaciais apresentam algum tipo de não linearidade (no caso de satélites, flexibilidade dos painéis, por exemplo), no campo da robótica estas não linearidades estão presentes especialmente

devido ao atrito e também à flexibilidade típicas das juntas (articulações) do robô. O problema da não linearidade impõe grande restrição no processo de identificação, fazendo com que a maioria dos algoritmos existentes não possa ser utilizado. Entretanto, na maioria dos casos, os termos não-lineares são extremamente importantes quando se pretende estudar o comportamento dos parâmetros físicos diante de variações nas condições operacionais. Por outro lado, pode-se ter algoritmo de identificação eficiente mas um modelo matemático que não descreva o sistema com fidelidade. Nesta situação, os objetivos do controle certamente não serão plenamente satisfeitos. Percebe-se, portanto, o vínculo entre estimação e modelagem os quais têm papel fundamental no processo de identificação.

A dinâmica dos robôs é tipicamente complexa; esta complexidade aumenta sensivelmente em situações em que o robô deve operar em ambiente hostil, como é o caso de aplicações espaciais. Sob tais condições operacionais, a dinâmica será afetada principalmente pelas variações de temperatura, baixa gravidade, degradação de materiais, etc. Em tais condições de operação, o desempenho do robô certamente será afetado. Estes problemas podem ser minimizados através da utilização de um algoritmo on-line o qual atualiza constantemente os parâmetros que descrevem a dinâmica do robô a fim de garantir um desempenho ótimo sob qualquer condição operacional.

Este trabalho representa um passo na investigação de novos algoritmos e também na melhora de algoritmos de identificação já existentes. O algoritmo aqui derivado pode ser utilizado tanto na identificação de sistemas lineares quanto não-lineares. Uma precisa modelagem de junta (engrenagens) robótica foi também elaborada, a qual foi aplicada no experimento *Intelligent Robotic Joint* (IRJ). Durante as pesquisas, observou-se que por se tratar de um experimento com aplicação espacial, a questão da falha de sensores não poderia ser descartada. Assim, estratégias e algoritmos que minimizassem tais inconvenientes foram exaustivamente testados e investigados. Para solucionar tal problema, foi desenvolvido um algoritmo capaz de detectar e isolar possíveis falhas em sensores fundamentais. A principal contribuição desta tese é a precisa modelagem de uma junta (articulação) robótica, a investigação, o desenvolvimento de novos algoritmos de identificação, detecção e isolamento de falhas em sensores. Como resultado dessa investigação, novos avanços foram alcançados nos

seguintes campos: modelagem, identificação e detecção de falhas. Todos os algoritmos e estratégias desenvolvidas foram testadas utilizando medidas reais obtidas no experimento IRJ montado no *Deutsches Zentrum für Luf - und Raumfahrt* – Centro Espacial Alemão (DLR).

1.2 - REVISÃO DE LITERATURA

A seguir apresenta-se uma revisão bibliográfica enfocando os assuntos abordados nessa tese. Essa revisão é dividida em três grandes grupos: Algoritmos de identificação, identificação aplicada à robótica e detecção e isolamento de falhas.

1.2.1 - ALGORITMOS DE IDENTIFICAÇÃO

Uma quantidade razoável de trabalhos na área de identificação *off-line* pode ser encontrado na literatura. Estas técnicas podem ser aplicadas nas mais variadas áreas, neste trabalho, foca-se a área da robótica. A maioria desses métodos está baseado na teoria dos Mínimos Quadrados (LS – *Least Squares*). Nos trabalhos pesquisados, as medidas são coletadas e depois simultaneamente processadas. Na seqüência, um resumo de trabalhos relacionados com esta tese é apresentado.

Usando um estimador de mínimos quadrados, Fortescue *et al* (1981) projetaram um algoritmo que utiliza um fator de esquecimento variável, o qual penaliza ou não os dados passados. Este algoritmo apresentou algumas melhorias, tais como prevenção da explosão da matriz de covariância das estimativas e a subsequente instabilidade no controle.

Canudas de Wit C. e Carrillo J. (1990) apresentaram uma versão modificada de EW-RLS (*Exponentially Weighted Recursive Least Squares*) onde o fator de esquecimento foi otimizado utilizando-se a técnica dos multiplicadores Lagrange. O algoritmo mostrou-se satisfatório para aplicações em sistemas onde os erros são conhecidos (limitados). Por outro lado, devido à problemas numéricos, pode não fornecer resultados satisfatórios em algumas condições específicas.

O problema de identificação paramétrica de um sistema com incertezas na presença de informação a priori e ruído limitado foi estudado por Tempo (1995) e um algoritmo

ótimo “*worst case*” foi projetado. O algoritmo é do tipo suavizador e a principal inovação está no cálculo do erro de identificação, os quais são computados via SVD (Decomposição de Valor Singular) do modelo do sistema.

Usando estimação recursiva com incrementos, o problema de identificação de sistemas variantes no tempo foi estudado por Zhou e Cluet (1996). Nesta abordagem, o modelo do sistema não é considerado constante mas sim variante no tempo. Esta teoria pode ser aplicada no formalismo de caixa preta, um modelo ARX (*Auto Regressive model with eXogenous input*) por exemplo.

Para eliminar a deriva (*bias*) nas estimativas de LS, Zhang e Feng (1997) propõem um procedimento que emprega dois filtros os quais são usados para filtrar os sinais tanto na entrada quanto na saída do sistema. Então, um sistema aumentado com alguns pólos e zeros conhecidos é obtido. Usando este procedimento, a estimação pode ser independente do modelo de ruído usado.

Baseado na idéia de *set-membership*, Bai e Huang (2000) apresentaram um *Least Mean Squares* (LMS) e *Weighted RLS* (WRLS) visando solucionar o problema de seguir variações nos parâmetros (sistemas variantes no tempo) e também diminuir a sensibilidade a ruídos. A característica principal deste algoritmo é o fato dele não exigir o conhecimento explícito das fronteiras dos ruídos.

Para melhorar a capacidade de seguir sistemas variantes no tempo, Lozano *et al* (2000), introduziram modificações no LS convencional. As modificações envolvem a adição de condições extras tanto nas leis de atualização dos parâmetros quanto na matriz de covariância. Este algoritmo fornece uma estimativa limitada que pode ser útil quando aplicado no contexto de controle adaptável, apesar de sua complexidade.

1.2.2 - IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS APLICADOS NA ROBÓTICA

A tarefa de identificação aplicada aos robôs recebeu muita atenção nas últimas décadas. O crescimento em importância vem do fato de que as indústrias, para cumprir as exigências do mercado globalizado, automatizam cada vez mais o processo de produção. No setor aeroespacial, o uso de robôs está se tornando comum e atrativo, especialmente após a viabilização do projeto da EEI (Estação Espacial Internacional),

uma vez que as exigências e os propósitos de operação da EEI seriam quase que impraticáveis sem uso de robôs.

O uso de técnicas de identificação para aumentar a confiabilidade na modelagem e também para melhorar precisão nas tarefas executadas por robôs começaram por volta de duas décadas atrás. A seguir são apresentados alguns trabalhos que diretamente enfocam o problema estudado nesta tese.

Para identificar o atrito e a inércia de um robô com articulações rotativas, Olsen e Bekey (1985) derivaram uma formulação onde as equações dinâmicas são escritas como uma combinação linear de medidas e parâmetros desconhecidos. Dessa forma, os parâmetros podem ser identificados usando um procedimento baseado nos mínimos quadrados padrão.

Usando as equações de Newton-Euler para relacionar linearmente as medidas e os parâmetros inerciais, Atkeson *et al* (1986) realizaram algumas comparações entre o modelo real (obtido através das técnicas de identificação) e os modelos de CAD/CAM. Os resultados mostraram diferenças significativas entre os dois modelos, sendo que o modelo identificado foi sempre mais fidedigno na representação do sistema real. O processo de otimização foi baseado nos mínimos quadrados convencional.

Usando um robô industrial, Specht e Isermann (1988) aplicaram o RLS padrão para identificar alguns parâmetros dinâmicos tais como inércia, atrito e força gravitacional. A estratégia mostrou que o uso de identificação integrada à malha de controle resulta numa grande melhora no desempenho e na precisão do robô.

O problema de identificar parâmetros em robôs com muitos graus de liberdade (DOF) foi estudado por Canudas de Wit e Aubin (1990), onde uma identificação seqüencial foi proposta. Nessa estratégia o processo de identificação começa das juntas externas (*end effector*) para as mais internas. Assim, neste processo, na identificação dos parâmetros que pertencem ao nível mais baixo, os parâmetros que pertencem ao nível mais alto são considerados conhecidos. Esta idéia permite diminuir o número de parâmetros a ser identificado mas os efeitos devido a acoplamentos são perdidos. O processo de otimização pode ser *off-line* (LS convencional) ou *on-line* (WRLS, por exemplo).

A modelagem e o projeto do sistema de controle de um micromanipulador montado em uma estrutura flexível é apresentado por Góes *et al* (2001). As equações dinâmicas do sistema são obtidas através da aplicação do princípio estendido de Hamilton e métodos dos modos assumidos. Os resultados mostram que a lei de controle fornece uma resposta em malha fechada estável.

Para projetar um controle de ganho escalonado, Gomes e Chrétien (1992) escreveram as equações dinâmicas em uma forma que permite fazer linearizações. O modelo de atrito utilizado possui dependência linear nas medidas. Os resultados mostraram que a combinação identificação/controle é muito útil, melhorando significativamente o nível de precisão.

Usando um modelo simples (desacoplado) e sua solução harmônica, Pfeiffer e Hölzl (1995) mostraram que é possível recuperar alguns parâmetros dinâmicos através da aplicação de torques estáticos e também procedimentos dinâmicos. Essa estratégia permite que o processo de identificação seja simplificado.

Hanssen *et al* (2000) desenvolveram uma estratégia que não emprega nenhum sensor de força/torque para identificar um número grande de parâmetros do modelo de pulso de um manipulador. Nesta modelagem, o sistema robótico é considerado rígido e o modelo final foi também linearizado. Os resultados obtidos se mostram satisfatórios quando as imposições da linearização são respeitadas.

Quando se tem por meta somente o ajuste (estimação) da saída de um sistema, sem se importar com o significado físico dos parâmetros que aparecem no modelo dinâmico, diversos métodos podem ser empregados nessa tarefa. Se o sistema é linear ou se a não linearidade não é acentuada, os métodos ARX, *Auto Regressive model moving average with Exogenous Input* (ARMAX), *Box e Jenkins model* (BJ), etc. podem fornecer resultados satisfatórios. Se o sistema é não-linear a teoria ARMAX *Non-linear* (NARMAX) pode ser empregada com sucesso.

Uma solução interessante é apresentada por Blaszkowski *et al* (1998), onde a técnica de deconvolução discretizada no tempo foi usada para calcular os parâmetros do sistema.

Usando esta técnica, a resposta impulso de uma máquina industrial foi estimada com sucesso.

Aplicando uma técnica de filtragem não-linear, Elhami e Brookfield (1997) propuseram uma identificação seqüencial do atrito de Coulomb e também do atrito viscoso das engrenagens de um robô. A complexidade para se modelar o atrito de engrenagens de um robô foi enfatizada e um modelo assimétrico para o atrito de Coulomb também foi proposto. É também evidenciado o nível de dificuldade encontrado quando se pretende modelar uma engrenagem robótica com alto grau de fidelidade.

Existe uma quantidade considerável de trabalho na área da tribologia (o estudo do contato entre superfícies, que engloba três assuntos: atrito, desgaste e lubrificação). Armstrong-Helouvry (1991, 1992) apresenta vários modelos que tentam descrever o comportamento de atrito com diferentes níveis de fidelidade. Estes trabalhos podem ser utilizados como base na tarefa de identificação. Outro importante estudo e modelagem de atrito é apresentada em Olsson (1992), onde foram discutidos e detalhados vários aspectos do atrito. Um novo modelo de fricção também foi proposto.

O efeito da variação de temperatura no comportamento de fricção foi investigado por Heimann (1999). Foi mostrado que o atrito nas engrenagens de robô é muito dependente da temperatura de operação. Os parâmetros físicos foram identificados através de um procedimento *off-line* (LS convencional).

Quando elevada precisão é requerida, como em aplicações espaciais, é necessário levar em conta os detalhes internos das engrenagens de robô. Devido à praticamente inexistência de folga e também por causa de alta redução obtida em dispositivos compactos, o HD (*Harmonic Drive* - Redutor Harmônico) é muito usado tanto na robótica como também no setor aeroespacial. O HD tem uma construção muito particular: simples no ponto de vista mecânico mas complicado de ser modelado se o requisito de precisão for alto. O problema principal na modelagem do HD é devido às inerentes não linearidades tanto no atrito quanto na flexibilidade.

Marilier e Richard (1989) apresentaram um novo modelo simplificado para representar a dinâmica de uma junta robótica. Tal modelo foi usado no controle de um robô industrial, os resultados revelaram uma aceitável precisão.

Um trabalho exaustivo na modelagem dos HD é apresentado por Tuttle (1992), onde diferentes modelos de HD são propostos e também um estudo comparativo entre complexidade e precisão foi mostrado. Seyfferth *et al* (1995), estudando a dinâmica do HD, propuseram um modelo no qual a flexibilidade da engrenagem é descrita por uma função quadrática, fato não muito comum na análise da flexibilidade de sistemas mecânicos. O conceito de histerese foi também introduzido na tentativa de se obter um melhor ajuste nos dados experimentais.

A literatura focando a análise e o estudo da dinâmica de um robô, visando uma aplicação espacial, não é muito vasta e os trabalhos diretamente relacionados não são numerosos. A seguir apresenta-se alguns trabalhos que tratam do problema de modelagem, mais especificamente da identificação de parâmetros ou modelos.

Gorter (1992) apresentaram um modelo simplificado para a caixa de redução do experimento HERA (Braço do Robô Hermes). O robô HERA foi projetado para ser usado em missões do veículo espacial europeu HERMES. Vários problemas relacionados à operação no ambiente espacial e as dificuldades no ajuste do sistema de controle também foram diagnosticados.

Usando o ETS -VII (*Engineering Test Satellite -VI*), como sistema de teste, Adachi *et al* (2000) desenvolveram uma experiência para verificar a validade do modelo matemático do ETS - VII que foi obtido em solo. O propósito da experiência era também comparar duas técnicas diferentes: um modelo caixa preta polinomial e o método de subespaço baseado em modelos de espaço de estados. Usando esta teoria, a meta principal era somente estimar a saída do sistema dado uma entrada conhecida. Não havia nenhum interesse na modelagem ou estudar o comportamento de parâmetros físicos. A vantagem do método baseado na teoria de subespaço em relação aos modelos caixa preta polinomiais foi verificada.

O uso de métodos de subespaço na identificação de robôs não é muito comum devido à inerente característica linear dessa abordagem. Outra aplicação de métodos de identificação de subespaço no campo da robótica foi desenvolvida por Johansson *et al* (2000). Vários métodos baseados na teoria de subespaço foram testados e comparados. Paralelamente, um procedimento para calcular a força de atrito nas articulações do robô também foi proposta.

Shi *et al* (2000) desenvolveram um experimento para investigar a dinâmica de um robô em condições semelhantes às encontradas no espaço. A experiência consistia em um manipulador com duas articulações montadas horizontalmente e sustentados por correntes de ar. A identificação do atrito nas articulações foi realizada de uma maneira independente, usando-se somente os HD, os braços foram removidos neste teste. Uma vez mais, o uso da identificação mostrou-se extremamente útil para se conseguir a precisão desejada.

Buscando algoritmos de identificação que são efetivos na identificação de parâmetros em sistemas variantes no tempo e que apresentassem pequena carga computacional, Silva *et al* (2000) apresentaram uma versão modificada do RLS que utiliza o erro relativo da estimativa passada para ajustar fator de esquecimento e conseqüentemente o desempenho do processo de identificação. O algoritmo foi usado para identificar os parâmetros dinâmicos do experimento IRJ montado no DLR que futuramente poderá ser utilizado na EEI. O problema de se identificar parâmetros que tenham significado físico na maioria dos casos, requer modelos matemáticos baseados em equações diferenciais, as quais representam as características físicas do sistema foi também estudado.

Buscando um refinamento não somente nos métodos de identificação mas também na modelagem, Schäfer e Silva (2000) apresentaram uma modelagem detalhada do HD onde os termos não-lineares (normalmente ignorados) tanto na flexibilidade quanto no atrito foram considerados. Um outro problema que surge no processo de identificação de parâmetros físicos é a escolha da estrutura (modelo) que apresente uma boa relação entre complexidade e precisão na obtenção dos parâmetros. Testes comparativos não somente na inclusão de parâmetros no modelo de uma junta robótica mas também entre estruturas diferentes é apresentado em Silva e Schäfer (2001).

O problema de identificação envolvendo parâmetros lineares e não-lineares foi enfocado por Silva *et al* (2000). Um algoritmo integrado que identifica parâmetros lineares e não-lineares a baixo custo computacional foi desenvolvido. Testes computacionais usando dados mistos (dados reais e simulados) mostraram que o algoritmo possui grande habilidade em seguir o sinal de referência mesmo sob o efeito de consideráveis variações nos parâmetros; sejam eles lineares ou não-lineares. A aplicação deste algoritmo em um problema matricial e utilizando-se somente dados experimentais é apresentada em Silva *et al* (2001).

No processo de identificação é necessário seguir alguns passos padrões, um deles é a seleção da trajetória que assegurará que todos os estados relacionados com os parâmetros sejam corretamente excitados. Existem alguns procedimentos que permitem o projeto de trajetórias ótimas. Swevers *et al* (1997) propõem uma estratégia interessante que faz uso de uma série de senos e co-senos para projetar uma trajetória ótima. A estratégia proposta é eficiente se as engrenagens são consideradas rígidas, mas não pode ser aplicada quando um novo grau de liberdade (elasticidade) é introduzido no modelo de engrenagem. Outra teoria que é comumente usada para aferir o nível de excitação nas medidas é minimizar o número condicionado (*condition number*) da matriz formada pelas medidas (matriz de informação). Esta teoria foi usada para encontrar as trajetórias ótimas nos trabalhos de Armstrong (1987) e Heimann (1999).

1.2.3 - FALHAS EM SENSORES

O problema de se localizar e isolar falhas é de grande importância nos sistemas de engenharia. Pode-se encontrar na literatura duas teorias distintas, a que se baseia na redundância de hardware e outra que se baseia em teoria analítica e filtros. Dessa forma, foram realizados estudos na detecção e no isolamento de sensores em caso de falhas utilizando a teoria analítica. Assim, alguns trabalhos correlatos são apresentados a seguir.

O problema de detecção e estimação em sistemas lineares foi estudado por Caglayan (1980). Um algoritmo baseado no estimador de mínimos quadrados médio foi desenvolvido. Uma outra importante característica do procedimento desenvolvido foi o

emprego de um número reduzido de filtros no processo de detecção e isolamento da falha.

Um estudo focalizando os diversos métodos e técnicas úteis na detecção e no isolamento de falhas pode ser encontrado no “*survey*” de Gertler (1988).

Usando a estratégia da redundância analítica, Yang *et al* (1988) apresentam um procedimento baseado na idéia de sistema *mestre e escravo* para detectar falhas em um sistema em que os parâmetros não são totalmente conhecidos. Na implementação de tal estratégia, foi utilizado um estimador do tipo RLS. Na prática, tal procedimento reinicializa o estimador quando o erro atinge limites previamente especificados. Tal estratégia poderia ser empregada com sucesso em problemas onde somente a saída da planta seria desejada.

Aplicando a teoria de identificação em espaço de estado, Zimmerman e Lyder (1993), apresentam uma interessante estratégia para diagnosticar falhas de sensores montados em estruturas flexíveis. O processo de detecção é baseado na análise das matrizes de estado e não na saída de bancos de filtros, fato que usualmente é adotado. Esta estratégia associada a métodos de identificação usando a teoria de espaço de estados mostra-se muito interessante pois permite não somente a detecção mas também determinar a possível causa da falha.

Aplicando a teoria de sistema bilinear, Yu e Shields (1996) propuseram um filtro bilinear para sistemas operando com entradas desconhecidas. Tal algoritmo foi aplicado em uma máquina hidráulica e os resultados mostraram-se satisfatórios se algumas condições na matriz de erros forem respeitadas.

Um outro “*survey*” focalizando o problema de detecção e isolamento de falhas é apresentado por Leohardt e Ayoubi (1997). Neste “*survey*”, é também discutido o emprego de técnicas da Inteligência Artificial (IA) como redes neurais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos no processo de detecção e isolamento de falhas em sensores.

Um extenso estudo na área de estimação, detecção e isolamento de falhas é apresentado em Basseville (1997). Vários critérios para monitorar os resíduos e regras de decisão são também apresentados.

Usando a teoria de *minimax*, Yin (1998) apresenta um procedimento para a classificação e detecção de falhas. O procedimento é projetado de tal forma que um balanço entre a robustez e a optimalidade seja alcançada. O procedimento *minimax* é utilizado para minimizar o máximo da declaração errônea de falhas.

O problema de detectar e isolar falhas múltiplas foi abordado por Keller (1999). Uma estrutura especial do filtro de Kalman é utilizada para detectar e isolar falhas que ocorrem seqüencialmente ou simultaneamente. Quando uma falha é declarada, a componente correspondente é retirada do processo de estimação, minimizando, portanto, o efeito sobre os estados que estão sendo estimados.

1.3 - ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está organizado em 5 capítulos da seguinte forma:

- Capítulo 1 – Introdução, motivação e revisão bibliográfica ;
- Capítulo 2 – O foco principal deste capítulo é a modelagem. Diversas classes de modelos que podem ser utilizados na representação de um sistema dinâmico são descritas. É também apresentada uma detalhada modelagem do redutor harmônico, enfocando diversos tipos de transmissão. Finalmente, a modelagem do experimento IRJ é apresentada.
- Capítulo 3 – Neste capítulo, diferentes métodos de identificação e estimação são desenvolvidos e apresentados. Uma técnica para seleção de trajetórias que forneçam adequada excitação dos parâmetros a ser identificados é também apresentada.
- Capítulo 4– Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir da utilização dos modelos matemáticos derivados no Capítulo 2 e dos métodos de identificação desenvolvidos no Capítulo 3. Os resultados são organizados num crescente nível de complexidade: Inicia-se com modelos simplificados e encerra-se com a utilização de modelos complexos e também com a simulação de falhas em sensores.

- Capítulo 5 – Neste capítulo, apresenta-se as conclusões e as sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

MODELOS E MODELAGEM

2.1 - INTRODUÇÃO

Normalmente, a identificação de parâmetros está baseada em um modelo ou estrutura, a qual é responsável pela representação do sistema físico em estudo. Existem diversas maneiras de se representar um sistema. Um sistema pode ser representado através de equações diferenciais que regem a dinâmica do sistema, equações de recorrência, espaço de estado, etc. As duas últimas alternativas são comumente conhecidas como caixa preta. Essa idéia parte do princípio de que se está somente interessado em estimar a saída de um sistema, dadas as entradas e saídas passadas. O significado dos parâmetros ou a “dinâmica” que governa tal sistema é algo secundário. Em tais modelos, a precisão da estimação é obtida através de ajustes no número de medidas passadas (representado por n_a no modelo ARX, por exemplo) que são usadas no processo ou através da ordem (dimensão da matriz A na representação em espaço de estados) do sistema, no caso da representação por espaço de estados. A escolha entre modelos representados por equações diferenciais ou modelos denominados caixa preta dependerá exclusivamente dos objetivos a serem alcançados. Caso o objetivo seja monitorar o comportamento de parâmetros físicos, modelos baseados em equações diferenciais devem ser utilizados. Por outro lado, se o objetivo é simplesmente monitorar a saída de um sistema, os modelos caixa preta satisfazem plenamente tal requisito. Os modelos em que os parâmetros possuem significado físico são denominados *modelos fenomenológicos*, já os modelos em que os parâmetros não possuem significado físico são denominados *modelos comportamentais*. A Tabela 2.1 traça um comparativo entre os modelos fenomenológicos e modelos comportamentais.

TAB. 2.1 - COMPARAÇÃO ENTRE MODELOS

	Modelos Fenomenológicos	Modelos Comportamentais
Parâmetros	têm significado concreto	não têm nenhum significado concreto
Esforço de simulação & Tempo de processamento	demorada e dispendiosa	rápida e fácil
Informação a Priori	considerada	não considerada
Domínio de validade	grande (se a estrutura estiver correta)	restrito

Embora, neste trabalho o objetivo principal é a identificação de parâmetros que representem grandezas físicas, isto é, modelos fenomenológicos, a seguir apresentam-se alguns modelos caixa preta clássicos. Este tipo de identificação (*black box*) será usada na estratégia de detecção de falhas a ser apresentada no Capítulo 4.

2.2 - MODELOS CAIXA PRETA

2.2.1 - O MODELO ARX

O modelo Auto Regressivo com entrada externa (ARX) é diretamente relacionado com a função de transferência discreta de um sistema. É um dos modelos de função de transferência mais simples que existe e esta é uma das razões pela qual este modelo é amplamente utilizado.

O modelo ARX é definido como sendo uma equação de diferenças linear de saídas e de entradas. Para um sistema SISO (uma entrada e uma saída), o modelo ARX é escrito como:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_{n_a} y(k-n_a) = b_1 u(k-1) + \dots + b_{n_b} u(k-n_b) + e(k) \quad (2.1)$$

onde

- k = índice de tempo
- $y(k-i)$ = saída i instantes anteriores
- $u(k-i)$ = entrada i instantes anteriores
- $e(k)$ = erro residual
- n_a = número dos coeficientes a
- n_b = número dos coeficientes b

A Equação(2.1) pode ser escrita como

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + e(k) \quad (2.2)$$

onde os polinômios $A(q)$ e $B(q)$ são definidos em termos do operador de atraso q^{-1}

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}$$

$$B(q) = b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b}$$

O termo $A(q)y(k)$ na Equação(2.2) corresponde a parcela AR (Auto Regressivo) do modelo ARX e o termo $B(q)u(k)$ corresponde a entrada externa. Rescrevendo a Equação(2.2) na forma de função de transferência tem-se

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{1}{A(q)}e(k) \quad (2.3)$$

O termo $\frac{B(q)}{A(q)}$ representa a função de transferência discreta da planta.

2.2.2 - O MODELO ARMAX

O modelo ARMAX é similar ao modelo ARX o qual usa uma seqüência de entradas passadas e saídas “filtradas” pelo modelo. Entretanto, o modelo ARMAX também filtra os erros residuais visando uma melhor caracterização das perturbações que estão entrando no sistema. Da mesma forma que os modelos ARX, os modelos ARMAX podem também serem considerado como uma função de transferência da planta que está sendo identificada.

Para sistemas SISO, a equação de diferenças ARMAX é escrita como

$$y(k) + a_1y(k-1) + \dots + a_{n_a}y(k-n_a) = b_1u(k-1) + \dots + b_{n_b}u(k-n_b) + e(k) + c_1e(k-1) + \dots + c_{n_c}e(k-n_c) \quad (2.4)$$

onde os termos

$e(k-i)$ = é um ruído branco na entrada i instante anteriores

n_c = é o número de coeficientes c

Similarmente ao modelo ARX, o modelo ARMAX é escrito como

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + C(q)e(k) \quad (2.5)$$

onde $A(q)$ e $B(q)$ são os mesmos definidos para o modelo ARX e $C(q)$ é definido como

$$C(q) = c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}$$

O modelo ARMAX incorpora o termo adicional $C(q)e(k)$ que é correspondente parcela *moving average* (MA).

Escrevendo Equação(2.5) na forma de função de transferência

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{A(q)}e(k) \quad (2.6)$$

De maneira semelhante ao modelo ARX, o termo $\frac{B(q)}{A(q)}$ é a função de transferência discreta da planta e o termo $\frac{C(q)}{A(q)}$ funciona como um filtro do erro residual.

De maneira geral, os modelos podem ser escritos de uma forma generalizada

$$A(q)y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \quad (2.7)$$

Dependendo dos polinômios utilizados, diferentes modelos caixa preta SISO podem ser obtidos. A Tabela 2.2 mostra algumas das combinações mais comuns.

TAB. 2.2 - MODELOS CAIXA PRETA CONVENCIONAIS

POLINÔMIO NA EQUAÇÃO 2.7	NOME DO MODELO
B	FIR (FINITE IMPULSE RESPONSE)
AB	ARX
ABC	ARMAX
AC	ARMA
ABD	ARARX
$ABCD$	ARARMAX
BF	OE (OUTPUT ERROR)
$BFGD$	BJ (BOX-JENKINS)

2.2.3 - MODELOS NA FORMA DE ESPAÇO DE ESTADOS

2.2.3.1 - SISTEMAS CONTÍNUOS

Na forma de espaço de estados, a relação entre a entrada, ruído, e sinais de saída é escrita na forma de um sistema de equações diferenciais de primeira ordem ou equações de diferenças usando um vetor auxiliar $x(t)$. Esta formulação foi muito difundida após os trabalhos de Kalman (1960) na área de predição e controle linear quadrático.

Para a maioria dos sistemas físicos, é mais fácil construir modelos usando conhecimentos físicos na forma de sistemas contínuos do que na forma discreta, simplesmente porque a natureza pode ser expressa como relações contínuas (Leis de Newton, relações nos circuitos elétricos, etc.). Dessa forma, a modelagem normalmente leva a uma representação da forma

$$\dot{x}(t) = A(\Theta)x(t) + B(\Theta)u(t) \quad (2.8)$$

onde as matrizes A e B possuem dimensões apropriadas ($n \times n$ e $n \times m$, respectivamente para um estado n dimensional e um vetor de controle m dimensional). A diferenciação com relação ao tempo é representada por ponto sobre a variável, além disso o vetor Θ tipicamente corresponde a valores desconhecidos de coeficientes físicos, constantes de materiais, etc. A modelagem é usualmente feita em termos das variáveis de estado, as quais normalmente possuem significado físico (posição, velocidade, etc.) e as saídas são normalmente combinações dos estados. Definindo $\eta(t)$ como sendo medidas obtidas por meio de sensores ideais (isto é, livre de ruídos)

$$\eta(t) = Cx(t) \quad (2.9)$$

Definindo p como o operador de diferenciação, a Equação (2.8) pode ser escrita como

$$[pI - A(\Theta)]x(t) = B(\Theta)u(t) \quad (2.10)$$

significando que a função de transferência entre u e η na Equação (2.9) é

$$\begin{aligned} \eta(t) &= H(p, \Theta)u(t) \\ H(p, \Theta) &= C[pI - A(\Theta)]^{-1}B(\Theta) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Dessa forma, obtemos um modelo de função de transferência contínuo do sistema, parametrizada em termos dos coeficientes físicos.

2.2.3.2 - SISTEMAS DISCRETOS

Como a maioria dos estudos utiliza processos computacionais e também devido à aquisição de dados, muitas vezes torna-se necessário representar um sistema na forma discreta. Supondo que as entradas são constantes durante um período de amostragem T

$$u(t) = u_k = u(kT), \quad kT \leq t \leq (k+1)T \quad (2.12)$$

então a Equação (2.8) pode ser facilmente solucionada de $t = kT$ a $t = kT + T$

$$x(kT + T) = A_d(\Theta)x(kT) + B_d(\Theta)u(kT) \quad (2.13)$$

onde $A_d = e^{A(\Theta)T}$

$$B_d = \int_{\tau=0}^T e^{A(\Theta)\tau} B(\Theta) d\tau$$

Analogamente à Equação (2.11), o modelo de função de transferência do sistema discreto é representado por

$$H_d(q, \Theta) = C[qI - A_d(\Theta)]^{-1} B_d(\Theta) \quad (2.14)$$

2.3 - MODELOS FENOMENOLÓGICOS

A classe de modelos fenomenológicos é formada por modelos obtidos através da aplicação de leis da física no processo de modelagem. Normalmente estes modelos são representados por um conjunto de equações diferenciais. Neste trabalho, como um dos objetivos principais é estudar o comportamento de parâmetros físicos de uma junta robótica, a estrutura adotada pertence ao grupo de modelos fenomenológicos. Ou seja, os modelos são obtidos a partir da aplicação de leis físicas, as quais governam a dinâmica do sistema sob investigação. Tais modelos apresentam parâmetros, dos quais se tem pouca ou nenhuma informação sobre o seu valor e o seu comportamento durante a operação. Uma solução efetiva para determinar o valor destes parâmetros é a aplicação de métodos de identificação. Neste processo, os parâmetros podem ser determinados através da utilização de informações (medidas) fornecidas por sensores colocados no experimento real. No Capítulo 4 deste documento são apresentados diferentes algoritmos utilizados na estimação de tais parâmetros.

2.4 - MODELAGEM DO REDUTOR HARMÔNICO (HD)

2.4.1 - INTRODUÇÃO

A modelagem matemática de um sistema é uma etapa fundamental em qualquer investigação científica, uma vez que todo planejamento de operação e controle são

baseados em tais modelos. Um outro aspecto relacionado com a modelagem é o grau de realismo com que se pretende representar o sistema real. Quanto mais realista for o modelo mais complexo este será e, teoricamente, mais preciso na representação do sistema sob investigação. Assim, é necessário encontrar um equilíbrio entre complexidade e fidelidade. Especificamente neste trabalho, os modelos derivados serão utilizados posteriormente por algoritmos de identificação. Nesse caso, um modelo complexo pode introduzir um número muito grande de parâmetros a serem identificados e até mesmo termos não-lineares nas medidas. Esse fato torna a tarefa de identificação extremamente dispendiosa em termos computacionais e também compromete a precisão dos resultados. A seguir apresenta-se uma detalhada modelagem de uma junta robótica, onde o nível de complexidade é gradativamente aumentado visando atingir um determinado grau de realismo.

2.4.2 - MODELAGEM DO REDUTOR HARMÔNICO DE ENGRENAGEM (*HARMONIC DRIVE HD*)

O redutor harmônico é um sistema de redução que devido às suas excelentes qualidades tais como:

- Tamanho compacto;
- Baixo peso;
- Grande razão de redução;
- Alto rendimento
- Posicionamento e repetibilidade;
- Elevada capacidade de torque;
- Ausência de folga;
- Grande rigidez torsional;
- Reversível: é possível redução ou aumento de velocidade.

é largamente utilizado no setor aeroespacial e também na área da robótica.

O redutor harmônico é composto basicamente de três elementos (Figura 2.1):

a) *Wave Generator (wg)*

O *wave generator* é um fino rolamento de esferas com formato elíptico funcionando como um eficiente conversor de torque.

b) *Flexspline (fs)*

A *flexspline* é um cilindro de aço flexível com dentes externos.

c) *Circular Spline (cs)*

Um anel de aço maciço com dentes internos.

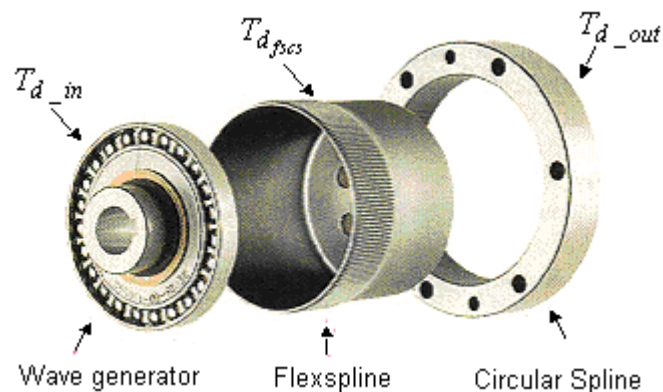


Fig. 2.1 - Vista interna do Redutor Harmônico.

Combinando estes elementos e a configuração de montagem, vários modelos matemáticos podem ser obtidos, dependendo dos detalhes considerados nas equações.

2.4.2.1 - PRINCÍPIO DE FUNCIONAMENTO DO REDUTOR HARMÔNICO

A *fs* possui diâmetro ligeiramente menor que a *cs*, o que resulta em dois dentes a menos que em sua circunferência externa. Ela possui o formato elíptico devido à ação do *wg* e os seus dentes engastam nos dentes da *cs* na direção do semi-eixo maior da elipse. Tão logo o *wg* inicie o movimento no sentido horário, a área de contato dos dentes se move juntamente com o semi-eixo maior da elipse. Quando o *wg* completa uma rotação de

180° no sentido horário, a *fs* possui um atraso de um dente relativo à *cs*. Em cada volta do *wg*, a *fs* é movida um dente no sentido anti-horário com relação à *cs* (Figura 2.2)

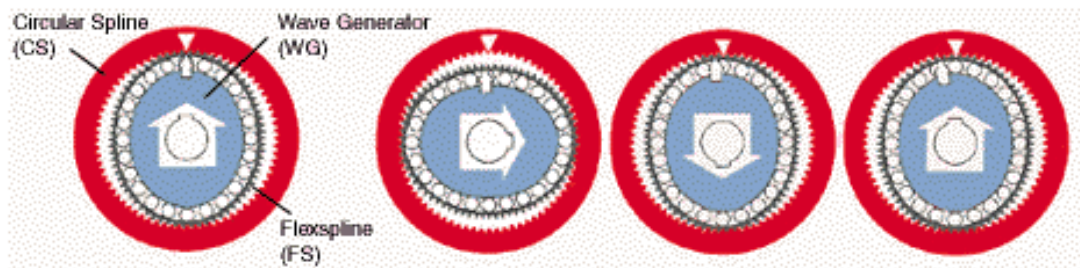


Fig. 2.2 - Funcionamento do Redutor Harmônico.

A seguir, quatro modelos serão obtidos, começando com um simples e terminando com um mais complexo. Também, serão enfocadas duas configurações de montagem do redutor harmônico. Estas configurações diferem uma da outra devido à direção de rotação: No primeiro caso, o motor e a carga (saída) têm o mesmo sentido de rotação, na segunda configuração o motor e a saída têm sentido de rotação opostos. Finalmente, a configuração utilizada no experimento IRJ é descrita. A abordagem utilizada na modelagem é semelhante a encontrada em Tuttle (1992).

O procedimento de modelagem é baseado nas leis de Newton, as quais são usadas para determinar as forças de interação dinâmica e derivar as equações de movimento. As duas diferentes configurações do redutor harmônico são representadas nas Figuras 2.3 e 2.4. Nestas figuras o modelo do redutor harmônico é tratado como uma caixa preta (ou seja, não se usa nenhum modelo de HD) com três portas as quais transmitem o torque e rotação “sentida” pelo gerador de onda, flexspline e spline circular. Futuramente esta caixa preta será substituída por um dos modelos de redutor harmônico a ser derivado.

2.4.3 - DIFERENTES CONFIGURAÇÕES DE MONTAGEM DE UM REDUTOR HARMÔNICO

2.4.3.1 - CONFIGURAÇÃO 1

Nesta configuração, o gerador de onda está preso ao eixo do motor que está montado na spline circular sendo que a flexspline é fixa. A saída é obtida através da spline circular. Dois torques dissipativos são também considerados, como mostrado na Figura 2.3, um atuando na entrada e outro na saída.

Aplicando a Lei de Newton, a equação de movimento para configuração 1 pode ser escrita como:

$$J_{in} \ddot{\theta}_{in} = T_m - T_{b_in} - T_{wg} \quad (2.15)$$

e

$$J_{out} \ddot{\theta}_{out} = T_{cs} - T_{b_out} + T_{b_in} \quad (2.16)$$

Escrevendo as expressões para os torque em termos de θ_{in} , θ_{out} e suas respectivas velocidades, assumindo que o torque dissipativo é uma função linear da velocidade, obtém-se:

$$T_{b_in} = b_{in} (\dot{\theta}_{in} - N\dot{\theta}_{out}) \quad (2.17)$$

$$T_{b_out} = b_{out} \dot{\theta}_{out} \quad (2.18)$$

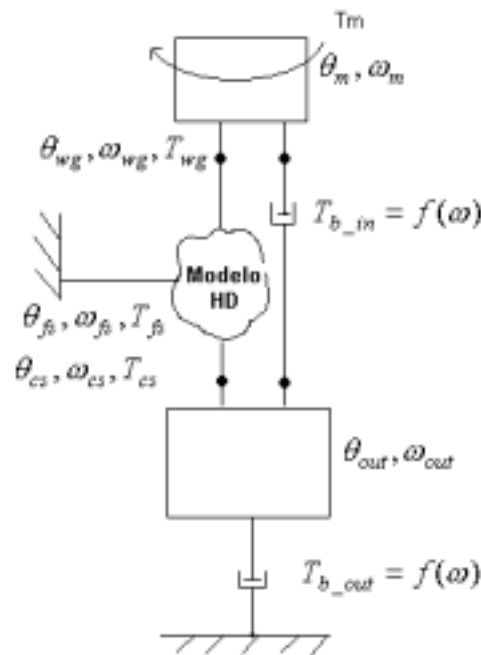


Fig. 2.3 - HD Configuração 1.

Assume-se que o torque de motor é proporcional à corrente produzida pelos amplificadores, dessa forma

$$T_m = K_t I_m \quad (2.19)$$

Os torque T_{wg} e T_{cs} podem ser determinados especificando os vínculos cinemáticos das três componentes do modelo de HD a ser apresentado posteriormente. Uma vez que cada uma das partes do HD ou está fixa ou é diretamente acoplada a uma das inércias, os vínculos cinemáticos podem ser representados como

$$\theta_{wg} = \theta_{in} \quad (2.20)$$

$$\theta_{fs} = 0 \quad (2.21)$$

$$\theta_{cs} = \theta_{out} \quad (2.22)$$

2.4.3.2 - CONFIGURAÇÃO 2

Nesta configuração, o gerador de onda está acoplado ao eixo do motor que está montado na spline circular, sendo que a mesma é fixa. A saída é obtida através de flexspline. Semelhante à configuração 1, são considerados também dois torques dissipativos, um no lado do motor e outro atuando na saída.

Para a configuração 2 do HD, de acordo com Figura 2.4, tem-se

$$J_{in} \ddot{\theta}_{in} = T_m - T_{b_in} - T_{wg} \quad (2.23)$$

$$J_{out} \ddot{\theta}_{out} = -T_{fs} - T_{b_out} \quad (2.24)$$

O torque dissipativo na saída é obtido de acordo com a Equação (2.18) e o torque dissipativo na entrada é determinado por

$$T_{b_in} = b_{in} \dot{\theta}_{in} \quad (2.25)$$

De acordo com os vínculos cinemáticos nas três diferentes portas, nesta configuração de HD tem-se

$$\theta_{wg} = \theta_{in} \quad (2.26)$$

$$\theta_{fs} = \theta_{out} \quad (2.27)$$

$$\theta_{cs} = 0 \quad (2.28)$$

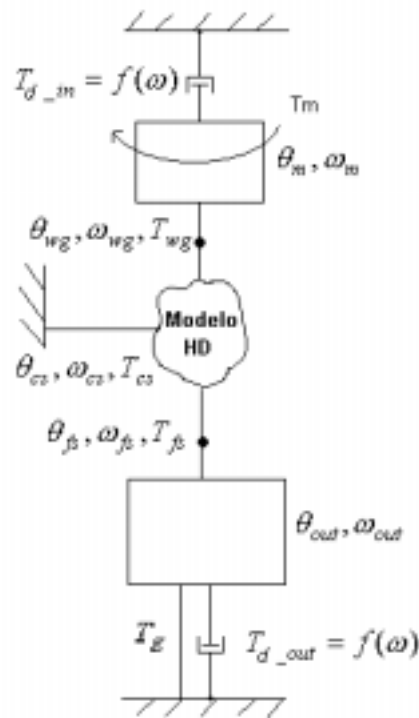


Fig. 2.4 - HD Configuração 2.

2.4.4 - MODELOS DE REDUTORES HARMÔNICOS

2.4.4.1 - TRANSMISSÃO IDEAL – MODELO 1

Este é o modelo de HD mais simples; sua configuração é mostrada na Figura 2.5. Nesta configuração, o HD funciona como uma caixa de redução simples.

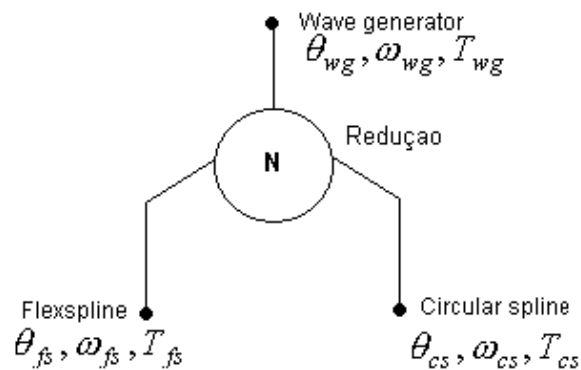


Fig. 2.5 - Redutor Harmônico modelo 1 – transmissão Ideal.

Baseado nos valores fornecidos pelo fabricante, usando a relação de redução N , o modelo de transmissão do Redutor Harmônico pode ser representado por

$$\theta_{wg} = (N + 1)\theta_{cs} - N\theta_{fs} \quad (2.29)$$

$$\omega_{wg} = (N + 1)\omega_{cs} - N\omega_{fs} \quad (2.30)$$

$$T_{wg} = \frac{1}{(N + 1)}T_{cs} = \frac{1}{N}T_{fs} \quad (2.31)$$

2.4.4.2 - TRANSMISSÃO COM ATRITO – MODELO 2

No Redutor Harmônico existe uma considerável dissipação de energia, esta dissipação normalmente está relacionada a duas fontes diferentes

- Perdas nos rolamentos do gerador de onda;
- Fricção devido ao contato entre os dentes da engrenagem.

A maioria da energia é dissipada na fricção entre dentes da flexspline e spline circular. Baseado nesta observação, é proposto o seguinte modelo de HD: Um elemento de dissipação é incluído entre a flexspline e a spline circular. Esta nova configuração é mostrada na Figura 2.6.

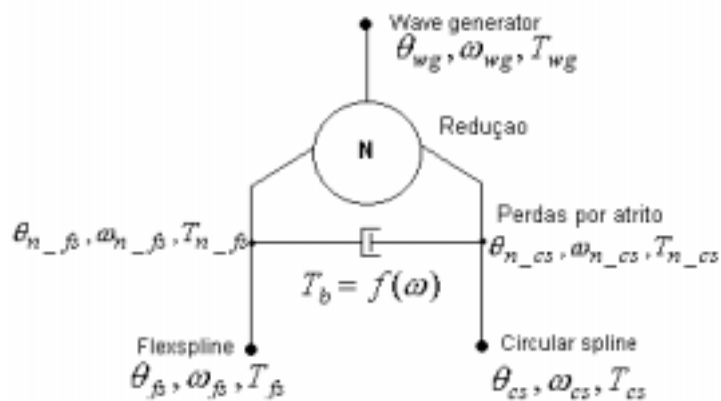


Fig. 2.6 - Redutor Harmônico modelo 2 – Incorporando perdas por atrito.

A adição de perdas por atrito no modelo de transmissão ideal, resulta em novo conjunto de equações

$$T_{fs} = T_{n_fs} - T_b \quad (2.32)$$

$$T_{cs} = T_{n_cs} - T_b \quad (2.33)$$

O torque T_{n_fs} é definido como sendo positivo na direção contrária de T_{n_cs} . Usando as relações de transmissão ideal para o torque (Equação 2.31), o torque no gerador de ondas é relacionado com T_{n_fs} e T_{n_cs} por

$$T_{wg} = \frac{1}{(N+1)} T_{n_cs} = \frac{1}{N} T_{n_fs} \quad (2.34)$$

ou usando as Equações.2.32 – 2.34,

$$T_{wg} = \frac{T_{cs} + T_b}{(N+1)} = \frac{T_{fs} + T_b}{N} \quad (2.35)$$

De acordo com resultados experimentais (Tuttle, 1992), a fricção no Redutor Harmônico, tipicamente tem três componentes principais:

- Termo independente da velocidade;
- Termo não-linear dependente da velocidade;
- Torque de fricção periódico que varia com a rotação na saída.

Baseado nesta hipótese, um modelo aceitável para T_b (Tuttle, 1992) é

$$T_b = T_{b_constant} + T_{b_dynamic} + T_{b_cyclic} \quad (2.36)$$

onde

$$T_{b_constant} = b_{constant} \quad (2.37)$$

$$T_{b_dynamic} = b_1(\omega_{n_cs} - \omega_{n_fs}) + b_2(\omega_{n_cs} - \omega_{n_fs})^3 \quad (2.38)$$

$$T_{b_cyclic} = A_b \sin((\theta_{n_cs} - \theta_{n_fs}) + \gamma_b) \quad (2.39)$$

Usando os vínculos cinemáticos no modelo, obtém-se as seguintes relações

$$\omega_{n_cs} = \omega_{cs}; \quad \omega_{n_fs} = \omega_{fs}; \quad \theta_{n_cs} = \theta_{cs}; \quad \theta_{n_fs} = \theta_{fs}$$

2.4.4.3 - TRANSMISSÃO INCORPORANDO ATRITO E ELASTICIDADE – MODELO 3

Numa representação realística, o HD não pode ser considerado como um corpo rígido porque apresenta um perfil de flexibilidade que varia de acordo com os torques aplicados. Dessa forma, o modelo derivado na Seção 2.4.4.2, apresenta algumas melhorias se comparada à transmissão ideal, mas não pode caracterizar um sistema real com um relativo grau de precisão. Nesta seção, é derivado um novo modelo que incorpora a componente relacionada com a flexibilidade. Uma representação esquemática desse modelo é mostrado na Figura 2.7.

A maioria das equações derivadas para o modelo 2 podem também ser usadas no modelo 3, assim, somente as novas relações devido à flexibilidade serão mostradas. Usando as relações de redução de engrenagem ideais (Equação (2.31)), T_k pode ser equacionado como

$$T_k = T_{wg} = T_{n_wg} = \frac{1}{(N+1)} T_{n_cs} = \frac{1}{N} T_{n_fs} \quad (2.40)$$

Para representar a elasticidade do HD, pode-se utilizar várias funções. Frequentemente para incorporar o comportamento tipicamente não-linear, uma relação cúbica é usada (Tuttle,1992)

$$T_k = k_1(\theta_{wg} - \theta_{n_wg}) + k_2(\theta_{wg} - \theta_{n_wg})^3 \quad (2.41)$$

onde k_1 e k_2 são as constantes de elasticidade linear e cúbica, respectivamente.

Para completar a derivação deste modelo, é suficiente notar que os vínculos cinemáticos mostram que $\theta_{n_fs} = \theta_{fs}$ e $\theta_{n_cs} = \theta_{cs}$. Com essas considerações, e notando que θ_{n_wg} pode ser determinado usando o modelo de transmissão ideal (Equação (2.29)).

$$\theta_{n_wg} = (N+1)\theta_{cs} - N\theta_{fs} \quad (2.42)$$

E finalmente, substituindo Equação(2.42) na Equação(2.41), encontra-se a seguinte relação para o torque elástico

$$T_k = k_1(\theta_{wg} - [(N+1)\theta_{cs} - N\theta_{fs}]) + k_2(\theta_{wg} - [(N+1)\theta_{cs} - N\theta_{fs}])^3 \quad (2.43)$$

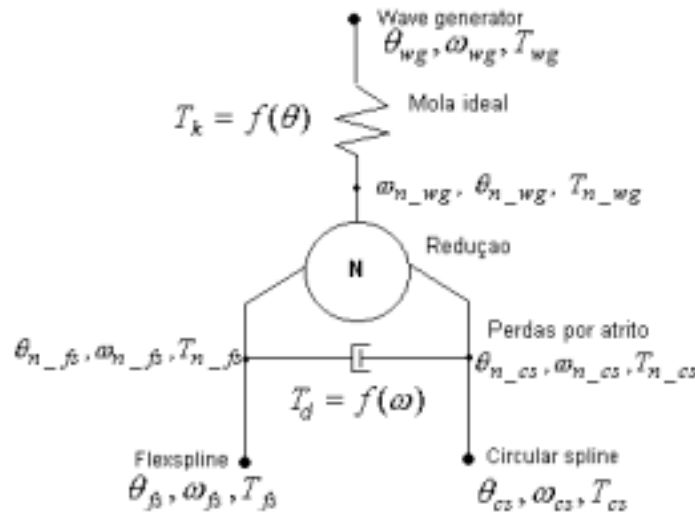


Fig. 2.7 - Redutor Harmônico modelo 3 – Incorporando perdas por atrito e elasticidade.

2.4.4.4 - TRANSMISSÃO COM FRICÇÃO, ELASTICIDADE E ERRO CINEMÁTICO

Em aplicações que requerem elevada precisão de posicionamento, os erros cinemáticos que aparecem com uma certa frequência nos redutores harmônicos precisam também ser incorporados ao modelo. O erro cinemático no HD pode ser atribuído a várias fontes. A maioria destes erros são oriundos de falhas no processo de fabricação ou mesmo de montagem. Nesta seção, um novo modelo de HD é derivado incorporando os erros cinemáticos na dinâmica da junta. A representação esquemática para esse modelo é mostrada na Figura 2.8.

Usando as Equação (2.29), (2.30) e (2.31) os elementos da transmissão ideal podem ser caracterizados por

$$\theta_{n_wg} = (N+1)\theta_{n_cs} - N\theta_{n_fs} \quad (2.44)$$

$$\omega_{n_wg} = (N+1)\omega_{n_cs} - N\omega_{n_fs} \quad (2.45)$$

$$T_{n_wg} = \frac{1}{(N+1)}T_{n_cs} = \frac{1}{N}T_{n_fs} \quad (2.46)$$

O elemento de fricção no modelo pode ser representado pela mesma relação utilizada no modelo 2, (Equação (2.36)). Baseado na Figura 2.8, o torque fornecido pela componente elástica pode ser descrito por

$$T_k = k_1(\theta_{wg} - \theta_{k_out}) + k_2(\theta_{wg} - \theta_{k_out})^3 \quad (2.47)$$

E o erro cinemático pode ser representado por uma série harmônica de três componentes do erro (Tuttle, 1992)

$$\theta_{erfn} = A_1 \sin(\theta_{wg} + \gamma_1) + A_2 \sin(2\theta_{wg} + \gamma_2) + A_3 \sin(4\theta_{wg} + \gamma_3) \quad (2.48)$$

Usando a função erro dado pela Equação (2.48), o vínculo de posição neste elemento pode ser especificado como

$$\theta_{n_wg} = \theta_{k_out} + N\theta_{erfn} \quad (2.49)$$

E o vínculo de velocidade neste elemento é

$$\omega_{n_wg} = \omega_{k_out} + N \frac{d(\theta_{erfn})}{dt} \quad (2.50)$$

Usando a Equação (2.48),

$$\frac{d(\theta_{erfn})}{dt} = \omega_{wg} A_1 \cos(\theta_{wg} + \gamma_1) + 2\omega_{wg} A_2 \cos(2\theta_{wg} + \gamma_2) + 4\omega_{wg} A_3 \cos(4\theta_{wg} + \gamma_3) \quad (2.51)$$

$$\frac{d(\theta_{erfn})}{dt} = \omega_{wg} \omega_{erfn} \quad (2.52)$$

$$\omega_{erfn} = A_1 \cos(\theta_{wg} + \gamma_1) + 2A_2 \cos(2\theta_{wg} + \gamma_2) + 4A_3 \cos(4\theta_{wg} + \gamma_3) \quad (2.53)$$

Usando as Equações 2.52 na Equação (2.50),

$$\omega_{n_wg} = \omega_{k_out} + N\omega_{wg} \omega_{erfn} \quad (2.54)$$

Aplicando a lei de conservação de energia, o vínculo de velocidade pode ser usado para derivar o vínculo de torque no elemento do erro de posição. Assumindo

$$P_{in} = P_{out} \quad (2.55)$$

$$T_{k_out} \omega_{k_out} = T_{n_wg} \omega_{n_wg} \quad (2.56)$$

Substituindo o vínculo de velocidade Equação (2.54), na Equação (2.56)

$$T_{k_out} \omega_{k_out} = T_{n_wg} (\omega_{k_out} + N \omega_{wg} \omega_{erfn}) \quad (2.57)$$

Como as variações de velocidade na mola será pequena se comparada com a velocidade média, ω_{k_out} pode ser assumido ser idêntico a ω_{wg} , então Equação(2.56), é escrita como

$$T_{k_out} = T_{n_wg} (1 + \omega_{erfn}) \quad (2.58)$$

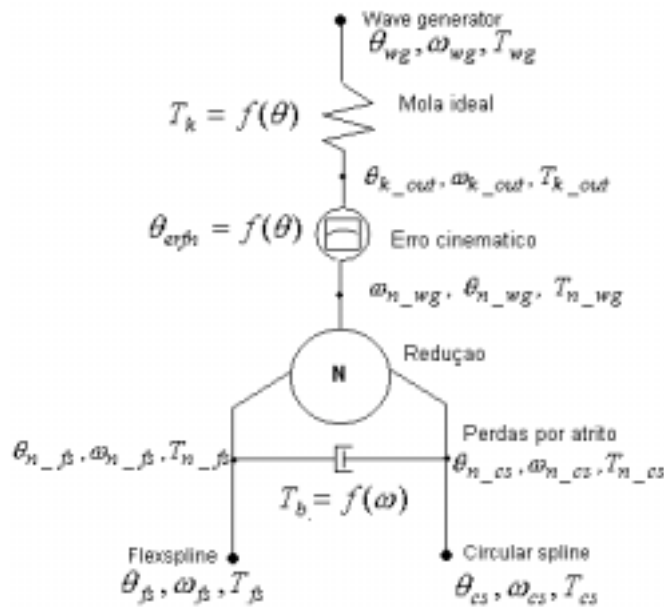


Fig. 2.8 - Redutor Harmônico modelo 4 – transmissão com fricção, elasticidade e erro cinemático.

A modelagem é finalizada através da especificação das seguintes relações

$$T_{fs} = T_{n_fs} - T_b \quad (2.59)$$

$$T_{cs} = T_{n_cs} - T_b \quad (2.60)$$

$$T_{wg} = T_k = T_{k_out} \quad (2.61)$$

$$\theta_{n_cs} = \theta_{cs} \quad (2.62)$$

$$\theta_{n_fs} = \theta_{fs} \quad (2.63)$$

2.5 - CONFIGURAÇÃO DA JUNTA UTILIZADA NO EXPERIMENTO IRJ

2.5.1 - DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO IRJ

O experimento IRJ foi projetado para ganhar confiança em ambos processos: modelagem e identificação de parâmetros de engrenagens de robô visando aplicações espaciais. Tem-se, portanto, dois objetivos: primeiro, selecionar modelos dinâmicos que forneçam uma boa relação entre complexidade e precisão no ajuste das informações provenientes dos sensores. Segundo, desenvolver algoritmos de identificação e estratégias adequados para a identificação dos parâmetros em tempo real (algoritmos on-line).

O experimento consiste em uma única junta robótica (Figura 2.9) com integração múltipla de sensores em ambos lados, na entrada (lado do motor) e na saída (carga) da junta. A junta robótica está baseada numa versão especial de HD (unidade extra leve), os estados são medidos com alta precisão tais como:

- a) entrada: posição e velocidade do motor via sensor analógico (*hall sensor*), e corrente elétrica comandada;
- b) na saída, a posição do braço é medida usando-se um sensor ópto-eletrônico, já o torque é medido baseado em extensômetro (*strain gauge*).

Adicionalmente, no lado da carga (consistindo em uma barra longa com uma pesada massa na extremidade) um sistema com dois acelerômetros foi colocado na extremidade do braço. Estes recursos atribuem um alto grau de inteligência à junta. Este braço robótico também utiliza um novo motor DC (corrente contínua, sem escovas), o qual foi reprojeto pelo DLR a fim de se obter uma configuração em que se eliminou a necessidade da cablagem externa.

2.5.2 - MODELAGEM DA JUNTA – CINEMÁTICA E EQUAÇÕES DA DINÂMICA

A ênfase principal dos experimentos de identificação em sistemas voltados para aplicação espacial é obter confiança na modelagem através da descrição precisa de parâmetros os quais podem ser variantes, que diretamente influenciam a dinâmica como por exemplo: amortecimento, principalmente o viscoso, fricção e elasticidade dentro das engrenagens. Acredita-se que todos esses fenômenos possuem natureza extremamente

não-linear. Assim, esta investigação se restringe à modelagem e ao entendimento do comportamento não-linear da dinâmica de uma única articulação inteligente.

A modelagem foi baseada nas leis de Newton as quais são usadas para determinar as interações de forças e derivar as equações de movimento da junta. Considerando que a meta principal é obter um modelo dinâmico com elevado grau de realismo, muito esforço foi feito no sentido de se identificar e minimizar as possíveis fontes de erros e incertezas durante o processo de modelagem. É esperado, obviamente, que estas fontes aconteçam predominantemente dentro da engrenagem do HD. Nas análises realizadas, os efeitos elásticos, que surgem principalmente devido a flexspline (fs), e os amortecimentos não-lineares e fricção do tipo Coulomb entre outras, apresentaram um forte impacto no comportamento dinâmico da junta robótica.

Na configuração usada no experimento IRJ, a spline circular (cs) é fixa, o gerador de onda (wg) é conectado ao eixo do motor, a flexspline (fs) é conectada ao braço (saída). Adicionalmente, o sensor de torque é conectado a spline flexível. Torques dissipadores foram considerados em ambas partes: entrada e saída. De acordo com as Figuras 2.10 e 2.11, considerando uma articulação rotativa, as equações de movimento para o HD usado no experimento IRJ podem ser descritas por

$$J_{in}\ddot{\theta}_{in} = T_m - T_{d_in} - T_{wg} \quad (2.64)$$

$$J_{out}\ddot{\theta}_{out} = T_{fs} - T_{d_out} - T_{d_fscs} + T_{load} \quad (2.65)$$

onde $T_m = K_m I_a$ é o torque aplicado sendo que K_m é a constante do motor e I_a a corrente elétrica. J_{in} e J_{out} são as inércia da entrada (lado do motor) e da saída (lado da carga), θ_{in} e θ_{out} as respectivas posições angulares. A elasticidade dentro do HD é representada pelo torque de rigidez T_{stiff} , com $T_{wg} = T_{stiff} + T_{d_wg}$ na entrada da engrenagem de acordo com a Figura 2.11, e $T_{fs} = N \cdot T_{wg}$ (conforme Equação(2.68)). Os diversos torque dissipativos são representados por T_d , identificados por índices apropriados. O torque gravitacional é representado por $T_{load} = \hat{T}_g \sin \theta_{out}$ (Figura 2.10) com amplitude \hat{T}_g .



Fig. 2.9 - Configuração experimental do IRJ para propósitos de identificação.

Várias configurações do redutor harmônico podem obtidas, com diferentes vínculos cinemáticos. No caso do experimento IRJ, tem-se

$$\theta_{wg} = \theta_{in} , \theta_{n_wg} = (N + 1) \cdot \theta_{n_cs} - N \cdot \theta_{n_fs} = -N \cdot \theta_{n_fs} = -N \cdot \theta_{out} \quad (2.66)$$

e na configuração usada

$$\theta_{n_cs} = \theta_{cs} = 0 , \theta_{n_fs} = \theta_{fs} = \theta_{out} \quad (2.67)$$

significando que cs é fixa, wg é preso ao eixo do motor e fs é a saída onde se encontra o sensor de torque. Nesta configuração a direção de rotação do motor e do braço são opostas. De maneira semelhante, as relações de torque são determinadas por

$$T_{wg} = T_{n_wg} , T_{n_wg} = \frac{1}{N} \cdot T_{n_fs} = \frac{1}{N} \cdot T_{fs} . \quad (2.68)$$

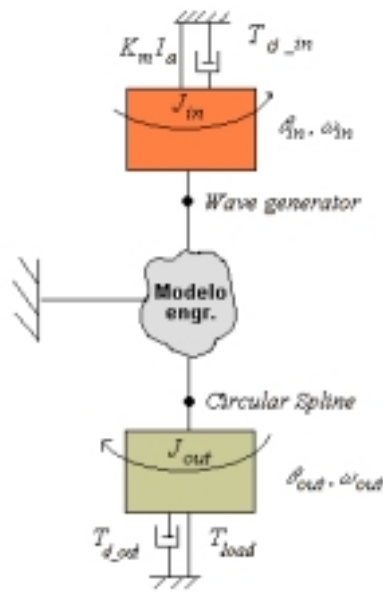


Fig. 2.10 - Representação dinâmica do experimento IRJ.

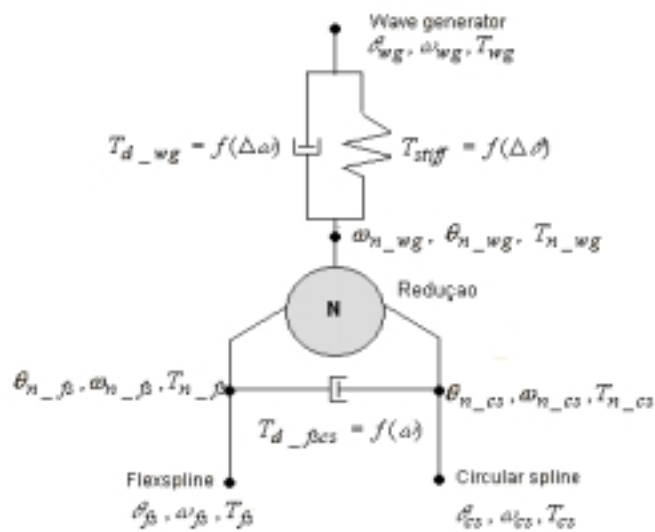


Fig. 2.11 - Modelo do redutor harmônico; *wg*, *cs*, *fs* se referem ao gerador de onda, spline circular e flexível respectivamente.

2.5.3 - TORQUE ELÁSTICO

Baseado nas informações fornecidas pelo fabricante (Catálogo) do HD, este tipo de engrenagem tipicamente exibe um perfil de elasticidade não-linear. Normalmente, a

dependência entre o torque aplicado e o desvio angular da mola $\Delta\theta$ é determinado por uma combinação de funções lineares contínuas por partes (uma função do tipo $T_{stiff} = f(\Delta\theta)$), dependendo da faixa de operação da engrenagem. Para os algoritmos de identificação desenvolvidos neste trabalho (e quase que a totalidade dos existentes), é necessário substituir essas funções contínuas por partes por uma função contínua. Como uma primeira aproximação, é suficiente utilizar polinômio de terceira ordem do tipo

$$T_{stiff} = k_1\Delta\theta + k_2(\Delta\theta)^3 \quad (2.69)$$

com coeficientes k_1 e k_2 a serem identificados. Um exemplo típico da elasticidade da engrenagem HD (tipo HFUC-20-160-2A-GR) é mostrado na Figura 2.12. Os dados do fabricante são mostrados na Tabela 2.1

TAB. 2.3 - DADOS DO HD TIPO HFUC-20-160-2A-GR

PARÂMETRO	VALOR
K_1	$3.1e4$ Nm/rad
K_2	$5.0e4$ Nm/rad
K_3	$5.7e4$ Nm/rad
T_1	7 Nm
T_2	25 Nm
Faixa de torque	± 150 Nm
Max Posição Relativa	$\pm 0.15^0$

Onde T_i representam os nós de torque, de acordo com a Figura 2.12.

Os coeficientes ajustados do polinômio de terceira ordem são $(k_1, k_2) = (4.278 \cdot 10^4 \text{ Nm/rad}, 1.174 \cdot 10^9 \text{ Nm/rad}^3)$. De acordo com o que era esperado, o valor de k_2 representa a constante elástica de uma típica *hard spring* (mola dura) cujo torque aumenta proporcionalmente com o cubo da posição relativa.

Além disso, devido à natureza mecânica do sistema de medida de torque, com medidas de tensão baseado em extensômetro, pode ser também interessante considerar a elasticidade relacionada a tais sistemas. Assim, se faz necessário modelar uma mola adicional conectada em série com a flexspline. A mola resultante, uma mola mais suave

combinada, pode ser considerada como tendo novas constantes de rigidez k_1 e k_2 que entrariam como parâmetros desconhecidos no algoritmo de identificação.

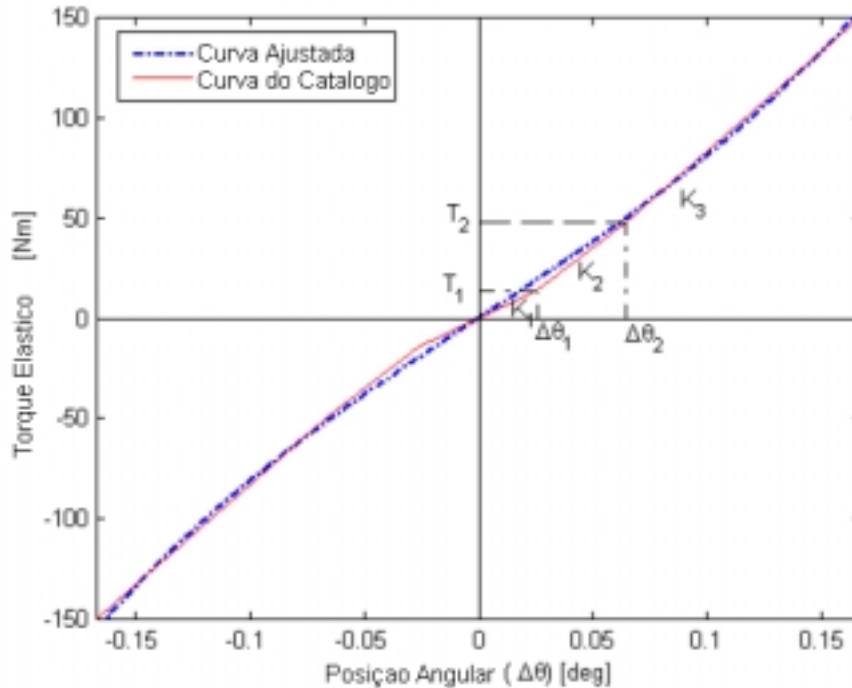


Fig. 2.12 - Torque elástico para o HD tipo HFUC-25-160-2A-GR.

2.5.4 - TORQUE DISSIPATIVOS

De forma geral, considera-se que o torque dominante T_d , na entrada, internamente ao HD e na saída, são assumidos representar as duas principais características (fricção e atrito viscoso) dos torque dissipativos de acordo com resultados experimentais de alguns autores (Tuttle, 1992). Estes torque são do tipo viscoso T_{visc} , algumas vezes altamente não-linear, e seco do tipo de Coulomb T_{fric}

$$T_d = T_{visc} + T_{fric} \quad (2.70)$$

onde, é esperado de acordo com resultados experimentais que a parte viscosa tenha uma relação fortemente não-linear (cúbica) na velocidade angular, por exemplo

$$T_{visc} = b_1 \dot{\theta} + b_2 \dot{\theta}^3 \quad (2.71)$$

com dependência linear nos coeficientes b_1 e b_2 . Para a parte de fricção considera-se um modelo de fricção de Coulomb clássico modificado, que incorpora os famosos efeitos de Stribeck (Armstrong, 1992). Isto representa o fato de que para faixas de baixas velocidades o torque de fricção normalmente diminui continuamente com o incremento da velocidade, não de uma forma descontínua (Armstrong, 1992). Neste trabalho, três modelos matemáticos serão focalizados dentro do processo de identificação. O mais comum é da forma

$$T_{fric,1} = \left(T_C + (T_S - T_C) \cdot e^{-|\omega/\omega_S|^{\delta_S}} \right) \cdot sign(\omega) \quad (2.72)$$

onde ω_S é conhecida como a velocidade de Stribeck e o parâmetro exponencial δ_S tem valores típicos de 0.5, 1 ou mesmo 2. Considerando que o torque estático (*stiction*) necessário para iniciar o movimento é dado por $T_S = \mu_o |T_N|$ e o torque clássico de Coulomb é dado por $T_C = \mu |T_N|$, com o coeficiente de fricção estático μ_o , o coeficiente de fricção μ , sendo $\mu < \mu_o$, a Equação (2.72) fornece

$$T_{fric,1} = |T_N| \cdot \left(\mu + (\mu_o - \mu) \cdot e^{-|\omega/\omega_S|^{\delta_S}} \right) \cdot sign(\omega) \quad (2.73)$$

onde T_N é o torque normal que aparece nos respectivos nós mostrados na Figura 2.12. Fazendo $\delta_S = 0$, a Equação (2.73) representa a forma clássica do atrito de Coulomb ,

$$T_{fric} = \mu |T_N| \cdot sign(\omega) \quad (2.74)$$

onde μ_o foi substituído por μ . Neste ponto, é importante notar que, de acordo com vários autores (Armstrong, 1992 e Tuttle 1992), muitas vezes se faz necessário considerar um tipo de atrito constante T_{const} , o qual não depende do torque normal,

$$T_{fric} = (\mu |T_N| + T_{const}) \cdot sign(\omega) \quad (2.75)$$

A estratégia de identificação a ser proposta no Capítulo 3, permite trabalhar com as discontinuidades para a velocidade zero. Entretanto, para o uso futuro de esquemas mais avançados, em uma primeira aproximação, o efeito estático é quase que totalmente

evitado, considerando um segundo tipo de modelo modificado de fricção que reduz a faixa de descontinuidade em velocidade zero.

$$T_{fric,2} = T_C \cdot \tanh \frac{\omega}{\omega_1} + (T_S - T_C) \cdot e^{-|\omega/\omega_S|^{\delta_S}} \cdot \text{sign}(\omega) \quad (2.76)$$

$$= |T_N| \cdot \left(\mu \cdot \tanh \frac{\omega}{\omega_1} + (\mu_o - \mu) \cdot e^{-|\omega/\omega_S|^{\delta_S}} \cdot \text{sign}(\omega) \right)$$

Pode-se mesmo evitar totalmente o efeito estático ao se introduzir o terceiro modelo

$$T_{fric,3} = |T_N| \cdot \left(\mu \cdot \tanh \frac{\omega}{\omega_1} + \frac{\omega}{\omega_2} \cdot e^{-|\omega/\omega_S|^{\delta_S}} \right) \quad (2.77)$$

com dois parâmetros adicionais ω_1 e ω_2 . Além disso, o novo modelo (Equação (2.77)) evita o uso de uma função do tipo *sign*. O primeiro termo da expressão responde pelo valor de fricção estática em velocidades mais altas, e o segundo termo produz o desejado *overshoot* em baixa velocidade de acordo com o efeito de Stribeck (conforme Figura 2.13). O comportamento típico do modelo dado pela Equação (2.77) é mostrado na Figura 2.13, onde os parâmetros foram ajustados manualmente (determinando os coeficientes de fricção desejados como, por exemplo, $\mu = 0.13$ e $\mu_o = 0.16$, os outros parâmetros foram escolhidos como: $\delta_S = 1$, $\omega_1 = 0.01$ rad/s, $\omega_S = 0.02$ rad/s e $\omega_2 = 0.108$ rad/s usando a Equação (2.78)). Uma vez que o coeficiente μ_o não aparece na Equação (2.77), μ_o pode ser encontrado assumindo que o máximo torque de atrito possui valor o mais próximo possível do valor do torque de atrito estático. A fim de evitar a solução de uma equação transcendental nos parâmetros não-lineares, não se considerou a primeira parcela da Equação (2.77) para se encontrar o valor máximo, significando que a velocidade no ponto de máximo torque de atrito é aproximada por $\omega_{\max} \approx \omega_S$, e finalmente tem-se a relação

$$\left(T_{fric,3} / |T_N| \right)_{\max} = \mu \cdot \tanh \frac{\omega_S}{\omega_1} + \frac{\omega_S}{\omega_2} e^{-1} = \mu_o \quad (2.78)$$

onde foi assumido que $\delta_s = 1$. Atribuído um valor para μ e μ_o , esta equação pode ser resolvida para um dos três parâmetros ω_1 , ω_2 e ω_s . É importante notar que algoritmos de identificação padrão, como os mínimos quadrados, por exemplo, requer que os parâmetros sejam lineares em relação às medidas. Os modelos aqui derivados são extremamente não-lineares nos parâmetros, ω_1 , ω_s e δ_s , uma vez que $1/\omega_2$ é considerado como sendo um parâmetro linear. Para identificar tais parâmetros, uma nova estratégia baseada em duas etapas será proposta.

Uma atenção especial foi dada na modelagem do torque dissipativo T_{d_fscs} , o qual age entre a spline circular e a flexspline

$$T_{d_fscs} = T_{visc} + T_{fric} + T_{cyclic} \quad (2.79)$$

onde de acordo com a literatura (Tuttle,1992), é necessário introduzir uma variação periódica no torque de atrito, obedecendo a uma função senoidal,

$$T_{cyclic} = A_{cyclic} \sin((\theta_{n_cs} - \theta_{n_fs}) + \gamma_{cyclic}) = A_{cyclic} \sin(\theta_{out} + \gamma_{cyclic}) \quad (2.80)$$

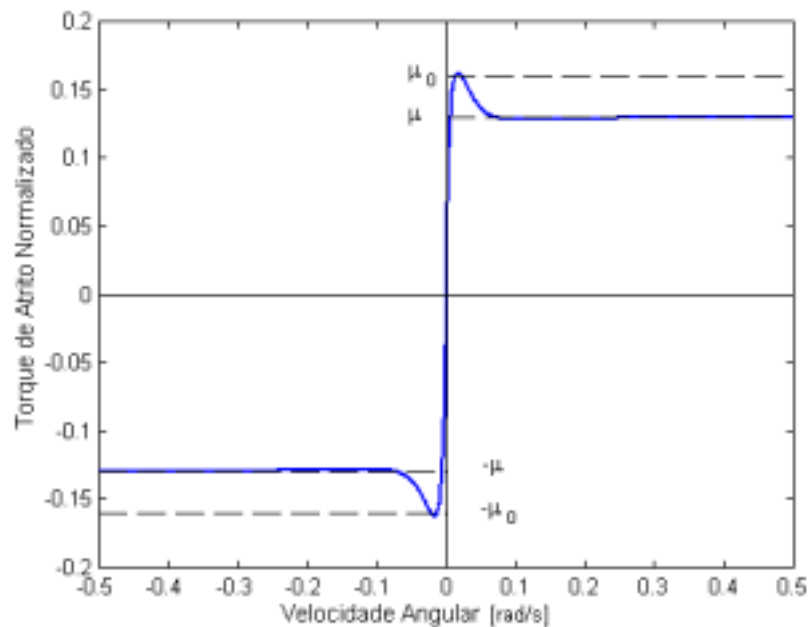


Fig. 2.13 - Modelo de atrito do tipo 3, Equação (2.77).

Essa função indica que as flutuações do torque de atrito com amplitude A_{cyclic} completa um ciclo cada vez que a flexpline completa uma rotação relativa à spline circular. A fim de encontrar a função que melhor ajuste os dados experimentais, uma fase γ_{cyclic} é também incorporada ao modelo. Visando obter uma dependência linear nos parâmetros, a Equação (2.80) é escrita como

$$T_{cyclic} = A_1 \sin \theta_{out} + A_2 \cos \theta_{out} \quad (2.81)$$

com os novos parâmetros lineares $A_1 = A_{cyclic} \cos \gamma_{cyclic}$ e $A_2 = A_{cyclic} \sin \gamma_{cyclic}$, onde a partir dos quais A_{cyclic} e γ_{cyclic} podem ser calculados.

Finalmente, observando-se os vínculos cinemáticos, os vários torques das Equações (2.64) e (2.65) podem ser formulados em termos da posição na entrada e na saída, e as respectivas velocidades

$$J_{in} \ddot{\theta}_{in} = K_m I_a - [T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{d_wg}(\Delta\dot{\theta})] - T_{d_in}(\theta_{in}, \dot{\theta}_{in}), \quad (2.82)$$

$$J_{out} \ddot{\theta}_{out} = N \cdot [T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{d_wg}(\Delta\dot{\theta})] - T_{d_out}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) - T_{d_fscs}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) + \hat{T}_g \sin \theta_{out} \quad (2.83)$$

onde

$$\Delta\theta = \theta_{n_wg} - \theta_{wg} = -N \cdot \theta_{out} - \theta_{in} \quad \text{e} \quad \Delta\dot{\theta} = -N \cdot \dot{\theta}_{out} - \dot{\theta}_{in} \quad (2.84)$$

é a posição angular relativa e velocidade medida entre a entrada e a saída.

CAPÍTULO 3

ALGORITMOS E ESTRATÉGIAS DE IDENTIFICAÇÃO

3.1 - INTRODUÇÃO

Neste Capítulo, é apresentada a base teórica relacionada com os algoritmos de identificação que serão implementados neste trabalho. Ele é composto por diversos métodos e algoritmos de identificação, algoritmos para detecção de falhas e técnicas para seleção de trajetórias. Os algoritmos destinados à identificação de parâmetros com dependência linear nas medidas são baseados na teoria dos mínimos quadrados tanto na versão *off-line* quanto na versão *on-line*. A fim de adequar as técnicas às necessidades do projeto, são introduzidas modificações tanto nos algoritmos quanto na estratégia de identificação. Já na identificação dos parâmetros com dependência não-linear nas medidas foram testados vários algoritmos e finalmente devido às boas qualidades de robustez e convergência utilizou-se o algoritmo *Multi Level Coordinate Search* (MCS), o qual será também apresentado a seguir. Visando garantir que os algoritmos continuariam funcionando mesmo em situações em que ocorresse falha de algum sensor, uma estratégia para a detecção de falhas e estimação de estados baseada na teoria da identificação em subespaço foi também implementada. No processo de identificação das matrizes de estado, utilizou-se o algoritmo *MIMO Output Error State Space Model Identification* (MOESP) (Verhaegen, Dewilde, 1992), o qual também será descrito. Todo e qualquer processo de identificação é extremamente dependente não somente da qualidade das informações utilizadas (uso de sensores precisos) mas também do nível de excitação do sistema. Por esta razão, neste trabalho, é apresentada uma nova técnica que embora não podendo ser classificada como ótima (uma vez que não se utilizou nenhuma técnica de otimização na determinação das trajetórias), oferece uma alternativa rápida e fácil na escolha das trajetórias que melhor excitam o sistema a ser investigado.

O método de identificação adequado para os propósitos listados a seguir deve garantir bom desempenho e se adequar a diversas exigências. Dentre estas, destacam-se:

- Fornecer estimação on-line durante fase de coleta de dados;

- Fazer um pré-processamento dos dados devido a medidas de má qualidade, utilização de técnicas de filtragem e *detrending* (processo que consiste na subtração da média dos dados);
- eliminar perturbações de baixa e alta frequência;
- usar modelos fenomenológicos ao invés de modelos comportamentais a fim de atribuir significados físicos aos parâmetros;
- trabalhar com modelos dinâmicos não-lineares e dependência não-linear nos parâmetros;
- prover algoritmos eficientes com relação ao tempo de processamento (teoria on-line).

Para se obter um modelo matemático baseado nas informações (medidas) da entrada/saída de uma planta, deve-se realizar a identificação do sistema. Essa identificação pode ser do sistema completo (realização do sistema: Neste processo, obtêm-se todas as matrizes de estado do sistema) através do uso da teoria de subespaço ou identificar somente alguns parâmetros do modelo adotado (equações diferenciais, por exemplo). Na identificação de parâmetros, um dos métodos mais utilizados é baseado na teoria dos mínimos quadrados. Neste trabalho, ambas abordagens são utilizadas: os mínimos quadrados na identificação dos parâmetros e o subespaço no processo de detecção de falhas. A seguir, é apresentada uma formulação modificada do RLS (Mínimos Quadrados Recursivo), onde um novo fator de esquecimento variável é introduzido. O fator de esquecimento determina o impacto da estimativa anterior na estimativa atual.

3.2 - IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS USANDO O ALGORITMO DOS MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVO (RLS)

Considere um modelo discreto no tempo

$$y(t+1) = a_1 x_1(t) + \dots + a_n x_n(t) + b_1 u_1(t) + \dots + b_n u_n(t) = \phi^T(t)\Theta(t) \quad (3.1)$$

onde

$$\Theta^T = [a_1 \quad \cdots \quad a_n \quad b_1 \quad \cdots \quad b_n] \quad (3.2)$$

é o vetor de parâmetros a ser identificado, e

$$\phi^T = [x_1 \quad \cdots \quad x_n \quad u_1 \quad \cdots \quad u_n] \quad (3.3)$$

é o vetor de observação (medidas).

O modelo de um preditor ajustável pode ser descrito por

$$\hat{y}(t+1) = \phi^T(t) \hat{\Theta}(t) \quad (3.4)$$

O objetivo do RLS é minimizar o custo quadrático

$$J(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^t \frac{1}{2} \varepsilon(\Theta, i) \varepsilon(\Theta, i)^T \quad (3.5)$$

onde $\varepsilon(\Theta, i) = y(i) - \phi^T(i) \Theta$.

O valor ótimo de $\Theta(t)$ baseado na teoria dos mínimos quadrados (LS) usando todos os dados disponível até o instante t é

$$\hat{\Theta}(t) = \left[\sum_{i=1}^t \phi(i-1) \phi(i-1)^T \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^t \phi(i-1) y(i) \right] \quad (3.6)$$

Definindo uma matriz $\bar{R}(t)$ e o vetor $f(t)$

$$\bar{R}(t) = \sum_{i=1}^t \phi(i-1) \phi(i-1)^T, \quad f(t) = \sum_{i=1}^t \phi(i-1) y(i)$$

Então a Equação (3.6) pode ser escrita como

$$\hat{\Theta}(t) = \bar{R}^{-1}(t) f(t) \quad (3.7)$$

que na forma recursiva

$$\bar{R}(t+1) = \lambda(t)\bar{R}(t) + \phi(t)\phi(t)^T \quad (3.8)$$

$$f(t+1) = \lambda(t)f(t) + \phi(t)y(t+1) \quad (3.9)$$

$$\hat{\Theta}(t+1) = \bar{R}^{-1}(t+1)f(t+1) \quad (3.10)$$

onde $\lambda(t)$ é um fator de esquecimento que irá ponderar o processo de identificação baseado no erro da estimação anterior.

Substituindo as Equações. (3.8) e (3.9) na Equação (3.10) e usando Equação (3.6) obtém-se

$$\hat{\Theta}(t+1) = \hat{\Theta}(t) + \bar{R}^{-1}(t+1)\phi(t)\varepsilon(\hat{\Theta}, t) \quad (3.11)$$

Usando o lema da inversão de matriz na Equação (3.8), a Equação (3.11) é escrita

$$\hat{\Theta}(t+1) = \hat{\Theta}(t) + L(t+1)\varepsilon(\hat{\Theta}, t) \quad (3.12)$$

onde

$$L(t+1) = \frac{P(t)\phi(t)}{\lambda(t) + \phi(t)^T P(t)\phi(t)}, \quad P(t) = \bar{R}(t)^{-1}$$

$$P(t+1) = \frac{1}{\lambda(t)} \left[P(t) - L(t+1)\phi(t)^T P(t) \right].$$

Assumindo que $\hat{\Theta}(t)$ não é constante e que a precisão dos sensores são conhecidas, a atualização dos parâmetros é dada por

$$L(t+1) = \frac{P(t)\phi(t)}{\lambda(t)R_2(t) + \phi(t)^T P(t)\phi(t)} \quad (3.13)$$

$$P(t+1) = \frac{1}{\lambda(t)} \left[P(t) - L(t+1)\phi(t)^T P(t) + R_1(t) \right] \quad (3.14)$$

onde as matrizes de covariância $R_1(t)$ e $R_2(t)$ representam as incertezas no modelo e sensores respectivamente. As incertezas no modelo podem ser provenientes de considerações não adequadas, linearizações, etc. Já nas medidas, as incertezas aparecem principalmente devido ao fato de que os sensores não são ideais, portanto, passíveis de erro. Uma representação esquemática do algoritmo mínimos quadrados padrão é apresentado na Figura 3.1.

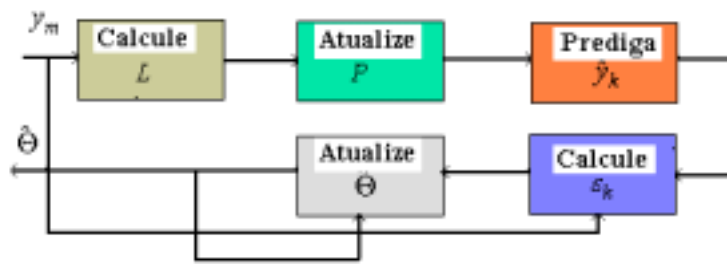


Fig. 3.1 - Representação esquemática do algoritmo dos mínimos quadrados padrão.

3.3 - OTIMIZAÇÃO NÃO-LINEAR - ALGORITMO MCS (MULTILEVEL COORDENATE SEARCH)

A seguir apresenta-se o algoritmo MCS (Huyer e Neumaier, 1998) o qual foi utilizado no processo de identificação integrado, onde parâmetros com dependência linear e não-linear são identificados seqüencialmente por algoritmos distintos. A estrutura de funcionamento do algoritmo MCS é mostrada a seguir (Figura 3.2).

O algoritmo MCS é um algoritmo intermediário entre os métodos puramente heurísticos e métodos que permitem uma avaliação da qualidade do mínimo obtido. O método garante convergência se a função objetivo é contínua nas vizinhanças do mínimo global. Nenhuma outra propriedade de continuidade é necessária, em contraste com muitos métodos estocásticos que operam somente a nível global, sendo portanto muito lentos. O método MCS possui buscas locais as quais levam a uma rápida convergência, uma vez que a parte global do método já tenha determinado um ponto base para o mínimo global. A minimização utilizando o algoritmo MCS segue os procedimentos normais da otimização não-linear, ou seja, deve-se definir uma função objetivo a ser minimizada

Considere o problema de minimização com vínculos:

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ x \in [u, v] \end{aligned} \tag{3.15}$$

Com vínculos finitos ou infinitos, usando a notação para caixas retangulares.

$$[u, v] := \{x \in \mathfrak{R}^N / u_i \leq x_i \leq v_i, i=1, \dots, n\}$$

Sendo u e v vetores n -dimensionais pertencendo a $\overline{\mathfrak{R}} := \mathfrak{R}\{-\infty, \infty\}$ com $u_i \leq v_i$ para $i=1, \dots, n$, significando que somente pontos com componentes finitos são considerados como elementos da caixa $[u, v]$, embora os vínculos possam ser infinitos. No caso de se ter bordas infinitas, tem-se um processo de otimização não-vinculado.

3.3.1 - ALGORITMO MCS

O algoritmo MCS encontra o mínimo (ou máximo) através da divisão do espaço de busca em pequenas caixas. Cada caixa contém um ponto distinto, denominado *ponto base*, onde o valor da função é conhecido. O processo de divisão não é uniforme, mas as partes onde pequenos valores da função são esperados têm uma maior preferência. O algoritmo combina a busca global (dividindo as caixas em grandes áreas não exploradas) e busca local (dividindo as caixas com os melhores valores da função). A teoria da busca em multiníveis está baseada no balanço entre a busca global e a busca local. Denotando a quantidade de vezes que a caixa é processada, por $s \in \{0, 1, \dots, s_{\max}\}$ as caixas com nível s_{\max} são consideradas pequenas para divisões posteriores e o nível $s = 0$ indica que a caixa já foi dividida e pode ser ignorada. Quando uma caixa de nível s ($0 < s < s_{\max}$) é dividida, o seu nível é definido como zero e seu descendente recebe o nível $s + 1$. Em cada passo, a divisão ocorre apenas na direção de uma coordenada.

O algoritmo MCS sem busca local coloca os pontos base e o valor da função do nível s_{\max} em uma variável chamada “*cesta de compras*” (contendo os pontos úteis. Ou seja com os menores valores da função). Já o algoritmo com busca local acelera o processo de convergência a partir de uma busca local, tendo como ponto de partida esses pontos antes de colocá-los na cesta de compras.

O algoritmo de busca local essencialmente consiste em construir um modelo quadrático local através de buscas triplas, definindo-se então a direção de busca por meio da minimização deste modelo quadrático.

A Figura 3.2 mostra a representação esquemática do algoritmo MCS.

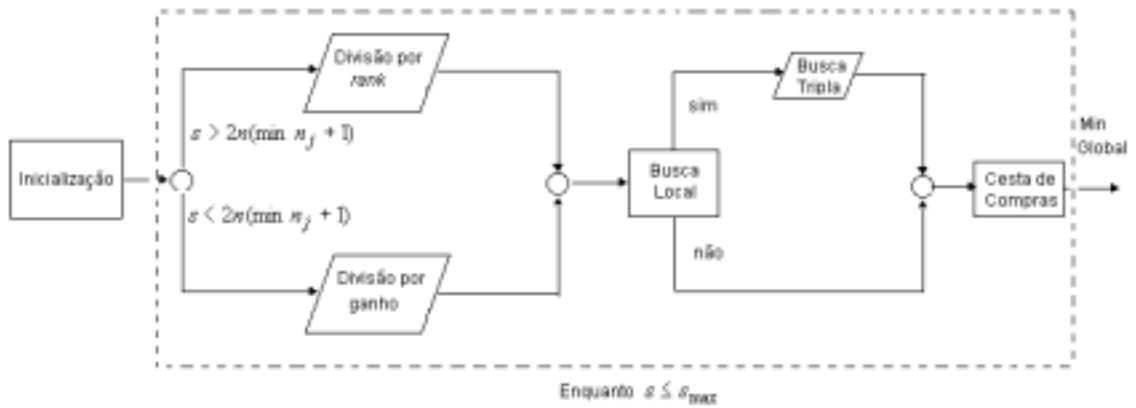


Fig. 3.2 - Visão geral do algoritmo MCS.

3.3.1.1 - INICIALIZAÇÃO

O processo de inicialização do algoritmo ocorre através da produção de um conjunto inicial de caixas. As divisões das caixas ocorrem em 3 ou mais partes que podem ser definidas pelo usuário x_i^l (onde o valor da função é calculado) e em alguns pontos intermediários, onde pelo menos 4 subcaixas são obtidas. Ou seja nos pontos

$$u_i \leq x_i^1 < \dots < x_i^{L_i} < v_i \quad L_i \geq 3, i=1, \dots, n$$

a serem definidos.

Primeiramente a função é calculada no ponto inicial x_0 e definido-se como $x^* = x_0$. Então para $i = 1, \dots, n$ a função f é calculada nos $L_i - 1$ pontos em $[u, v]$. Dessa forma tem-se L_i pares (x^l, f_i^l) ($l=1, \dots, L_i$) com

$$\begin{aligned} x_k^l &= x_k^* \quad (k \neq i) \\ f_i^l &= f(x^l) \end{aligned} \tag{3.16}$$

e $x^* = x^{l_i}$ para algum l_i . O ponto com menor valor da função é então renomeado como x^* antes de se repetir o processo para outra coordenada. Os números $x_i^l = 1, \dots, L_i$ e os índices l_i são armazenados na lista de inicialização. A partir da lista de inicialização, dos valores das funções, um conjunto inicial de "caixas" é construído da seguinte

maneira: a caixa principal é $B[x, y]=[u, v]$, com $x=x_0$ como ponto base e y como um dos cantos de $[u, v]$ mais afastados de x . É importante notar que x não necessariamente precisa ser a extremidade e que alguns ou todos os y podem ser infinitos. Assim, a caixa atual é dividida ao longo da enésima coordenada em $2L_i$ subintervalos tendo um dos x_i^l como pontos finais.

As divisões adicionais são feitas usando-se a relação

$$Z_i^l = x_i^{l-1} + q^k (x_i^l - x^{l-1}) \quad l=1, \dots, L_i \quad (3.17)$$

onde $q^k = \frac{1}{2}(\sqrt{5} - 1)$ é a conhecido como “golden ratio” e $k=1$ ou 2 é escolhido de forma que a parte com os menores valores da função, receba a maior fração do intervalo.

3.3.1.2 - DIVISÃO DAS CAIXAS

- **Divisão por rank**

Se

$$s > 2n (\min n_j + 1), \quad (3.18)$$

onde n_j é o mínimo de vezes que a coordenada j foi dividida. Isto significa que embora a caixa já tenha atingido um nível alto ($s \approx s_{\max}$), existe pelo menos uma coordenada ao longo da caixa que não foi dividida com muita freqüência. Então o índice i entre os índices i com menor n_i é escolhido como sendo o menor π_i (π mede a variabilidade do rank). O nome “Divisão por rank” se refere ao ranking das coordenadas n_i e π_i .

Se $n_i=0$, a divisão é feita de acordo com a lista de inicialização nos pontos $x_i^l \quad l=1, \dots, L_n$ e nos pontos definidos pela *golden search* (processo de otimização que faz uso da *golden ratio*). As caixas com a menor fração da *golden search*

(correspondendo aos valores elevados da função) recebe o nível $\min(s+2, s_{\max})$ e os outros, o nível $s+1$.

Se $n_i > 0$, o n ésimo componente varia entre x_i e y_i , os valores da divisão são escolhidos como

$$Z_i = x_i + \frac{2}{3}(\xi'' - x_i) \quad (3.19)$$

onde

$$\xi'' = \text{subint}(x_i, y_i) = \begin{cases} \text{sign}(y) & \text{se } 1000|x| < 1, |y| > 1000 \\ 10 \text{sign}(y)|x| & \text{se } 1000|x| < 1, |y| > 1000|x| \\ y & \text{caso contrário} \end{cases}$$

A caixa é então dividida nos pontos Z_i e nos pontos definidos pela *golden search*. Uma terceira caixa é obtida com somente um cálculo adicional da função no ponto x' obtido pela troca da n ésima coordenada de x por Z_i . A menor fração da *golden search* recebe o nível $\min(s+2, s_{\max})$ e os outros dois, o nível $s+1$. A divisão por *rank* é feita no sentido de reduzir o tamanho do intervalo de busca. Assim, o valor de Z_i é pré-determinado pelas fronteiras da caixa. O fator $\frac{2}{3}$ aparece devido ao fato de que a caixa é dividida em 3 partes, onde a segunda divisão é feita entre x_i e Z_i .

- **Divisão por ganho**

Se $s \leq 2n(\min n_j + 1)$, o índice ótimo de divisão e a posição de divisão são determinados a partir de um modelo quadrático local, o que na verdade é uma simples aproximação local de f .

Seja:

$$e(\xi) = f(x) + \sum_{i=1}^n e_i(\xi_i) \quad (3.20)$$

o modelo separável para $f(\xi)$ gerado pela interpolação em x e nos $2n$ pontos adicionais (os dois primeiros pontos de cada coordenada). Para cada coordenada i é

definido o ganho esperado \hat{e}_i no valor da função calculada nos pontos obtidos pela troca da coordenada nos pontos base. Dois casos são possíveis:

Caso 1:

Se $n_i=0$, a divisão é feita de acordo com a lista de inicialização nos pontos já conhecidos e o ganho é computado como:

$$\hat{e}_i = \min \{f_i^l / l=1, \dots, L_i\} - f_i^{l_i} \quad (3.21)$$

Caso 2:

Se $n_i > 0$, a n -ésimo componente varia entre x_i e y_i , e com a função quadrática de correção parcial

$$e_i(\xi_i) = \alpha_i(\xi_i - x_i) + \beta_i(\xi_i - x_i)^2 \quad (3.22)$$

pode-se calcular uma aproximação para o máximo ganho esperado quando troca-se apenas o valor de x_i . A divisão ocorre no intervalo $\{\xi', \xi''\}$ com $\xi' = x_i + (\xi'' - x_i)/10$.

Então o ganho esperado é calculado como

$$\hat{e}_i = \min_{\xi_i \in \{\xi', \xi''\}} e_i(\xi_i) \quad (3.23)$$

com o mínimo encontrado em $\xi_i = Z_i$. Se o melhor valor esperado da função satisfaz

$$f_{\text{exp}} = f(x) + \min_{1 \leq i \leq n} \hat{e}_i < f_{\text{best}} \quad (3.24)$$

onde f_{best} é o melhor valor da função no momento (inclusive dentre os valores encontrados pela busca local), espera-se que a caixa contenha um ponto melhor e uma nova divisão é feita usando os índices dos componentes com \hat{e}_i nominal. A condição (3.24) previne o cálculo de funções através da divisão de caixas com pontos base onde o valor da função é ruim.

3.3.1.3 - BUSCA LOCAL

- **Busca Tripla**

Seja o modelo quadrático

$$q(x) = f + g^T (x - x^{best}) + \frac{1}{2} (x - x^{best})^T G (x - x^{best}) \quad (3.25)$$

uma boa aproximação local de f . A busca tripla é usada não somente para construir o modelo quadrático, mas também para reduzir o valor da função.

Assumindo que são dados 3 vetores $x^l < x^m < x^r$. Os valores da função são calculados nos pontos x com $x_i \in \{x_i^l, x_i^m, x_i^r\}$ (Esta é a razão para o nome busca tripla). Se x^{best} representa o melhor ponto na busca tripla, denota-se por $x^{(i,1)}$ e $x^{(i,2)}$ os pontos obtidos de x^{best} somente mudando sua i -ésima coordenada pelos outros dois valores em $\{x_i^l, x_i^m, x_i^r\}$ e por x^{ik} , $k < i$, os pontos obtidos através da i -ésima e k -ésima coordenadas por aquelas com o menor $q(x^{(i)})$. Essa estratégia leva ao seguinte procedimento

$$f = f(x^{best})$$

for $i=1$ to n

 Compute $f(x^{(i,1)})$ e $f(x^{(i,2)})$, Compute g_i e G_{ii}

 Armazene $x^{newbest}$, mas não atualize x^{best}

 for $k = 1$ to $i - 1$

 Compute $q(x^{(k,1)})$ e $q(x^{(k,2)})$

 Compute $f(x^{ik})$

 Atualize $x^{newbest}$, não atualize x^{best}

 Compute G_{ik}

end for

if $x^{new\ best} \neq x^{best}$, atualize x^{best} , f e $g_{1:i}$, *end if*.

end for

Quando para um i , $1 \leq i \leq n$, as aproximações para g_l e G_{lk} , $l=1, \dots, i-1$, $k=1, \dots, l$ já foram computadas pela interpolação nos pontos em que diferem somente os primeiros $i-1$ componentes, e x^{best} é o melhor ponto da busca tripla no momento, as aproximações para g_i e G_{ii} são obtidas por meio de um polinômio quadrático.

$$p(\xi) = f(x^{best}) + g_i(\xi - x_i^{best}) + \frac{1}{2} G_{ii}(\xi - x_i^{best})^2 \quad (3.26)$$

Se $\min\{f(x^{(i,1)}), f(x^{(i,2)})\} < f(x^{best})$ x^{best} não é atualizado, mas este novo ponto é armazenado como $x^{best\ new}$.

Assumindo que as aproximações para $G_{i,l}$, $1 \leq l \leq k-1$ para um k , $1 \leq k \leq i-1$ já foram calculadas, pode-se computar

$$q(x^{(k,j)}) = f(x^{best}) + g_k(x_k^{(k,j)} - x_k^{best}) + \frac{1}{2} G_{kk}(x_k^{(k,j)} - x_k^{best})^2$$

$j=1, 2.$ (3.27)

usando-se o modelo quadrático q , tem-se que

$$q(x^{(i,j)}) = f(x^{(i,j)}), \quad j=1, 2.$$

Escolhendo $G_{ik} = G_{ki}$ de modo que

$$f(x^{ik}) = f(x^{best}) + g_k(x_k^{ik} - x_k^{best}) + g_i(x_i^{ik} - x_i^{best}) + \frac{1}{2} G_{kk}(x_k^{ik} - x_k^{best})^2 + G_{ik}(x_k^{ik} - x_k^{best})(x_i^{ik} - x_i^{best}) + \frac{1}{2} G_{ii}(x_i^{ik} - x_i^{best})^2 \quad (3.28)$$

Seja satisfeito.

Novamente x^{best} não é atualizado, mas sim $x^{best\ new}$ se x^{ik} representar uma melhora no valor da função.

Ao terminar o *loop* k , o modelo é re-expandido em torno do novo ponto ótimo através

$$g_k = g_k + \sum_{l=1}^i G_{kl} (x_l^{best\ new} - x_l^{best}), \quad k=1, \dots, i$$

$$x^{best} = x^{best\ new}, \quad f = f(x^{best\ new})$$
(3.29)

No caso particular de uma função quadrática, o exato valor da função objetivo é representado por $q(x)$.

3.3.1.4 - BUSCA DAS COORDENADAS

Para encontrar x^l, x^m e x^r usada na busca tripla, algumas vezes é usada uma busca de coordenadas baseada numa rotina de otimização do tipo *line search*. A primeira busca é inicializada com os candidatos à “cesta de compras” (variável que armazena informações referentes aos pontos com menor valor da função). Após a primeira busca, o melhor ponto e os dois vizinhos mais próximos são armazenados como $\{x_1^l, x_1^m, x_1^r\}$. As próximas buscas são realizadas usando os melhores pontos das buscas anteriores. Após o término das buscas na coordenada i , é armazenado o melhor ponto, o ponto inicial da busca e, se possível, o vizinho mais próximo do melhor ponto do lado oposto como $\{x_i^l, x_i^m, x_i^r\}$.

- **Busca Local**

A busca local pode ser dividida em 6 etapas distintas:

Passo 1: Utilizando os candidatos à cesta de compras, é feita uma busca tripla completa, onde x^l, x^m, x^r são determinados pela busca de coordenadas. Este procedimento fornece um novo ponto x , o valor da função f , uma aproximação para o gradiente g e uma aproximação para a Hessiana G .

Passo 2: Assume-se $d := \min(v - x, x - u, 0.25(1 + |x - x_0|))$ onde x_0 é o ponto de menor valor absoluto em $[u, v]$ e minimiza-se a função quadrática

$$q(h) := f + g^T h + h^T G h \quad (3.30)$$

no intervalo $[-d, d]$

Então é feita uma *line search* ao longo de $x + \alpha p$, onde p é a solução do problema de minimização. α pode assumir valores de 1 ou 0. O novo ponto encontrado pela *line search* é denotado por x e o valor da função, por f . Fazendo $r := (f_{old} - f) / (f_{old} - f_p)_{rede}$ onde f_{old} é o valor da função do ponto atual no início do passo 2 e f_{pred} é o valor da função predito pelo modelo quadrático. Uma vez que $r = 1$ se $f = f_{pred}$, o desvio de r a partir de 1 mede a qualidade da estimativa do modelo quadrático.

Passo 3: Se o número de execução do passo 3 ou o número de chamadas à função foi excedido, o processo é interrompido. O processo é também interrompido se o x atual está sobre a fronteira ou se o critério definido pelo passo 4 é satisfeito.

Passo 4: Se alguma componente de x está sobre a fronteira e o critério de parada foi satisfeito, é feita uma *line search* ao longo dessa coordenada. Se o valor da função não apresentar melhoria, o processo é interrompido.

Passo 5: Se $|r - 1| > 0,25$ ou se o critério de parada foi satisfeito no passo 3, é feita uma busca tripla completa. Caso contrário, é feita uma busca diagonal. Essa busca é feita somente ao longo das coordenadas que não estão sobre a fronteira.

Passo 6: Se $r < 0,25$, o modelo quadrático não foi adequado, portanto a caixa de minimização é diminuída, fazendo $d = d / 2$. Por outro lado, se $r > 0,75$, a direção de busca a partir do modelo quadrático foi boa, assim ajusta-se $d = 2d$.

O modelo quadrático q é minimizado no intervalo $[\max(-d, u - x), \min(d, v - x)]$ e uma *line search* ao longo de $x + \alpha p$ é feita. Um novo r é calculado onde f_{old} é o valor da função no início do passo 6 e retorna-se ao passo 3.

- **Cesta de compras**

A busca local é feita somente ao final de cada varredura. Dessa forma, todos os candidatos à cesta de compras (todos os pontos base das caixas com nível s_{\max}) que foram armazenados nesta varredura são ordenados em ordem crescente. Posteriormente, as propriedades de f entre x e um ponto w qualquer são verificadas. Isso é feito em quatro etapas.

Passo 1: Verifica-se se uma busca local a partir de x já foi realizada (freqüentemente um ponto pertence a duas caixas). Em caso afirmativo, utiliza-se o próximo x .

Passo 2: Calcula-se o valor da função nos pontos $x' = x + \frac{1}{3}(w - x)$. Se $f(x') > f(x)$, x não se encontra no domínio de atração de w . Utiliza-se um novo w e retorna ao passo 2.

Passo 3: Calcula-se o valor da função no ponto

$$x'' = x + \frac{2}{3}(w - x).$$

Se $f(x'') > \max(f(x'), f(w))$ denota-se $x = x'$.

Se $f(x') < f(x)$ utiliza-se o próximo w e retorna-se para o passo 2.

Caso $\min(f(x'), f(x'')) < f(w)$, os quatro pontos aparentemente se localizam no mesmo vale. Entretanto, não se descarta x para uma busca local, mas denota-se $x = x'$ ou $x = x''$ (o que possui o menor valor da função), utiliza-se novo w e retorna-se para o passo 1.

Passo 4: Se um ponto x “sobreviveu” aos loops dos passos 2 e 3, uma busca local é inicializada. Subseqüentemente, um procedimento similar aos passos 2 e 3 é aplicado ao x obtido na busca local para verificar se realmente um novo ponto foi encontrado. Somente nesse caso o ponto é colocado na cesta de compras.

Finalmente, o ponto contido na cesta de compras que corresponder ao menor valor da função objetivo representará o mínimo global no intervalo $[u, v]$.

A convergência do algoritmo é garantida quando $s_{\max} \rightarrow \infty$, de acordo com os teoremas apresentados em (Huyer e Neumaier, 1998).

3.4 - IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS BASEADOS NA TEORIA DE SUBESPAÇO (SMI)

O problema de identificação de sistemas MIMO, invariantes no tempo, a partir de medidas das entradas e saídas possui relevante importância na análise de sistemas, projeto e controle. De forma geral, pode-se definir a identificação baseada na teoria de subespaço como sendo o mapeamento entre os dados disponíveis da entrada e saída e os parâmetros desconhecidos em uma classe definida de modelos, o modelo de espaço de estado por exemplo.

3.4.1 - IDENTIFICAÇÃO DAS MATRIZES DE ESTADO

Considere o sistema linear invariante no tempo

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k \\ y_k &= Cx_k + Du_k \end{aligned} \tag{3.31}$$

O problema consiste então, em determinar as matrizes A , B , C , e D . Se considerarmos o caso em que y_k, u_k e x_k são disponíveis, as matrizes de estado são facilmente encontradas através do uso do método dos mínimos quadrados.

Escrevendo o conjunto de equações (3.31) na forma matricial tem-se

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} X_{k+1} \\ Y_{k+1} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_k \\ U_k \end{bmatrix} \\ X_Y &= \Pi X_U \end{aligned} \tag{3.32}$$

onde $X_Y = \begin{bmatrix} X_{k+1} \\ Y_{k+1} \end{bmatrix}$, $\Pi = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}$ e $X_U = \begin{bmatrix} X_k \\ U_k \end{bmatrix}$

A Equação(3.32), tendo variável Π é solucionada pelo método dos mínimos quadrados como

$$\Pi = (X_U X_U^T)^{-1} X_U^T X_Y \quad (3.33)$$

A solução dada pela Equação (3.33) fornece uma solução única para o problema. No entanto, a maior dificuldade é que, normalmente, os estados não são conhecidos e, portanto, o problema não é tão facilmente solucionado. É necessário aplicar a teoria de subespaços, porém a solução não será mais única. De acordo com a teoria das transformações de similaridades para sistemas lineares (Kailath, 1980), a matriz A (desconhecida) e a matriz A_{id} (identificada pelo método dos subespaços) terão os mesmos autovalores (desprezados os erros numéricos), sendo, portanto, uma das únicas ligações entre o sistema real e o sistema identificado por tais métodos.

Dessa forma, os métodos de identificação baseados na teoria de subespaço são também considerados do tipo “caixa preta”: dada uma entrada u , o sistema fornecerá uma saída \hat{y}_i (a qual deverá ser a mais próxima possível da informação medida y), os estados do sistema serão uma grandeza “oculta” ao usuário.

Vários métodos de identificação baseados na teoria de subespaço podem ser encontrados na literatura, dentre os quais pode-se citar o *Eigensystem Realization Algorithm* (ERA) (Juang, 1988), ERA/DC (ERA com correlação de dados), *System Realization Based on Information Matrix* (SRIM) (Juang, 1997), *Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) Output Error State Space Model Identification* (MOESP) (Verhaegen, Dewilde, 1992), etc.

Neste trabalho, no procedimento de detecção de falhas, utilizou-se o algoritmo MOESP. Tal escolha foi motivada pela precisão oferecida, facilidade de uso/implementação e também pelos bons resultados já obtidos em aplicações anteriores. Este algoritmo (MOESP) foi inclusive utilizado no processo de identificação dos parâmetros de um helicóptero usando dados medidos (Verhaegen *et al*, 1994).

Dessa forma, a seguir apresenta-se as principais etapas da derivação do algoritmo MOESP.

3.4.2 - MODELO ESPAÇO DE ESTADO OE (OUTPUT ERROR)

Considere o sistema determinístico, linear, invariante no tempo, P , da Figura 3.3 ser representado pelo sistema de equações dado pela Equação (3.31), onde $u_k \in \mathfrak{R}^m$ (o vetor de entradas), $y_k \in \mathfrak{R}^l$ (vetor de saída – medidas) e $x_k \in \mathfrak{R}^n$ (o vetor de estados). O conjunto de matrizes desconhecidas A, B, C e D têm dimensões apropriadas. Além do mais, considera-se que o modelo é mínimo (Kailath, 1980), isto é, o sistema é completamente controlável e observável.

De acordo com a representação na caixa pontilhada na Figura 3.2, a saída do sistema determinístico é perturbada pelo ruído v_k . Dessa forma, a saída é escrita como:

$$z_k = y_k + v_k \quad (3.34)$$

Quando o processo estocástico v_k é assumido ser um processo estocástico arbitrário com média zero, o modelo representado pela Equação (3.31) incorpora uma grande variedade de modelos paramétricos ou não paramétricos, tais como o ARMAX, ARX e OE (Ljung, 1987) ou modelos espaço de estados estocásticos (Kailath, 1980).

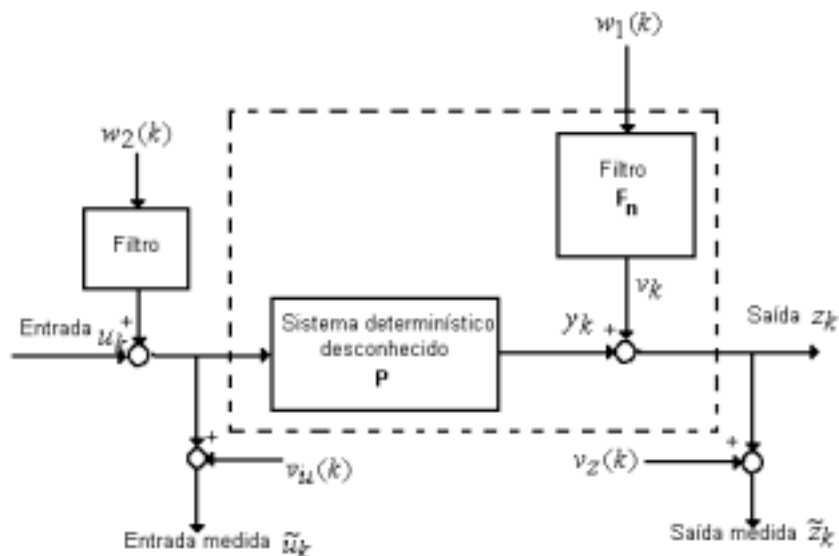


Fig. 3.3 - Visão geral do esquema de identificação.

3.4.3 - REPRESENTAÇÃO DOS DADOS E DEFINIÇÃO DE EXCITAÇÃO PERSISTENTE

Considerando que os sinais utilizados no processo de identificação são segmentos finitos de realizações de processos estocásticos ergódigos. Ou seja, para $N \rightarrow \infty$ existe um processo estocástico ergódigo $\mathbf{u}_j \in \mathfrak{R}^m$ e $\mathbf{v}_k \in \mathfrak{R}^l$ tal que:

$$[u_j \ u_{j+1} \ \cdots \ u_{n+j-1}] \text{ e } [v_j \ v_{j+1} \ \cdots \ v_{n+j-1}] \quad (3.35)$$

são realizações de \mathbf{u}_j e \mathbf{v}_k respectivamente, onde a expressão

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_{j+i-1} v_{k+i-1}^T = E[\mathbf{u}_j \mathbf{v}_k^T] \quad (3.36)$$

onde $E[\mathbf{u}_j \mathbf{v}_k^T]$ representa o operador matemático esperança.

Considerando um lote de medidas, a Equação(3.31) pode ser escrita como:

$$\begin{bmatrix} y_j & y_{j+1} & \cdots & y_{j+N-1} \\ y_{j+1} & y_{j+2} & \cdots & y_{j+N} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ y_{j+i-1} & y_{j+i} & & y_{j+N+i-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{i-1} \end{bmatrix} [x_j \ x_{j+1} \ \cdots \ x_{j+N-1}] + \begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & 0 & \cdots & 0 \\ CAB & CB & D & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ CA^{i-2}B & & \cdots & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_j & u_{j+1} & \cdots & u_{j+N-1} \\ u_{j+1} & u_{j+2} & \cdots & u_{j+N} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ u_{j+i-1} & u_{j+i} & \cdots & u_{j+N+i-2} \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

Definindo Γ_i e H_i como

$$\begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{i-1} \end{bmatrix} \text{ e } \begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & 0 & \cdots & 0 \\ CAB & CB & D & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ CA^{i-2}B & & \cdots & D \end{bmatrix},$$

respectivamente, a Equação (3.37) pode ser escrita na forma compacta como

$$Y_{j,i,N} = \Gamma_i X_{j,N} + H_i U_{j,i,N} \quad (3.38)$$

De maneira similar a saída z_k é expressa como

$$Z_{j,i,N} = \Gamma_i X_{j,N} + H_i U_{j,i,N} + V_{j,i,N} \quad (3.39)$$

onde $Z_{j,i,N}$ e $V_{j,i,N}$ são matrizes de Hankel construídas a partir de z_k e v_k respectivamente.

3.4.4 - EXCITAÇÃO PERSISTENTE

Definição: (Ljung, 1987)

Uma seqüência ergódica $\mathbf{u}_k \in \mathfrak{R}^m$ fornece uma excitação persistente de ordem i a partir de um instante j , se e somente se

$$\rho \left(\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} U_{j,i,N} U_{j,i,N}^T \right) = mi$$

que pode ser escrita como:

$$\rho \left(\frac{1}{N} U_{j,i,N} U_{j,i,N}^T + \varepsilon_N^1 E_N^1 \right) = mi \quad (3.40)$$

Dessa forma, quando N é suficientemente grande, o menor valor singular de $\frac{1}{N} (U_{j,i,N} U_{j,i,N}^T)$ é maior que $|\varepsilon_N^1|$, a definição de excitação persistente da seqüência u_k pode ser interpretada para o caso de dados finitos como sendo a condição de rank.

$$\rho(U_{j,i,N}) = mi \quad (3.41)$$

3.4.5 - ALGORITMO MOESP

O algoritmo MOESP pode ser descrito nas seguintes etapas:

Dados

1) Uma estimativa da ordem do sistema, n

2) Um parâmetro i , satisfazendo

$$i > n$$

3) As seqüências de dados da entrada e saída:

$$[u_1, u_2, \dots, u_{N+i-1}] \text{ e } [y_1, y_2, \dots, y_{N+i-1}]$$

com $N \gg mi$

realize os seguintes passos:

Passo 1: Construa as matrizes de Hankel $U_{1,i,N}$ e $Y_{1,i,N}$, definidas pela Equação (3.37).

Passo 2: Comprima os dados via fatorização RQ

$$\begin{bmatrix} U_{1,i,N} \\ \text{---} \\ Y_{1,i,N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & | & 0 \\ \text{---} & \text{---} & \text{---} \\ R_{21} & | & R_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_1 \\ \text{---} \\ Q_2 \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

Passo 3: Compute a decomposição em valores singulares a matriz R_{22} (teorema 4, Verhaegen e Dewilde, 1992)

$$R_{22} = \begin{bmatrix} U_n & | & U_n^\perp \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_n & | & 0 \\ \text{---} & \text{---} & \text{---} \\ 0 & | & S_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_n^T \\ \text{---} \\ (V_n^\perp)^T \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

Passo 4: Compute as matrizes A_{id} , B_{id} , C_{id} e D_{id} a partir do conjunto de equações:

$$U_n^{(1)} A_{id} = U_n^{(2)} \quad (3.44)$$

$$C_{id} = U_n(1:l,:) \quad (3.45)$$

$$\begin{bmatrix} \Xi(:,1:m) \\ \Xi(:,m+1:2m) \\ \vdots \\ \Xi(:,m(i-1)+1:mi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_n^\perp(1:l,:)^T & \cdots & U_n^\perp(l(i-1)+1:l_i,:)^T \\ U_n^\perp(l+1:2l,:)^T & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & 0 \\ U_n^\perp(l(i-1)+1:l_i,:)^T & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} I_l & 0 \\ 0 & U_n^{(1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_{id} \\ B_{id} \end{bmatrix} \quad (3.46)$$

onde:

$U_n^{(1)}$ é a submatriz composta pelas primeiras $(i-1)l$ linhas da matriz U_n

$$\Xi := \left(U_n^\perp \right)^T R_{21} R_{11}^{-1}$$

Quando o conjunto de Equações. (3.44) a (3.46) possui solução não compatível, é possível obter uma solução aplicando-se o método dos mínimos quadrados.

3.5 - ESTRATÉGIA PROPOSTA PARA A IDENTIFICAÇÃO ON-LINE

Tendo selecionado um modelo que represente as características dinâmicas da junta robótica com a precisão desejada, um esquema de identificação pode ser então projetado. Na estratégia adotada, as medidas são armazenadas por curto período (nos testes realizados, 7 s), durante o qual a matriz ϕ é verificada a fim de se assegurar que todas as condições iniciais podem ser obtidas com um razoável nível de confiança. O procedimento adotado também se mostrou bastante eficiente na verificação da existência de combinações lineares na matriz de informação. Existem várias maneiras de verificar a qualidade do sinal a ser empregado no processo de identificação e também na verificação da existência ou não de combinações lineares. Uma boa alternativa é utilizar a decomposição em valores singulares (SVD). Assim, a matriz de medidas pode ser decomposta como

$$\phi = U \Sigma V^T \quad (3.47)$$

onde U e V são matrizes isométricas e Σ é uma matriz diagonal

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)$$

contendo os valores singulares (raízes quadradas positivas dos autovalores) de ϕ .

Se alguns dos estados não foram adequadamente excitados ou se existe alguma combinação linear na matriz ϕ os correspondentes valores singulares σ_i terão magnitude bem pequenas, bem próximos da precisão de máquina.

Após a matriz de informação ϕ ser verificada, as condições iniciais para o algoritmo recursivo é obtido por meio do método dos mínimos quadrados convencional

$$\hat{\Theta}_{initial} = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T y_k \quad (3.48)$$

aplicando-se então a Equação (3.47) em (3.48) obtém-se

$$\hat{\Theta}_{initial} = V \Sigma^{-T} U^T y_k \quad (3.49)$$

O procedimento padrão (Ljung, 1983) para se identificar sistemas variantes no tempo é baseado no uso de um fator de esquecimento ($\lambda < 1$) de tal forma que a contribuição das estimativas anteriores contribuam marginalmente para a nova estimativa. Para sistemas invariantes no tempo, normalmente é utilizada uma seqüência de ganho que cresce exponencialmente a 1 ($t \rightarrow \infty, \lambda \rightarrow 1$).

$$\lambda(t) = \lambda_0 \lambda(t-1) + (1 - \lambda_0) \quad (3.50)$$

Onde λ_0 é a razão de crescimento. Usualmente o valor de $\lambda(0)$ é escolhido menor que 1 para que se tenha fortes correções (pequena constante de tempo) nos parâmetros no início do processo de identificação. Após algum tempo (dependendo do valor de λ_0) o ganho cresce exponencialmente a 1 (o que significa uma memória infinita). A forma da função dada pela Equação (3.50) é mostrada na Figura 3.4.

O efeito das correções dadas pela Equação (3.50) mostra-se satisfatório para sistemas invariantes no tempo ou para intervalos (duração das medidas) de processamento não muito longo. Pois, após um determinado tempo o ganho convergirá para 1 e não se terá mais o poder de correção necessário para seguir as variações nos parâmetros. Uma vez que o experimento IRJ poderá ser testado em ambientes de micro gravidade e em

situações em que podem ocorrer grandes variações de temperatura, é esperado que alguns parâmetros sejam variantes no tempo. Se assumirmos que o sistema é inerentemente variante no tempo (ou seja, utilizando $\lambda < 1$ constante), e alguns parâmetros não sofrerem variações significativas, certamente o algoritmo apresentará instabilidade e a seguramente não convergirá. Por outro lado, considerando que o sistema é invariante no tempo (ou seja, usando uma seqüência de ganho representado pela Equação (3.50)) e alguns parâmetros apresentarem variações, o algoritmo não será capaz de seguir as variações, e simplesmente, seguirá a médias das variações. Diante desse problema, uma estratégia baseada no erro relativo entre a informação medida (y_k) e a estimativa é usada para ajustar o valor do ganho. Dessa forma, tem-se uma seqüência adaptativa de ganhos: Caso o sistema seja invariante no tempo λ receberá valor 1. Se o sistema apresentar características variantes no tempo, o ganho será automaticamente ajustado de forma a minimizar o erro de identificação.

Baseado nessa idéia, é necessário encontrar uma função que relacione o erro relativo e o valor do ganho. Buscou-se então, uma função que apresentasse um comportamento inverso da função representado pela Equação (3.50). Ou seja, a função deveria apresentar, no início, um decaimento exponencial em relação ao erro relativo e no final, deve apresentar um valor constante.

A função representada pela Figura 3.5 é uma função polinomial de 17ª ordem em $\bar{\epsilon}$ (erro relativo), onde os coeficientes foram obtidos a partir de ajuste de mínimos quadrados. A ordem do polinômio foi escolhida de maneira que se obtivesse uma boa relação entre complexidade e precisão.

Utilizou-se também outras funções, como a função seno (Gauss), por exemplo,

$$\lambda(\bar{\epsilon}) = (1 - \alpha) + \alpha e^{-\beta \bar{\epsilon}^2} \quad (3.51)$$

a qual também fornece uma boa aproximação para a curva desejada.

Observando as Figuras 3.5 e 3.6, nota-se que quando a estimação apresenta erros aceitáveis (pequeno $\bar{\epsilon}$), o ganho ($\lambda(\bar{\epsilon})$) terá valor bem próximo de 1, significando que o valor da matriz de $P(t)$ diminuirá (observe Equação(3.14)) e conseqüentemente a

taxa de correção nos parâmetros. Por outro lado, se o erro relativo aumenta, o valor do ganho diminuirá seguindo uma das funções utilizadas. A diminuição no valor de λ implica em aumento no valor de $P(t)$, o que por sua vez potencializa as correções nos parâmetros. É importante também notar que nos dois exemplos de funções apresentados, o menor valor de $\lambda(\bar{\epsilon})$ é mantido em 0.95. Esta é uma medida de segurança para se evitar ocorra uma “explosão” na matriz $P(t)$.

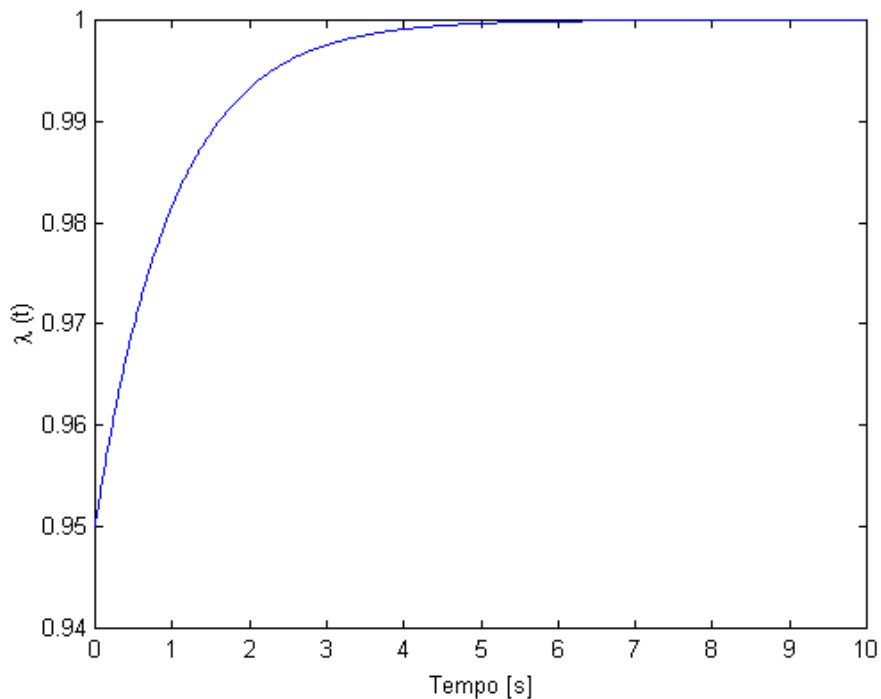


Fig. 3.4 - Comportamento típico para o ganho utilizado em sistemas invariantes no tempo ($\lambda_0 = 0.99, \lambda(0) = 0.95$).

Na estratégia definida para o algoritmo recursivo, tem-se também a opção de reinicializar a matriz $P(t)$ caso o valor de λ se mantenha pequeno (0.95) por um intervalo de tempo pré-determinado. Essa situação poderá ocorrer se o algoritmo estiver no regime estacionário por um longo período (a matriz $P(t)$ já terá convergido para o seu valor final) e subitamente o sistema apresentar variações. Nessa situação, a simples manipulação dos ganhos poderá não ser suficiente para seguir as variações nos parâmetros. Sendo então necessário reinicializar a matriz $P(t)$. A representação esquemática da estratégia acima descrita é mostrada na Figura 3.7.

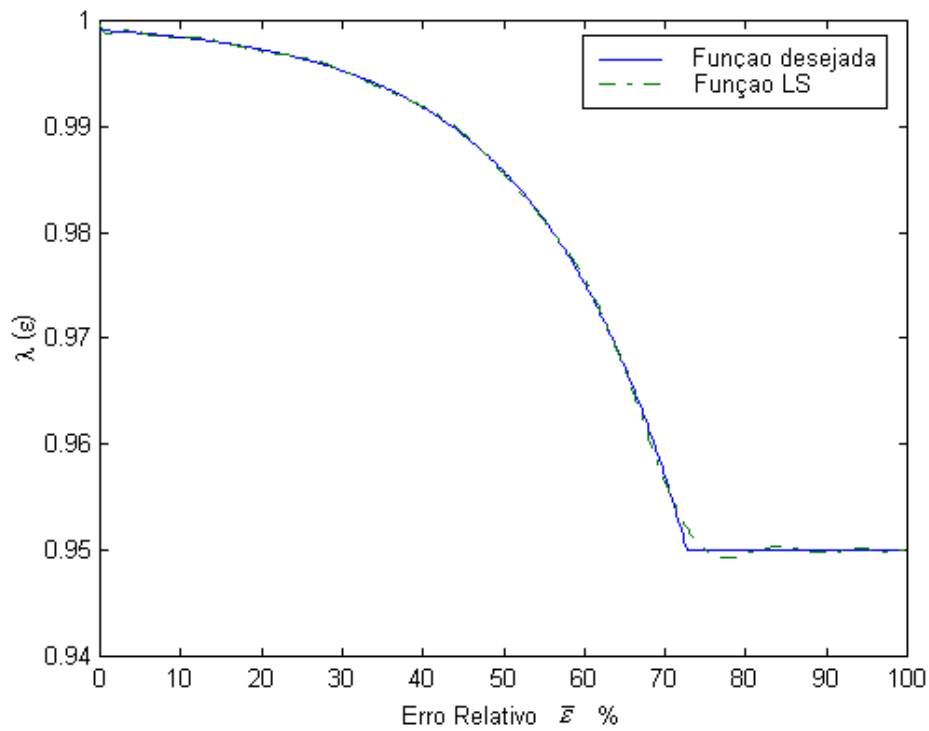


Fig. 3.5 - Comportamento do ganho variável – Ajuste polinomial.

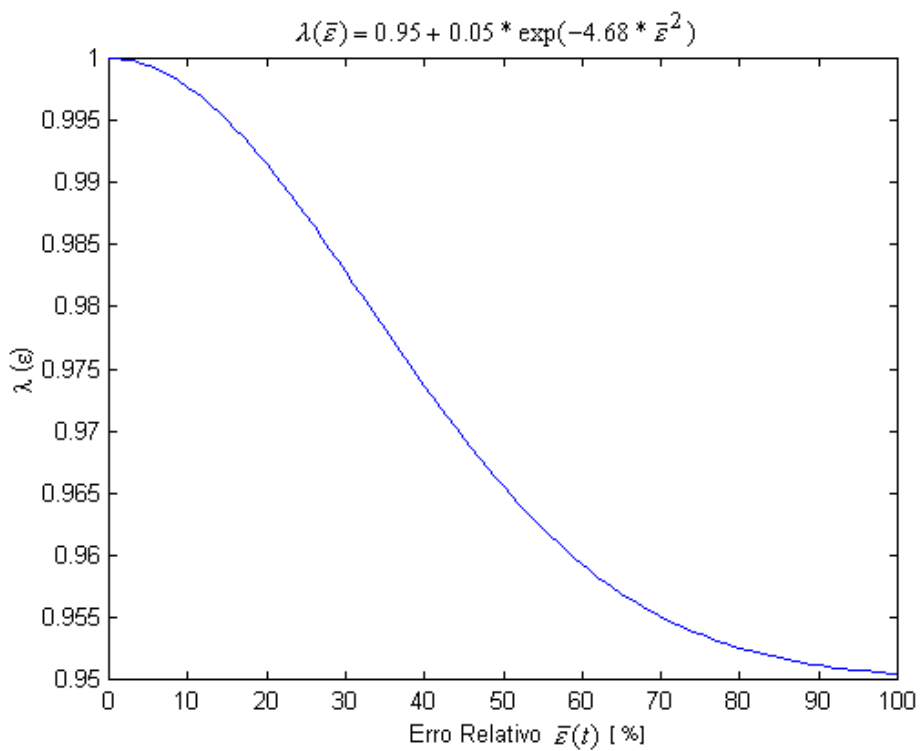


Fig. 3.6 - Comportamento do ganho variável – Função Exponencial.

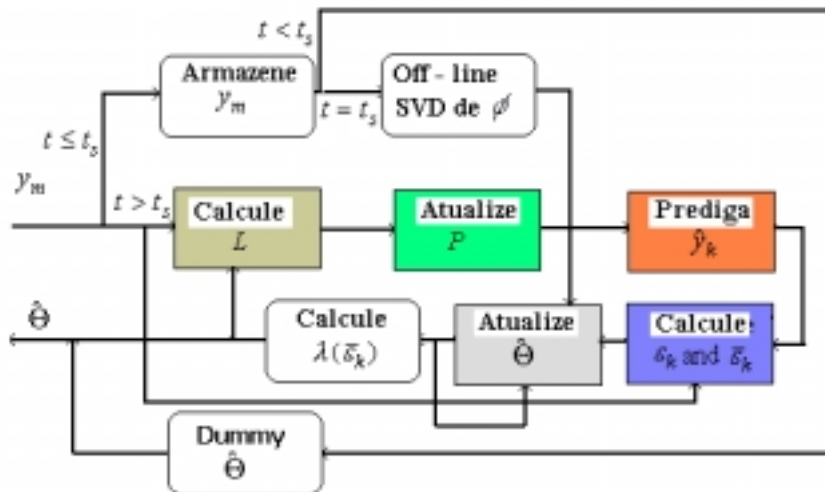


Fig. 3.7 - Representação esquemática do algoritmo mRLS.

3.6 - ALGORITMO DE IDENTIFICAÇÃO DUAS ETAPAS

Nesta seção, apresenta-se a idéia e a concepção do algoritmo de duas etapas. É evidente que nem todos os parâmetros presentes no modelo de atrito, dado pela Equação (2.77), poderão ser identificados por algoritmos de identificação baseados na teoria dos mínimos quadrados. É necessário empregar métodos de otimização não-lineares para resolver tal problema. Usualmente o algoritmo de otimização não-linear é utilizado para identificar todos os parâmetros do sistema, inclusive aqueles que possuem dependência linear nas medidas. Como resultado, é necessário encontrar condições iniciais satisfatórias para todos os parâmetros, além do fato de que o aumento do número de parâmetros a serem identificados pode tornar o processo de otimização extremamente pesado do ponto de vista computacional. Por outro lado, ocorrerá (usualmente) perda na precisão quando se introduzir novos elementos no vetor de parâmetros. A alternativa aqui proposta é separar os parâmetros em dois grupos distintos: Aqueles que possuem dependência linear nas medidas (os quais serão simplesmente denominados por parâmetros lineares) e aqueles que possuem dependência não-linear nas medidas (os quais serão denominados por parâmetros não-lineares). A partir dessa divisão, pode-se utilizar dois algoritmos distintos (os quais funcionam seqüencialmente) no processo de identificação. As vantagens de se utilizar tal procedimento são marcantes: não é necessário encontrar as condições iniciais para os parâmetros lineares e o algoritmo de otimização não-linear converge em um tempo menor (testes com funções mostraram

que tal estratégia pode ser até 20 vezes mais rápida que o procedimento onde todos os parâmetros são identificados somente pelo algoritmo não-linear).

Na escolha do algoritmo de otimização não-linear, vários métodos disponíveis no software MATLAB foram testados. O maior problema em se utilizar tais métodos decorre do fato de que estes algoritmos são minimizadores locais, os quais são extremamente dependentes das condições iniciais. Muitas vezes, tais algoritmos não convergem ou simplesmente fornecem uma solução matemática (parâmetros negativos, por exemplo) para o problema. Assim, o algoritmo MCS foi escolhido para identificar os parâmetros não-lineares que aparecem na Equação (2.77). Uma das principais vantagens do algoritmo MCS é que não exige uma condição inicial, mas sim uma faixa onde se espera que o mínimo global deva ser encontrado. No caso em que nenhuma informação sobre o mínimo possa ser oferecida, é possível ajustar os limites em $\pm \infty$.

Como é usual na otimização não-linear, o algoritmo MCS requer que seja fornecida uma função (IP Índice de performance) a ser minimizada. Existem várias formas de se definir um critério para o IP. Neste trabalho, testou-se dois critérios: uma função quadrática do erro dada por

$$IP = \frac{1}{2} [y - \hat{y}][y - \hat{y}]^T \quad (3.52)$$

e a função módulo do erro

$$IP = \|y - \hat{y}\| \quad (3.53)$$

onde y é informação medida e \hat{y} a estimativa de y considerando os parâmetros lineares otimizados pelo algoritmo linear e $\|\cdot\|$ significa a norma Euclidiana.

3.6 - ALGORITMO INTEGRADO MRLS – MCS

Para se solucionar o problema de identificação caracterizado pela Equação (2.77), um algoritmo integrado usando RLS e MCS foi derivado. A estratégia adotada pode ser dividida em duas diferentes fases de operação: um procedimento inicial e um procedimento normal. No procedimento inicial, as medidas são coletadas e armazenadas em um lote com um tamanho pré-selecionado. As medidas são constantemente

atualizadas, funcionando como uma janela de medidas movendo-se ao longo do tempo. Dado um valor inicial para os parâmetros não-lineares, os parâmetros lineares são estimados pela parte do algoritmo baseado no método dos mínimos quadrados. Após isto, os parâmetros lineares são passados para o algoritmo MCS, o qual se encarrega de identificar os parâmetros não-lineares. Esse processo é repetido até que o critério de convergência seja satisfeito, ou seja, quando a norma do erro for menor que um determinado valor (δ e $\delta_{\Theta_{\min}}$). Quando o critério de convergência é satisfeito, o algoritmo recursivo é então inicializado enquanto que os parâmetros não-lineares são mantidos constantes até que a norma do erro volte novamente a crescer e ultrapasse o valor especificado δ . Quando essa situação ocorre, o algoritmo MCS é novamente ativado para que os parâmetros não-lineares sejam corrigidos.

O algoritmo integrado pode ser resumido nos seguintes passos

Procedimento inicial

1- entre: u, v (limitantes para os parâmetros não-lineares) e um valor inicial para Θ_{NL} ;

Enquanto $N_{err} = \|y - \hat{y}\| > \delta$ e $\Delta\Theta = (\Theta_k - \Theta_{k-1}) > \delta_{\Theta_{\min}}$

2- Armazene as medidas;

3- Calcule ϕ ;

4- Verifique o posto de ϕ (SVD);

5- Estime Θ_L (parte baseada no LS);

6- Estime $\check{\Theta}_{NL}$ ($\check{\Theta}_{NL}$ significa o mínimo global no intervalo $[u, v]$) usando o algoritmo MCS ;

7- Calcule N_{err} e $\Delta\Theta$;

8- Se $N_{err} < \delta$ e $\Delta\Theta < \delta_{\Theta_{\min}}$, pare e mantenha constante Θ_{NL} .

Modo Normal

9- Usando Θ (estimado no procedimento inicial), inicialize o algoritmo recursivo;

10- Verifique N_{err}

11- Se $N_{err} > \delta$, ative o algoritmo MCS e usando a última janela de medidas disponível, atualize $\check{\Theta}_{NL}$;

Caso contrário $\check{\Theta}_{NL}$ pode ser considerado como mínimo (não ocorreu alterações nos parâmetros não-lineares);

12- Colete a próxima medida.

Onde Θ é vetor de parâmetros a ser identificado e Θ_{NL} é um subconjunto de Θ representando os parâmetros não-lineares.

Dessa forma, o algoritmo aqui proposto pode continuamente corrigir variações nos parâmetros lineares e corrigir os parâmetros não-lineares somente quando as correções se fizerem necessárias. A representação gráfica do algoritmo integrado é mostrada na Figura 3.8.

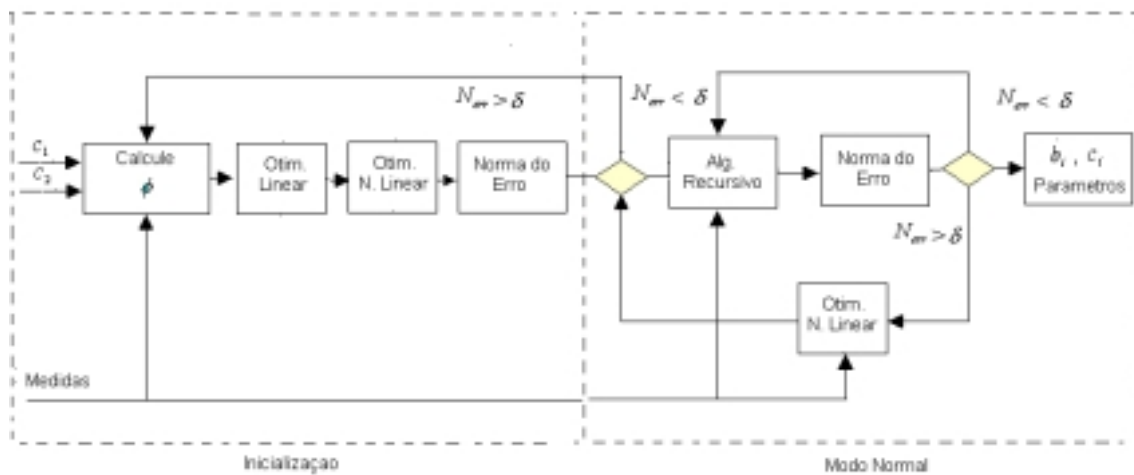


Fig. 3.8 - Representação Esquemática do Algoritmo Integrado.

3.7 - SELEÇÃO DE TRAJETÓRIAS PARA FINS DE IDENTIFICAÇÃO

A identificação de robôs trata do problema de se estimar os parâmetros do modelo a partir das informações (medidas) coletadas durante a realização de um determinado experimento. Sabe-se que uma identificação precisa, confiável e eficiente requer alguns cuidados adicionais (a escolha das trajetórias, por exemplo). No projeto de um experimento para a identificação de um manipulador, é muito importante verificar se o nível de excitação é suficiente para fornecer uma identificação eficiente e rápida de parâmetros mesmo na presença de perturbações (ruídos, por exemplo). Uma alternativa é utilizar o condicionamento (razão entre o maior e o menor valor singular) da matriz de medidas e utilizar essa informação para selecionar a melhor trajetória para os propósitos de identificação. Assim, deve-se priorizar as trajetórias que maximizem o menor valor singular, uma vez que o maior valor singular não é sensível às perturbações.

3.8.1 - DESCRIÇÃO DA ESTRATÉGIA

Na parte experimental realizada, duas famílias de trajetórias eram possíveis de serem utilizadas:

- a) Uma trajetória triangular com velocidade constante e aceleração infinita (em teoria) nos limites do espaço de trabalho. Neste tipo de trajetória o único parâmetro que poderia ser ajustado era a magnitude da velocidade angular.
- b) No segundo tipo, a trajetória foi obtida através da combinação de período de velocidade constante e períodos de aceleração constante. Neste tipo de trajetória, ambos, magnitude e período de velocidade constante, podem ser ajustados a fim de atender os níveis desejados de excitação.

No experimento IRJ, a tarefa de encontrar uma trajetória que excite adequadamente os parâmetros a serem identificados não pode ser obtida por meio de procedimentos padrões (Swevers *et al* 1997), uma vez que a elasticidade da junta deve também ser identificada dinamicamente. Isso faz com que o sistema tenha um grau de liberdade a mais. Assim, o termo $\theta_{in} - N\theta_{out}$ e sua derivada aparecerão na matriz de medidas ϕ .

Considerando um modelo em que se tenha coeficiente de elasticidade linear e cúbico, perdas por atrito tanto na entrada como na saída, as Equações.(2.83) e (2.84) podem ser escritas na forma matricial

$$Y = \phi \Theta \quad (3.54)$$

onde

$$\phi = \begin{bmatrix} -\Delta\theta & -\Delta\theta^3 & -\Delta\dot{\theta} & -\left|\frac{T_{out}}{N}\right| \text{sign}\dot{\theta}_{in} & -\text{sign}\dot{\theta}_{in} & \dot{\theta}_{in} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ N\Delta\theta & N\Delta\theta^3 & \Delta\dot{\theta} & 0 & 0 & 0 & -\dot{\theta}_{out} & -\dot{\theta}_{out}^3 & -\text{sin}\theta_{out} & -\text{cos}\theta_{out} \end{bmatrix}$$

e Θ representa o vetor de parâmetros a ser identificados.

Devido ao fato de que a matriz de medidas também requer as medidas do lado da saída, a dinâmica completa do sistema deve ser simulada. A estratégia aqui proposta pode ser resumida nos seguintes passos: primeiro as trajetórias são computadas, depois integra-se o sistema dinâmico em seguida “constrói-se” e calcula o condicionamento da matriz ϕ (Equação (3.54)). O procedimento é repetido até que a completa faixa de operação do experimento seja coberta. No caso das trajetórias triangulares, a velocidade constante variou entre 15 e 45 $^{\circ}/s$. Já na trajetória senoidal, a faixa de velocidade constante é a mesma da trajetória triangular e os períodos de velocidade constante variam entre 0.5 e 6 s. O tempo total de medidas para a trajetória triangular é de 10 s e para a senoidal 15 s. Após ter calculado o condicionamento da matriz ϕ , um gráfico de contorno (*contour*) pode ser obtido, a partir do qual pode se observar o comportamento dos valores singulares

3.8.2- TRAJETÓRIA TRIANGULAR

Esta trajetória é gerada simplesmente com a mudança instantânea do sinal da velocidade angular no limite de posição. O que significa que neste ponto uma aceleração impulsiva se faz necessário. Usando esta trajetória, o único parâmetro a ser ajustado é a magnitude da velocidade angular. A Figura 3.9 mostra o perfil da trajetória (linha cheia) e da velocidade (linha tracejada).

Nesta trajetória, o ponto inicial deve ser sempre em torno da posição zero para que se garanta que todo o envelope de trabalho ($\pm 80^\circ$) seja utilizado.

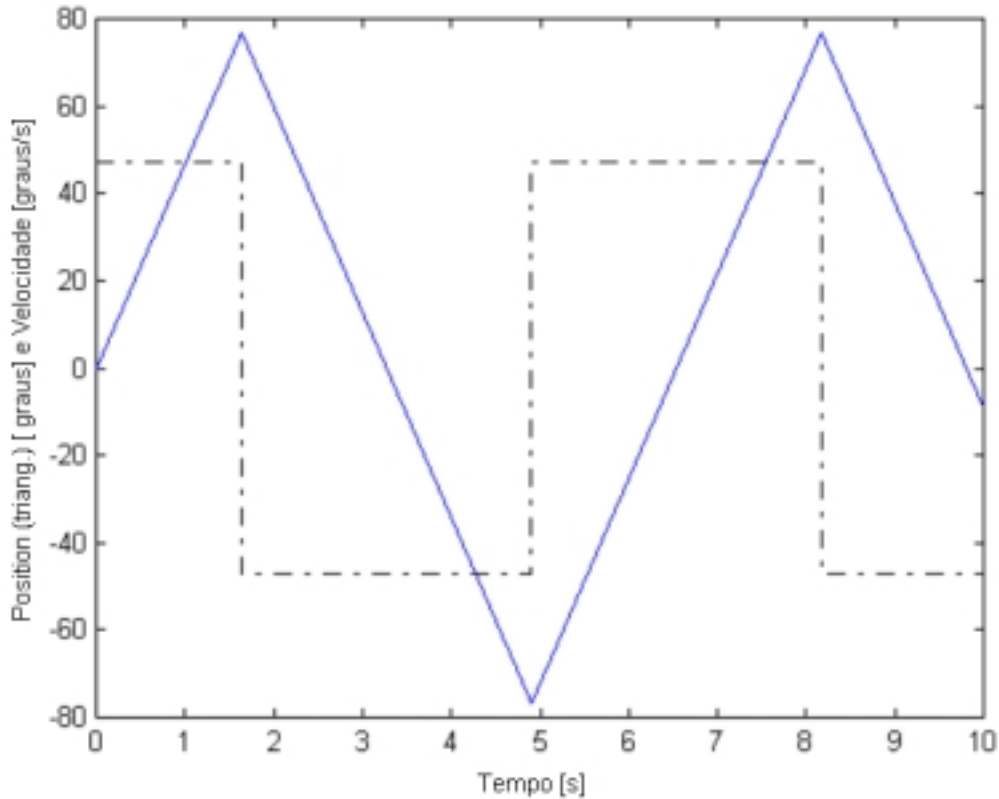


Fig. 3.9 - Trajetória triangular com velocidade constante de $45^\circ/\text{s}$.

3.8.3 - TRAJETÓRIA TIPO SENOIDAL

Neste tipo de trajetória, a máxima amplitude ocorre no ponto de velocidade zero, sendo portanto, dependente da magnitude da velocidade e do período. Para utilizar todo o espaço de trabalho, o movimento não deve iniciar em torno da posição zero (como na trajetória triangular), mas o movimento periódico deve iniciar no ponto de velocidade zero, ou seja no ponto de máxima amplitude. Com esse objetivo, um procedimento inicial foi desenvolvido de maneira que dado o período e o valor da velocidade o braço do robô seja levado de qualquer ponto (dentro do espaço de trabalho) para o ponto de velocidade zero. Nesta fase o braço do robô terá uma velocidade exponencialmente decrescente até atingir o ponto de máxima amplitude. Esta período é chamado de fase “rendez-vous”. Utilizando este procedimento, pode-se garantir que todo o espaço de trabalho será utilizado. As Figuras 3.10 e 3.11 apresentam alguns exemplos deste

procedimento. A linha fina representa a velocidade angular e a linha cheia representa a trajetória.

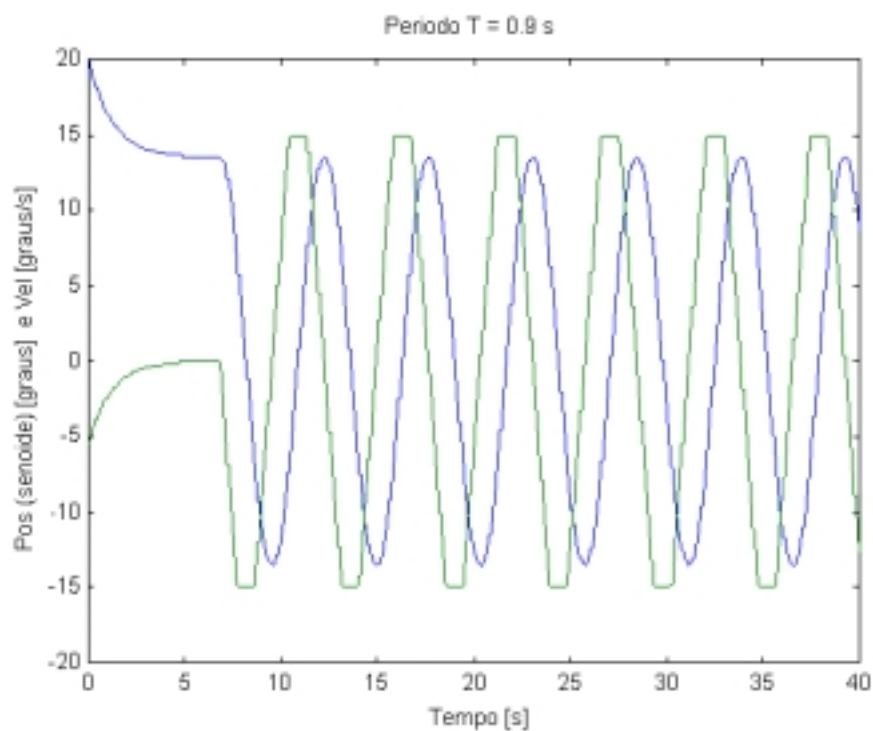


Fig. 3.10 - Trajetória senoidal com T (período) = 0.9s, $x(0) = 20.0$ e $v = 15.0/s$.

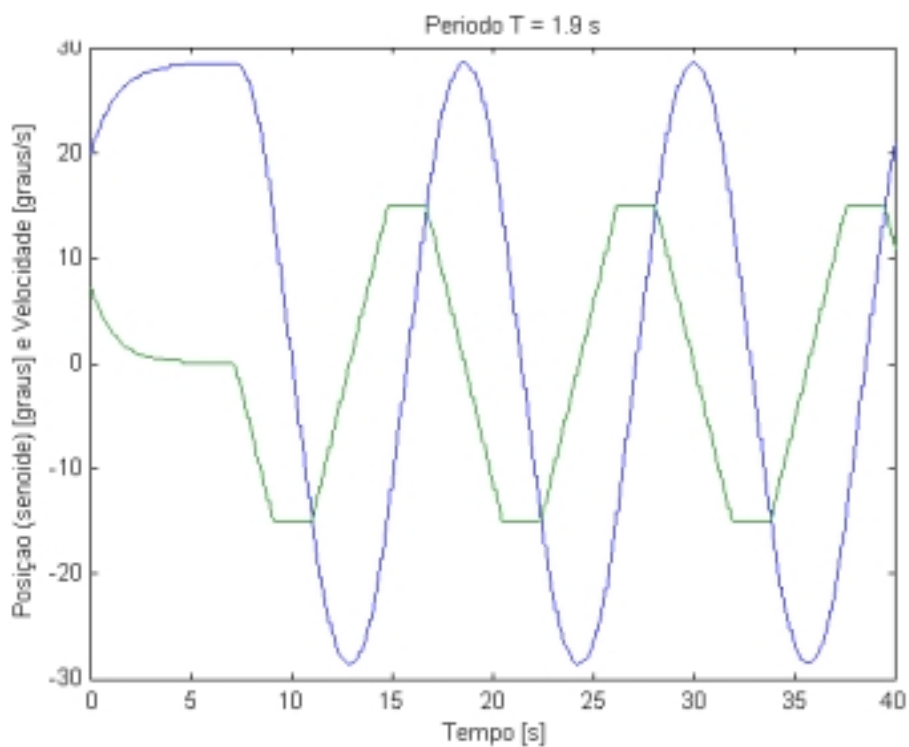


Fig. 3.11 - Trajetória senoidal com T (período) = 1.9s, $x(0) = 20.0$ e $v = 15.0/s$.

3.7.4 - SELEÇÃO DA TRAJETÓRIA

Para verificar o nível de excitação da matriz de medidas, o menor e o maior valor singular da matriz ϕ foram determinados. Primeiramente, as trajetórias são geradas. Depois, usando essas trajetórias como referência, o sistema é simulado (nestes testes, o valor de rigidez foi obtido através do ajuste das curvas do catálogo e os coeficientes de atrito foram obtidos por meio de uma identificação *off-line*) e os estados são utilizados para “construir” a matriz de medidas. Finalmente é realizada a decomposição em valores singulares (SVD).

Notou-se que alguns parâmetros têm forte impacto no condicionamento da matriz. No experimento IRJ, ficou evidente que o termo relacionado à rigidez não-linear é o que possui maior sensibilidade. Assim, dois diferentes testes foram realizados, um considerando todos os termos que aparecem na Equação (3.54), aqui chamado modelo completo, e um outro (modelo reduzido) onde a segunda coluna da matriz ϕ foi eliminada. A fim de ilustrar esse fato, um gráfico da velocidade versus os valores singulares para as trajetórias triangulares e um gráfico de contorno para as trajetórias senoidal são mostradas a seguir.

Observando as Figuras 3.12 e 3.13 é evidente o impacto do termo relacionado com a elasticidade não-linear no condicionamento da matriz ϕ . O menor valor singular passa da ordem de 10^{-7} para 10^{-1} . Por outro lado, como se esperava, o valor do maior valor singular praticamente não se altera quando se usa o modelo completo ou o modelo reduzido.

Para as trajetórias tipo senóide, um gráfico de contorno *versus* velocidade e período pode ser obtido. A partir desses gráficos, é possível selecionar o período e a velocidade constante que irá maximizar o menor valor singular da matriz de medidas. Novamente, dois casos podem ser obtidos, o modelo completo e o modelo reduzido.

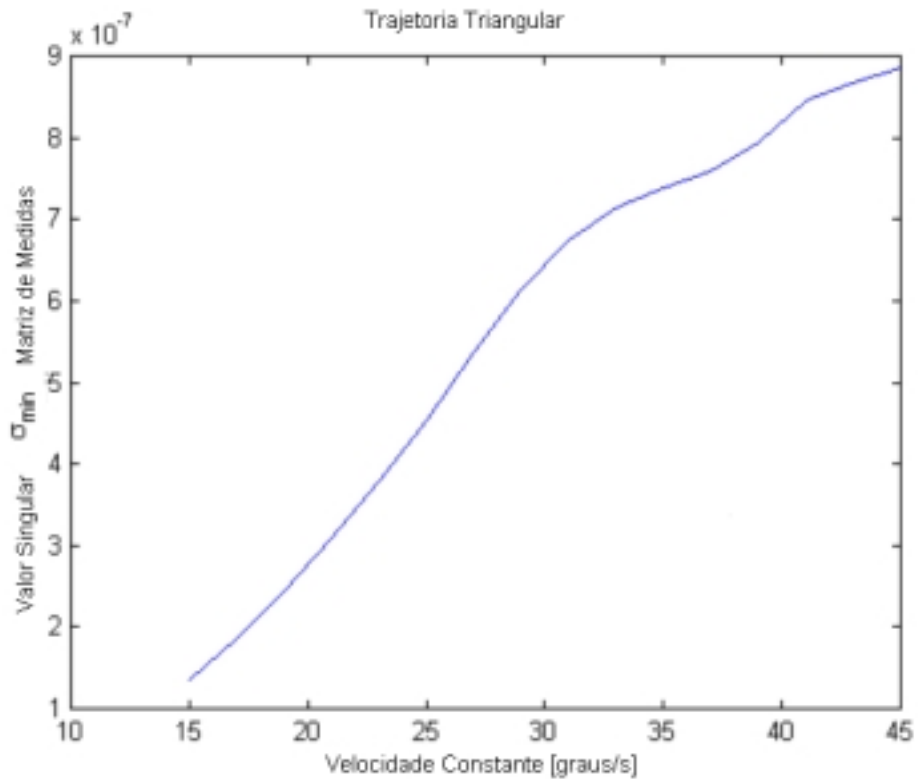


Fig. 3.12 - Trajetória triangular – Menor valor singular – Modelo completo.

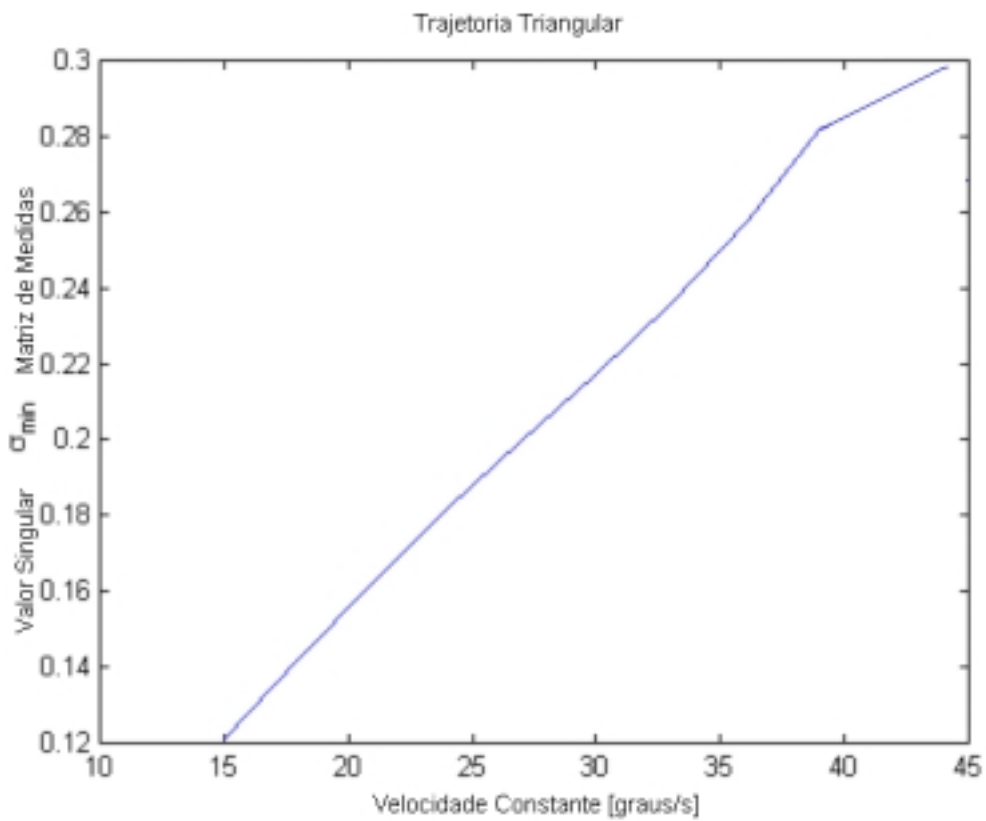


Fig. 3.13 - Trajetória triangular – Menor valor singular – Modelo reduzido.

As retas no gráfico de contorno representam que o movimento periódico não pode completar um ciclo no período de simulação realizado. Portanto, estes valores de velocidade e período não são aceitáveis para uma simulação de 10s. As medidas devem ser coletadas por período maior. O efeito do termo relacionado com a rigidez não-linear é notório, um grande salto no valor do menor valor singular foi novamente verificado quando o mesmo foi retirado da matriz de medidas. Comparando as Figuras 3.14 e 3.15 fica evidente que a matriz de medidas do modelo reduzido é melhor condicionada que a do modelo completo. Uma maneira de minimizar esse problema, caso uma identificação *off-line* seja apropriada, é normalizar (dividir cada coluna da matriz pela sua respectiva norma) a matriz de medidas. Esta técnica irá melhorar o condicionamento da matriz ϕ . Após os parâmetros serem identificados, os reais valores podem ser obtidos por meio da operação inversa, ou seja, multiplica-se cada parâmetro pela respectiva norma. O efeito da normalização de ϕ é mostrado na Figura 3.16

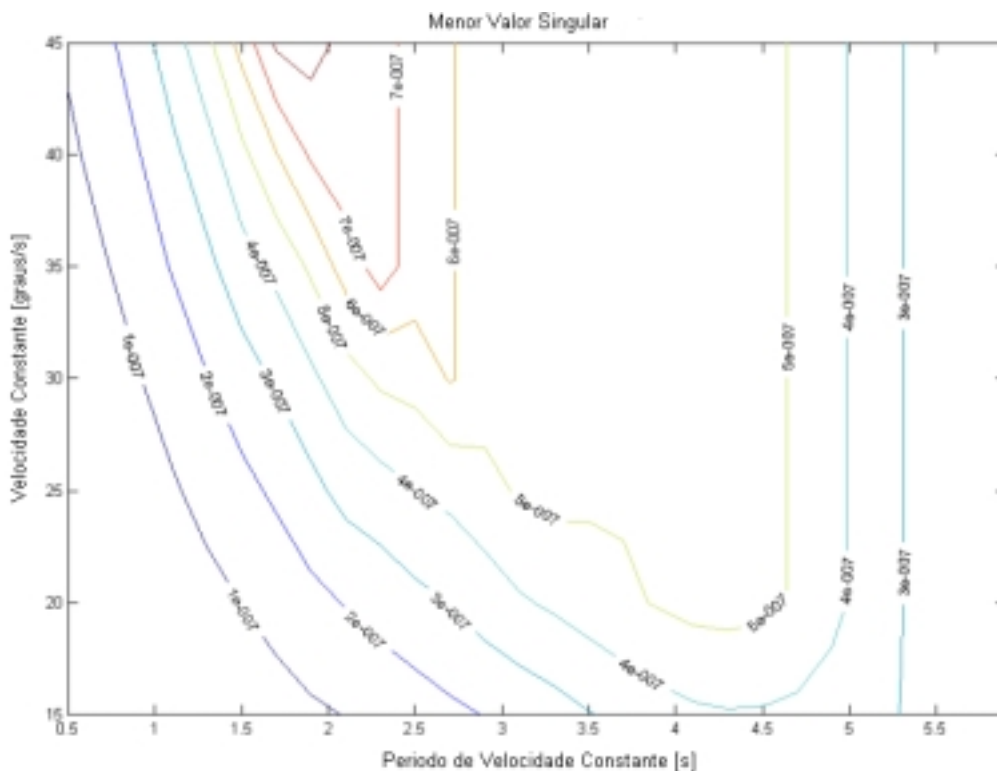


Fig. 3.14 - Trajetória senoidal – Menor valor singular – Modelo completo.

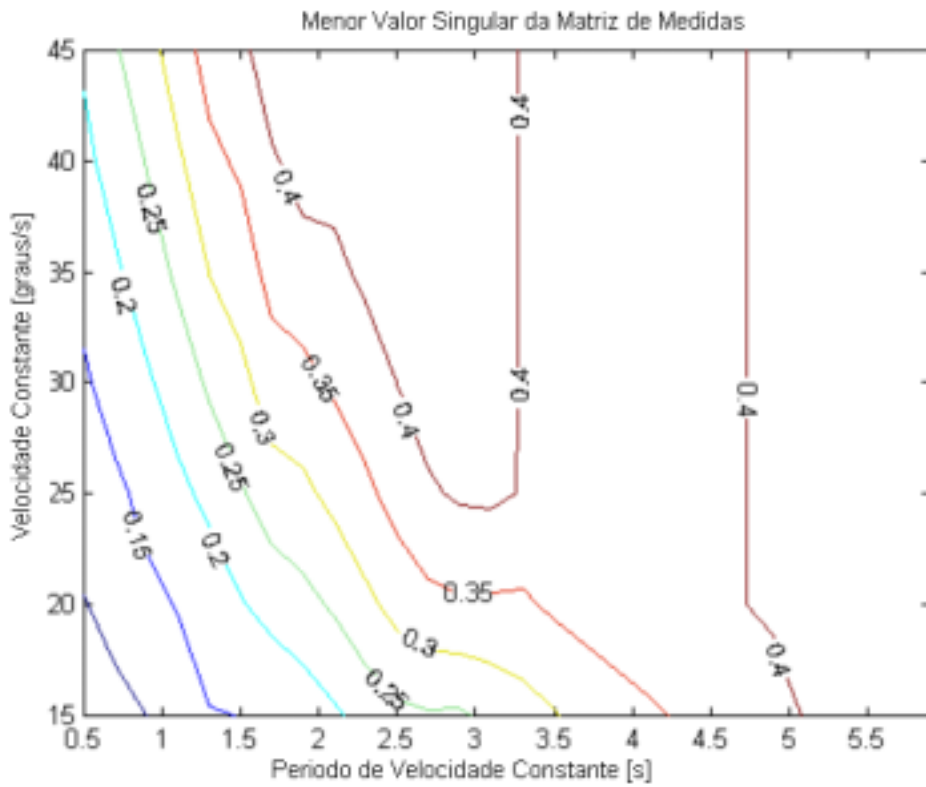


Fig. 3.15 - Trajetória senoidal – Menor valor singular – Modelo reduzido.

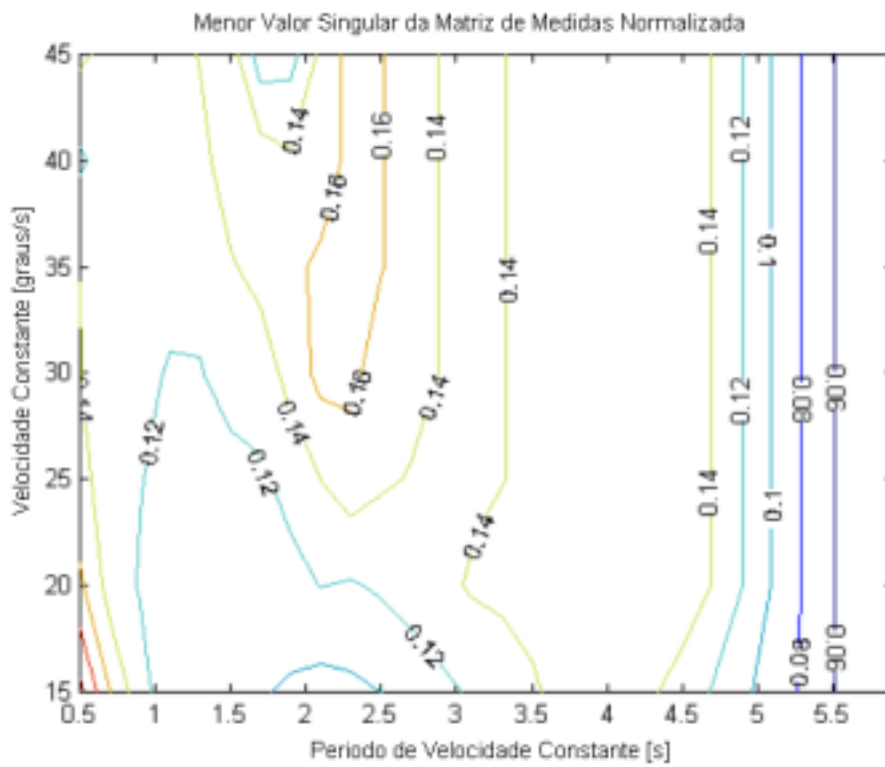


Fig. 3.16 - Trajetória Senoidal– Menor valor singular – Modelo Completo – ϕ normalizado.

O procedimento aqui apresentado não pode ser considerado como ótimo (devido ao fato de se identificar rigidez e atrito relativo, os procedimentos normais de otimização não são diretamente aplicáveis), mas fornece indicadores para se selecionar dentre uma família de trajetórias a que melhor se adequa ao processo de identificação. Esses indicadores podem rapidamente extraídos através da análise dos gráficos mostrados. Os benefícios de se normalizar a matriz de medidas foram também mostrados.

No Capítulo 4, serão apresentados os resultados numéricos obtidos a partir da utilização dos modelos matemáticos obtidos no Capítulo 2 e dos métodos de identificação derivados no Capítulo 3.

CAPÍTULO 4

APLICAÇÕES E RESULTADOS

Neste Capítulo, utiliza-se os modelos derivados no Capítulo 2 bem como os métodos e algoritmos derivados no Capítulo 3. Será mostrado que a teoria desenvolvida é extremamente útil podendo ser aplicada na solução de problemas diversos. Pode-se identificar desde modelos completos (matrizes de estado), parâmetros físicos e também detectar falhas em sensores. Os resultados a serem apresentados foram obtidos através do uso de medidas do experimento IRJ montado no DLR (Alemanha).

O Capítulo está organizado da seguinte forma

- Primeiramente será descrito o processo de identificação das matrizes de estado (utilizando o algoritmo MOESP). Tais matrizes estimam a saída dos sensores do braço, dadas as medidas do lado do motor;
- depois o processo de detecção de falhas nos sensores;
- o algoritmo integrado será testado, tanto em simulações quanto em medidas reais;
- finalmente será mostrada uma situação em que são simuladas falhas em alguns sensores, analisando o efeito sobre o processo de identificação e a maneira que os algoritmos contornam este problema.

Vale ressaltar que durante o desenvolvimento das pesquisas, tanto no Brasil como na Alemanha, foram derivados um grande número de modelos dinâmicos, algoritmos e estratégias visando encontrar uma solução ótima não somente para o problema geral de identificação, mas também para as situações particulares do experimento. Neste Capítulo serão apresentados somente os casos mais significativos e interessantes do ponto de vista prático.

4.1 - IDENTIFICAÇÃO DAS MATRIZES DE ESTADO

A identificação de parâmetros é fundamentada nas informações do sistema, ou seja, nas medidas coletadas. Se alguma medida não está disponível ou se o sensor apresentar alguma falha, os parâmetros relacionados a essa medida não poderão mais ser identificados. A idéia aqui mostrada tem por objetivo minimizar esse problema por meio da estimação das medidas que não estão disponíveis. Várias teorias (Filtro de Kalman, modelos caixa preta, etc.) podem ser utilizadas para estimar os estados (medidas) que estão sob suspeita de falhas.

A seguir, será proposto um procedimento de estimação baseado na teoria de espaço de estado. As razões para tal escolha são: facilidade para selecionar a estrutura do modelo, bom desempenho (precisão) e também a possibilidade de se utilizar as matrizes de estado para desenvolver uma lógica de detecção de falhas.

As matrizes de estado são obtidas através da utilização do algoritmo MOESP. Este algoritmo foi escolhido devido a sua versatilidade e também confiabilidade.

4.1.1 - OBTENDO AS MATRIZES DE ESTADO

Nos testes a serem realizados, as medidas na entrada (lado do motor) serão utilizadas para estimar os estados na saída (lado da carga). Considera-se que as relações entre as medidas da entrada e as medidas da saída são lineares ou têm pequena não linearidades. Dessa forma, o algoritmo MOESP pode ser utilizado para determinar o modelo matemático de forma que dadas as medidas do lado do motor, estimasse as medidas do lado da carga do experimento IRJ

$$\begin{aligned}x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\y(k) &= Cx(k) + Du(k)\end{aligned}\tag{4.1}$$

onde: $x(k)$ são os estados, $u(k)$ são as entradas, ou seja : θ_{motor} , $\dot{\theta}_{motor}$ e $\ddot{\theta}_{motor}$ e $y(k)$ são as saídas: θ_{out} e $\dot{\theta}_{out}$

A, B, C e D são as matrizes de estado (desconhecidas) a serem determinadas .

A corrente elétrica comandada poderia também ser utilizada como entrada para o algoritmo de identificação, mas devido a grande diferença (a corrente é medida em incrementos) na magnitude dos sinais, na maioria das vezes o modelo obtido era instável. Assim, o processo de identificação baseado em θ_{motor} , $\dot{\theta}_{motor}$ e $\ddot{\theta}_{motor}$ foi o que apresentou melhores resultados.

4.1.2 - VERIFICAÇÃO DA PRECISÃO DO ALGORITMO MOESP

As matrizes de estado foram obtidas por meio do processamento de todas as medidas disponíveis, ou seja, foi utilizado um conjunto de 12 diferentes trajetórias. Todas as medidas foram utilizadas simultaneamente a fim de se obter um conjunto de matrizes que fosse capaz de fornecer uma estimativa satisfatória, mesmo na situação em que uma trajetória diferente fosse utilizada.

A precisão da estimativa foi avaliada de maneira estatística, utilizando-se o indicador *variance accounted for* (*vaf*), o qual é dado pela expressão

$$vaf = \left(1 - \frac{\text{var}(y - \hat{y})}{\text{var}(y)} \right) * 100\% \quad (4.2)$$

onde

$$\text{var}(x) = E\{[x - E(x)]^2\}$$

é a variância de x .

Nota-se que quanto maior for o valor da *vaf*, melhor será a qualidade da estimativa. Se o erro for 0, tem-se então, $vaf = 100\%$.

4.1.3 - SELEÇÃO DA ORDEM DO MODELO

O processo de identificação baseado na teoria de subespaço não requer maior atenção com relação ao modelo que melhor irá descrever o sistema, uma vez que ele funciona como uma caixa preta e que a representação é por matrizes de estado. Por outro lado, é necessário selecionar a ordem do modelo, ou seja, a dimensão da matriz “A”. Normalmente, a ordem do sistema é escolhida com ajuda da inspeção dos valores

singulares da matriz de medidas, calculando-se a *vaf* de modelos de várias ordens e também verificando a estabilidade do modelo obtido. A ordem (dimensão da matriz “A”) que melhor satisfazer todos estes requisitos é então escolhida como a “verdadeira” ordem do sistema. Algumas vezes, o modelo é instável, mas oferece uma boa (alto valor da *vaf*) aproximação dos dados medidos. Nesses casos, é possível melhorar a estabilidade implementando um preditor que usa um ganho de Kalman. A correção de Kalman é baseada nas medidas passadas, esse fato é um problema para a aplicação a ser proposta, uma vez que tais matrizes de estados serão utilizadas para estimar os estados em caso de falhas. Nessa situação, obviamente, as medidas não serão disponíveis ou não apresentam valores confiáveis. Dessa forma, na seleção da ordem do sistema, o procedimento de melhorar a estabilidade do sistema utilizando-se o ganho de Kalman não foi utilizado.

A Figura 4.1 mostra a magnitude dos valores singulares da matriz “A” em escala logarítmica. A magnitude dos valores singulares fornece um indicador da ordem do sistema. Os valores singulares menores que um determinado valor são normalmente considerados como ruídos, portanto, descartados.

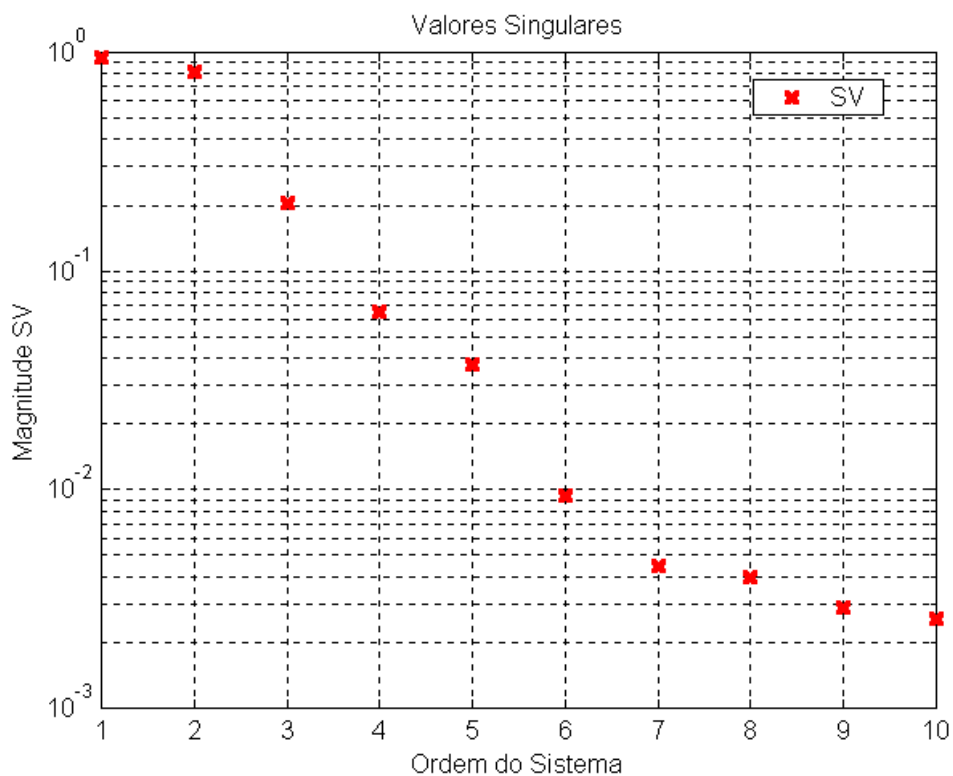


Fig. 4.1 - Valores singulares da matriz de medidas.

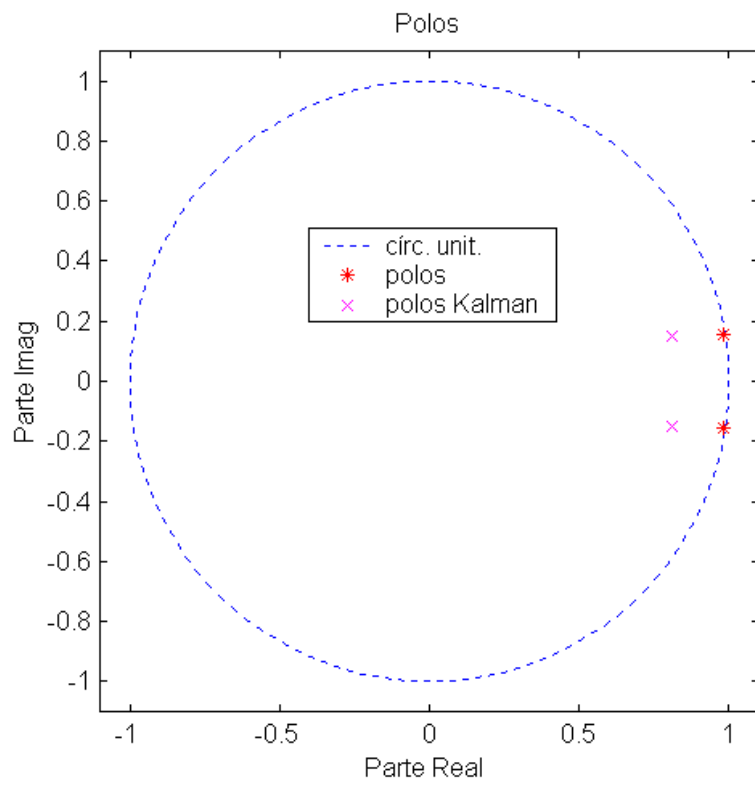


Fig. 4.2 - Autovalores da matriz A (ordem 2).

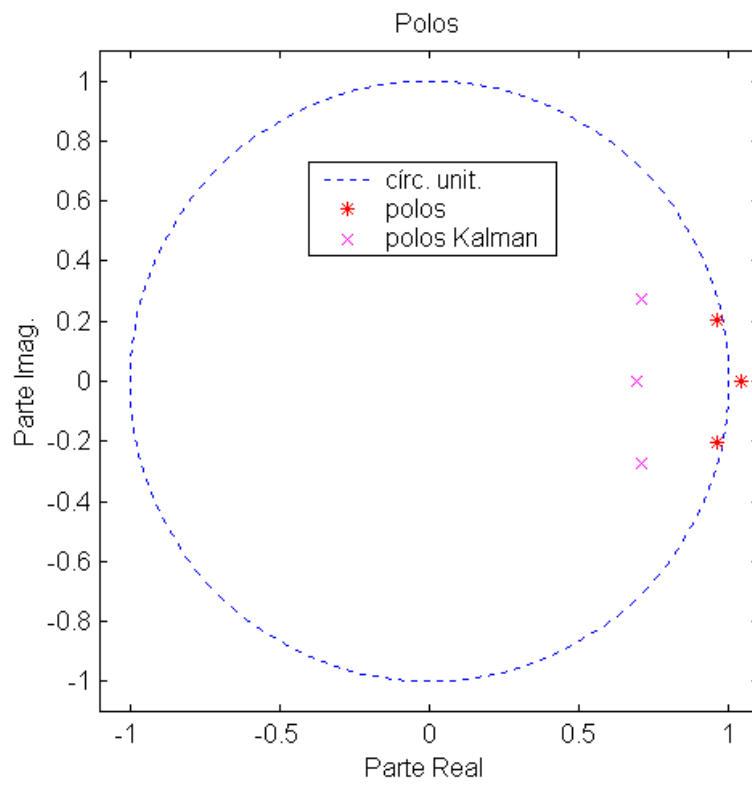


Fig. 4.3 - Autovalores da matriz A (ordem 3).

É importante ressaltar que as matrizes de estado obtidas com aplicação do algoritmo MOESP são discretizadas no tempo, assim a análise de estabilidade é feita no plano z .

Analisando a Figura 4.2, pode-se notar que a máxima ordem em que o sistema permanece estável sem utilizar o recurso da compensação é dois. O modelo de terceira ordem (Figura 4.3) é claramente instável (possui um autovalor fora do círculo unitário), fato que ocorreu com todas as outras ordens superiores. Dessa forma, devido aos propósitos propostos (estimar os estados sem a utilização de saídas passadas), a ordem selecionada foi 2.

4.1.4 - ANÁLISE DA ESTIMAÇÃO - ALGORITMO MOESP

As matrizes de estado foram estimadas utilizando um conjunto de 12 diferentes trajetórias. Os dados continham tanto as trajetórias triangulares quanto as do tipo senoidal. O ideal era que se tivesse um modelo que fosse capaz de estimar com boa precisão os estados em qualquer tipo de trajetória. E, para isso, quanto mais diversificadas fossem as trajetórias, mais geral seria o modelo identificado. Assim, considerando somente os requisitos de identificação, o ideal seria que se tivesse uma entrada mais arbitrária possível, ruídos aleatórios amplificados por exemplo. Mas tratando-se de um experimento como uma junta robótica essa idéia não pode ser utilizada, uma vez que o experimento poderá ser danificado.

De acordo com a Equação (4.1), o sistema a ser identificado é um sistema MIMO com três entradas (θ_{motor} , $\dot{\theta}_{motor}$ e $\ddot{\theta}_{motor}$) e duas saídas (θ_{out} e $\dot{\theta}_{out}$)

$$\begin{aligned} x(k+1) &= A_n x(k) + B_n u(k) \\ y(k) &= C_n x(k) + D_n u(k) \end{aligned} \quad (4.3)$$

cujos valores numéricos obtidos através do emprego do algoritmo MOESP são

$$A_n = \begin{bmatrix} 0.9550 & -0.3232 \\ 0.0756 & 1.0041 \end{bmatrix}, \quad B_n = \begin{bmatrix} -0.0277 & -0.9562 & -0.1894 \\ -0.0023 & -1.8935 & 0.4048 \end{bmatrix}$$

$$C_n = \begin{bmatrix} 0.0058 & -0.0088 \\ -0.3263 & -0.4464 \end{bmatrix}, \quad D_n = \begin{bmatrix} -0.0003 & 0.7962 & 0.0323 \\ 0.0068 & 5.3887 & -0.9836 \end{bmatrix}$$

onde o índice n significa que as matrizes foram obtidas utilizando-se todos os tipos de trajetórias disponíveis, correspondendo ao modelo chamado de *nominal*.

Somente como ilustração, uma vez que se utilizou um conjunto de 12 diferentes trajetórias, as entradas e saídas utilizadas no algoritmo MOESP são mostradas nas Figuras (4.4) e (4.5).

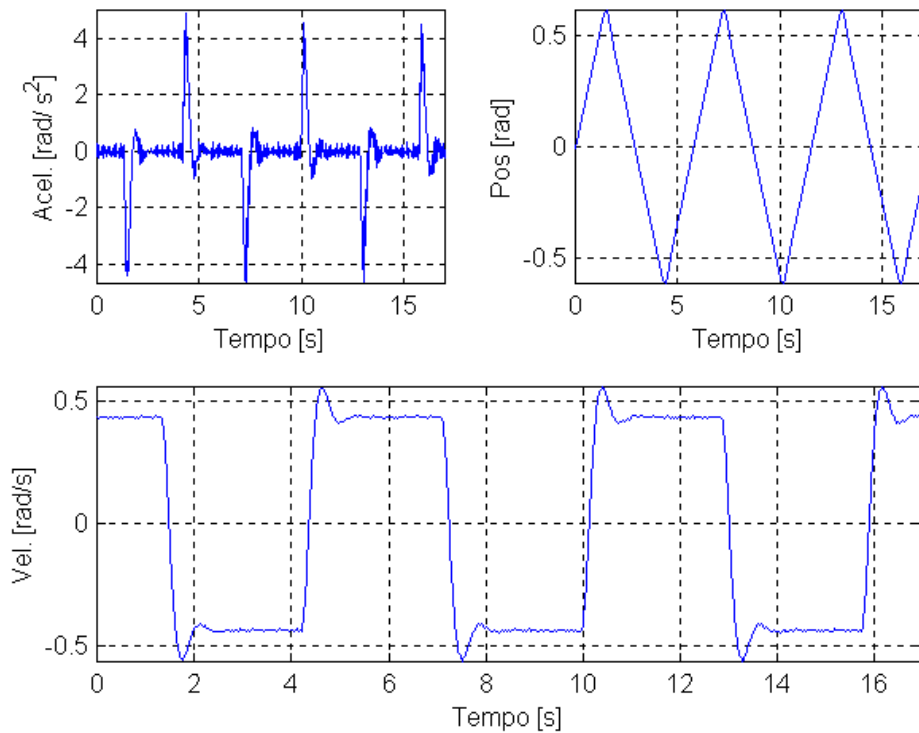


Fig. 4.4 - Entradas para o algoritmo MOESP – Trajetória triangular ($\dot{\theta}_{motor} = 25$ rad/s).

A Figura 4.5 mostra os θ_{out} , $\dot{\theta}_{out}$ medidos e as respectivas estimativas $\hat{\theta}_{out}$ e $\hat{\dot{\theta}}_{out}$. Nessa figura, as curvas são praticamente indistinguíveis, o que mostra o excelente resultado do processo de estimação. Isto é confirmado pelo indicador vaf

$$vaf_{pos} = 100 \% , \quad vaf_{vel} = 99.9898 \% \quad (4.4)$$

onde vaf_{pos} é relacionada com a posição e vaf_{vel} está relacionado com a velocidade.

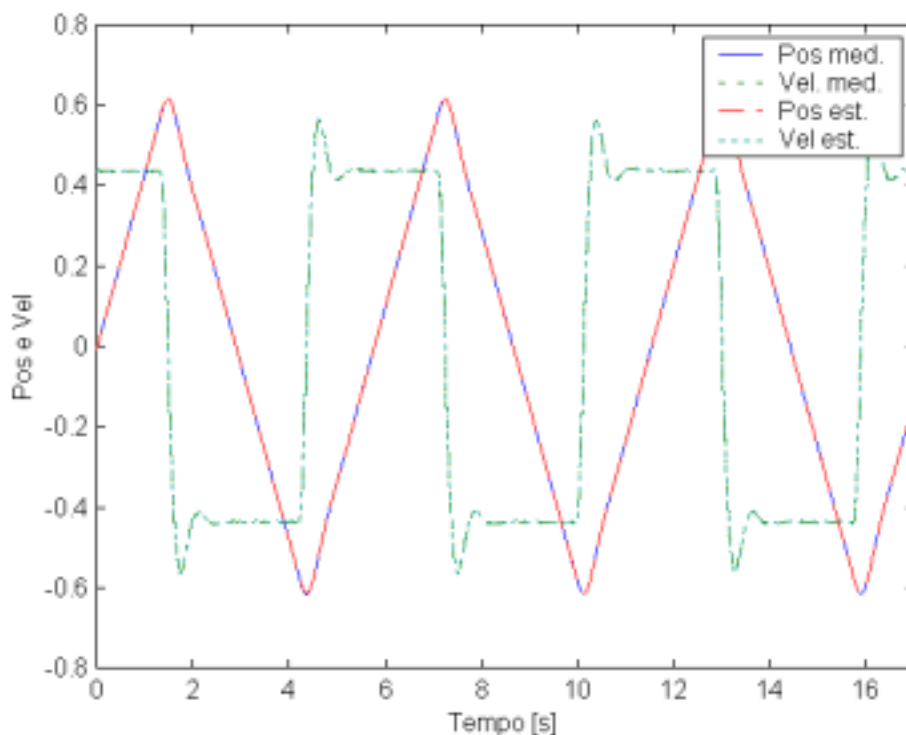


Fig. 4.5 - Medidas na saída e respectivas estimativas.

Um ponto crítico no processo de identificação de parâmetros (a ser descrito a seguir) do experimento IRJ é o coeficiente de rigidez. O problema aparece devido a pequena magnitude da posição relativa ($\Delta\theta$) entre o lado do motor e o lado do braço, a qual é utilizada na identificação da rigidez. Assim, é razoável verificar a precisão da estimação não somente em termos dos estados, mas também em termos de $\Delta\theta$. A Figura 4.6 mostra a posição e velocidade relativa entre a entrada e a saída. Os resultados mostraram-se dentro dos valores esperados cuja *vaf* é

$$vaf_{rel_pos} = 95.2262 \%$$

Esse resultado é plenamente satisfatório para qualquer aplicação de controle, mas poderá não atender os requisitos para o processo de identificação de parâmetros. Esse fato será abordado na seção de identificação de parâmetros.

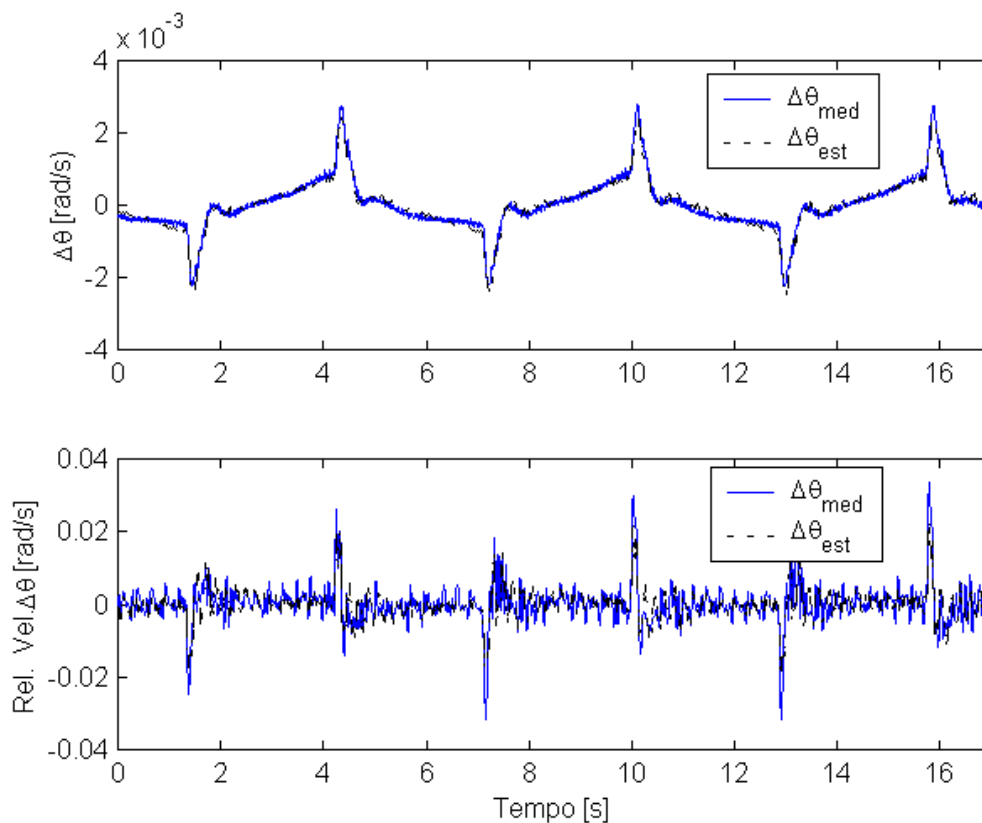


Fig. 4.6 - Posição e velocidade relativa entre o motor e a saída.

Nesta seção mostrou-se que o modelo obtido através da identificação baseado na teoria de subespaço (algoritmo MOESP) apresenta excelentes resultados sendo uma boa alternativa para se estimar os estados em caso de falha de algum sensor. Quanto à precisão, observou-se que o indicador *vaf* atingiu valores plenamente satisfatórios, 100 % para a posição e praticamente 100 % para a velocidade. Outra grande vantagem em se utilizar a teoria de espaço de estados na obtenção do modelo nominal é porque o modelo matemático é obtido “automaticamente” usando somente as medidas do sistema. É também importante ressaltar que no exemplo aqui mostrado as medidas do lado do motor foram utilizadas para se estimar a posição e a velocidade do braço. O procedimento inverso, ou seja, utilizar as medidas do braço para se estimar a posição e a velocidade do motor, é também perfeitamente possível. Mas a estimação da saída dos sensores do lado do motor na prática não faz muito sentido uma vez que a posição do motor é entrada para o sistema de controle. Se algum sensor que fornece informações para o controle falhar, possivelmente o experimento não poderá ser realizado com sucesso.

4.2 - DETECÇÃO DE FALHAS EM SENSORES

4.2.1 - INTRODUÇÃO

A detecção de falhas em sensores e atuadores é de expressiva relevância na engenharia de sistemas. Muito esforço já foi feito no desenvolvimento de algoritmos e estratégias que eficientemente detectasse e isolasse as falhas em sensores. Comumente duas teorias são aplicadas: uma usando redundância de equipamentos e outra utilizando redundância analítica. A redundância de equipamentos utiliza a informação de dois ou mais sensores para declarar a falha de um outro sensor. As principais características dessa teoria são pequeno esforço computacional, algoritmos mais simples, mas que também resulta em sistemas pesados e caros (é necessário utilizar equipamentos redundantes). As duas últimas características, muitas vezes fazem com que a detecção de falhas através de redundância de equipamentos seja praticamente inviável. Por outro lado, a detecção de falhas baseadas na redundância analítica é atrativa devido a custos e também do ponto de vista de projeto. Normalmente essas técnicas são muito complexas e requerem um grande esforço computacional. Diferentes métodos foram aplicados para que analiticamente se detectasse e isolasse falhas em sensores. A maioria desses métodos é baseada em técnicas de filtragem, filtros de Kalman, por exemplo. O grande esforço computacional aparece devido a necessidade de se computar um banco de filtros, os quais aumentam de forma proporcional ao número de sensores que estão sendo monitorados. Neste trabalho, não se pretendeu desenvolver algoritmos complexos ou técnicas sofisticadas uma vez que o mecanismo de detecção de falhas deverá funcionar em paralelo com o processo de identificação de parâmetros. Assim, o propósito foi elaborar um algoritmo que fornecesse um indicador com relação à saída dos sensores e que fosse uma alternativa no caso de alguma falha. A técnica a ser desenvolvida utiliza a teoria da identificação em espaço de estados para obter as matrizes de estado as quais são usadas no mecanismo de detecção de falhas.

4.2.2 - ESTRATÉGIA DE DETECÇÃO DE FALHAS

Usando a teoria da identificação em espaço de estados, é possível obter um conjunto de matrizes que estimará os estados com um índice de precisão conhecido e também a saída de alguns sensores, dadas as saídas de outros sensores. No caso aqui estudado, a

saída dos sensores de posição e velocidade do braço são estimadas utilizando a informação do sensor do lado do motor.

É importante notar que as matrizes dadas pelas Equação(4.3) são obtidas antes da ocorrência de qualquer falha, assim elas serão capazes de estimar todos os estados com conhecida propriedade estatística.

As medidas a serem monitoradas são θ_{out} e $\dot{\theta}_{out}$ os quais são escritos na forma vetorial

$$y(t) = [\theta_{out} \quad \dot{\theta}_{out}] \quad (4.5)$$

O erro relativo entre os dados medidos e estimados é dado por

$$\bar{\varepsilon}_e(t) = \left(\frac{\hat{y}(t) - y(t)}{\hat{y}(t)} \right) * 100 \% \quad (4.6)$$

para $|\hat{y}(t)| \geq \delta_{\min}$.

Quando $\bar{\varepsilon}_e(t)$ for maior que um valor especificado, dado por

$$\bar{\varepsilon}_{e_{\max}} = 100 + (\delta_e - vaf) \quad (4.7)$$

onde vaf é dado pela Equação (4.2) e δ_e é um fator de tolerância na estimação, e uma variação ($\bar{\varepsilon}_{io}(t)$) significativa entre a saída do sensor do motor e da saída do sensor do braço ocorre

$$\bar{\varepsilon}_{io}(t) = \left(\frac{y_{in}(t) - y_{out}(t)}{y_{in}(t)} \right), |y_{in}(t)| \geq \delta_{\min} \quad (4.8)$$

será declarada uma falha no respectivo sensor. Após este instante a saída de tal sensor é então substituída pela estimativa dada pelo modelo obtido através do algoritmo MOESP. Se $\bar{\varepsilon}_e(t)$ aumentou mas $\bar{\varepsilon}_{io}(t)$ permanece dentro de uma faixa de valores aceitáveis, a falha do sensor não pode ser declarada. Isto significa que as matrizes de estado obtidas anteriormente não são mais válidas. Tal situação poderá ocorrer se o sistema estiver experimentando variações ambientais extremas, grande variação de

temperatura por exemplo. Nesse caso, o conjunto *nominal* das matrizes de estado precisa ser recalculado. Esta tarefa é facilmente realizada utilizando-se o algoritmo MOESP e as medidas passadas.

4.2.3 - SIMULAÇÃO DE FALHAS NOS SENSORES

O mecanismo de detecção de falhas descrito acima foi testado através da simulação de diferentes casos e situações. Os casos diferem devido as trajetórias utilizadas e as situações devido aos instantes de falha: simultâneas ou não.

A Figura 4.7 mostra a simulação de uma falha no sensor de posição na trajetória triangular. O sensor apresentou uma falha no instante $t = 5s$, já o sensor de velocidade não apresentou nenhuma falha. A falha foi simulada substituindo-se os dados reais por um ruído aleatório. Nota-se que o algoritmo imediatamente detecta a péssima medida vinda dos sensores e as substitui pela respectiva estimação (Figura 4.8). Devido a boa precisão obtida na estimação, é praticamente impossível notar a transição entre os dados reais e a estimação somente através da inspeção dos gráficos.

Uma falha no sensor de velocidade é mostrada na Figura 4.9. No instante $t = 6s$, os dados medidos são substituídos pelo ruído aleatório, o algoritmo detecta a variação em $\bar{\epsilon}_e(t)$ e a falha do sensor é então declarada. A medida é substituída pela sua estimativa e um novo sinal (Figura 4.10) é então disponibilizado para o algoritmo responsável pela identificação dos parâmetros.

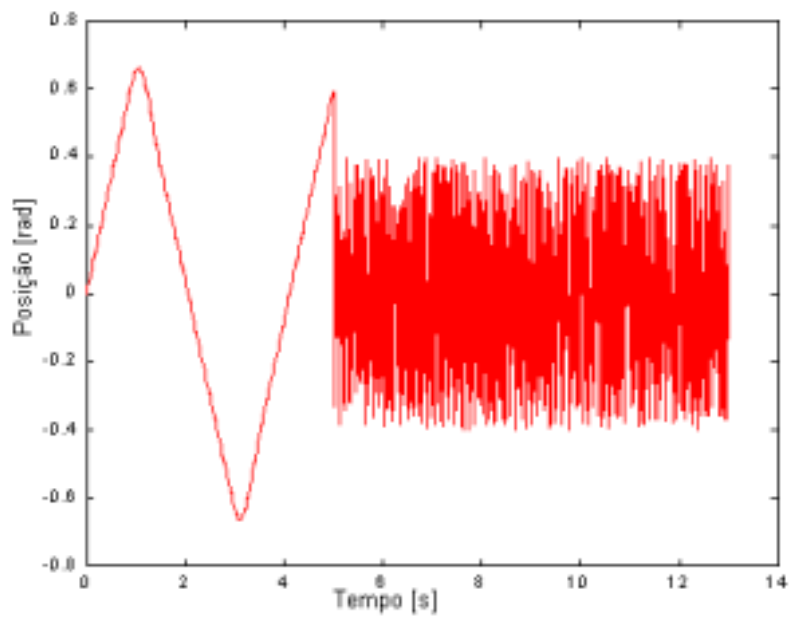


Fig. 4.7 - Falha no sensor de posição.

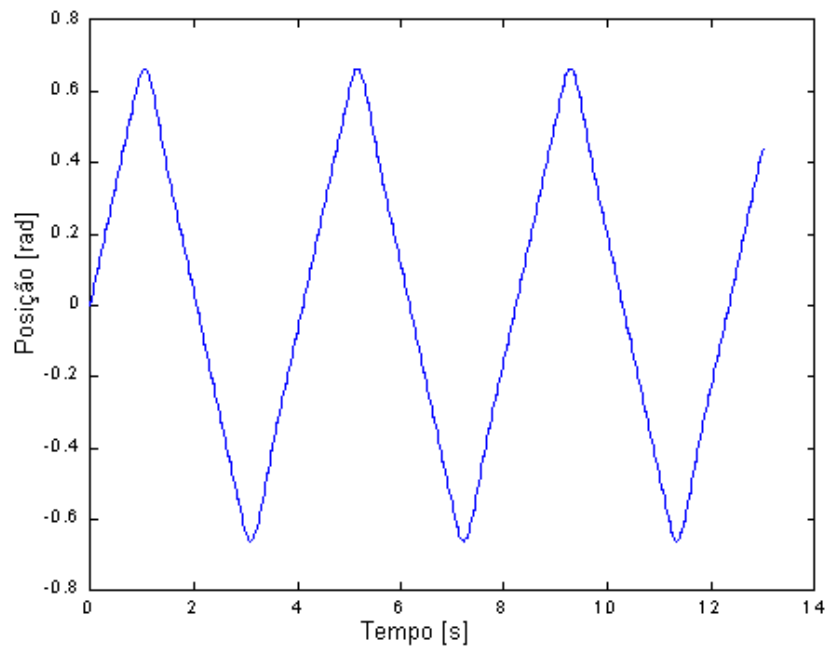


Fig. 4.8 - Posição do braço após reconfiguração das medidas.

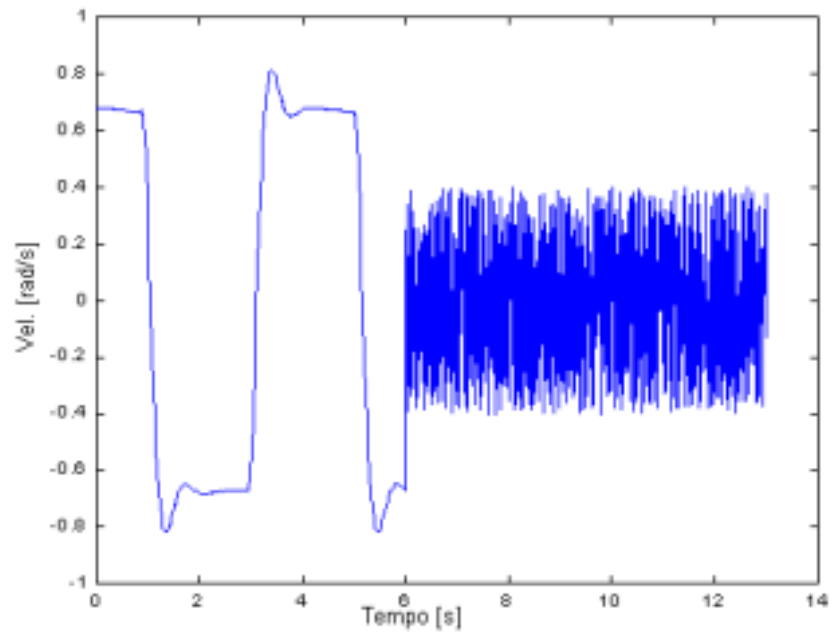


Fig. 4.9 - Falha no sensor de velocidade.

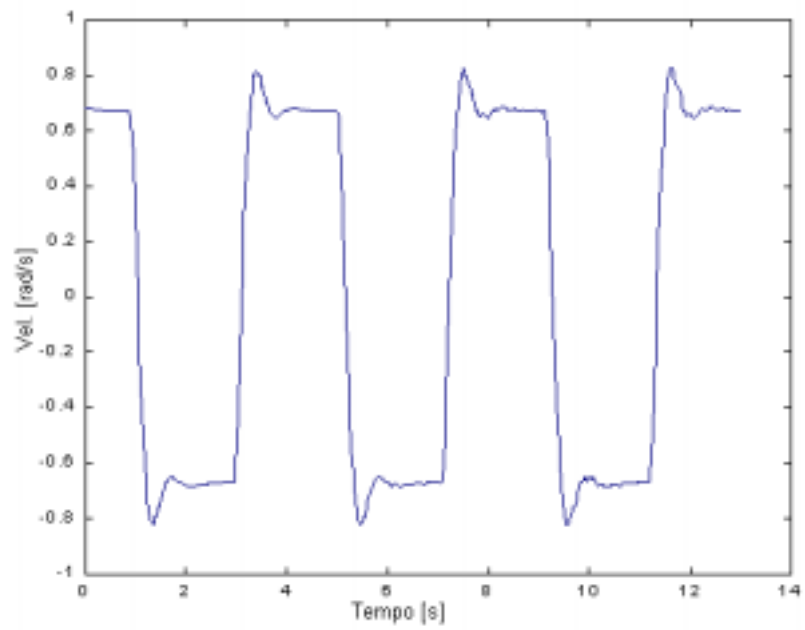


Fig. 4.10 - Velocidade do braço após reconfiguração das medidas.

Observando atentamente a Figura 4.10, percebe-se uma sutil diferença entre o perfil de velocidade dos dados reais e estimados: a velocidade estimada possui pequenas oscilações nas partes de valores constante.

A situação em que falhas múltiplas ocorrem foi também testada. A seguir dois casos são mostrados: No primeiro caso, as falhas ocorrem em instantes diferentes, no segundo, as falhas ocorrem simultaneamente. Nestes testes, utilizou-se uma trajetória senoidal. A Figura 4.11 mostra a situação em que a medida de posição é substituída pelo ruído aleatório e 2 s depois a medida de velocidade é também substituída pelo ruído.

A Figura 4.12 mostra a saída do mecanismo de detecção e isolamento de falhas. A eficiência em detectar e isolar as falhas é clara: Imediatamente o sinal ruidoso é substituído pela estimativa dada pelo algoritmo MOESP.

O caso onde falhas simultâneas ocorrem é mostrada na Figura 4.13. Similarmente aos casos já apresentados, as falhas foram eficientemente detectadas e isoladas. Finalmente, o caso em que uma falha temporária ocorre foi também testada. Nessa situação, o sensor por alguma razão fornece medida não confiável e algum tempo depois passa a funcionar normalmente (Figura 4.14). A estratégia aqui proposta é também capaz de detectar que o sensor voltou a operar normalmente e então, substitui os estados estimados pelos medidos (Figura 4.15). Isto é somente possível porque a verificação da qualidade das medidas é realizada constantemente.

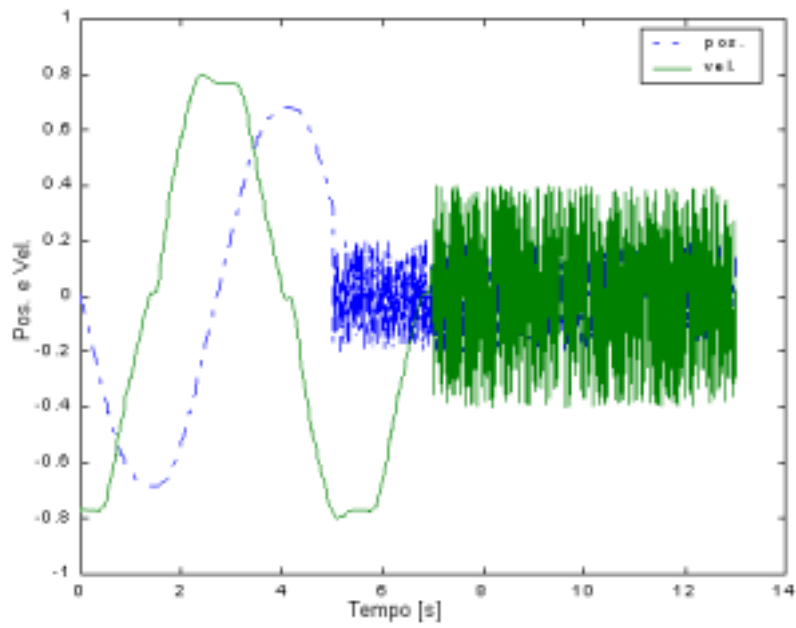


Fig. 4.11 - Falha nos sensores de posição e de velocidade.

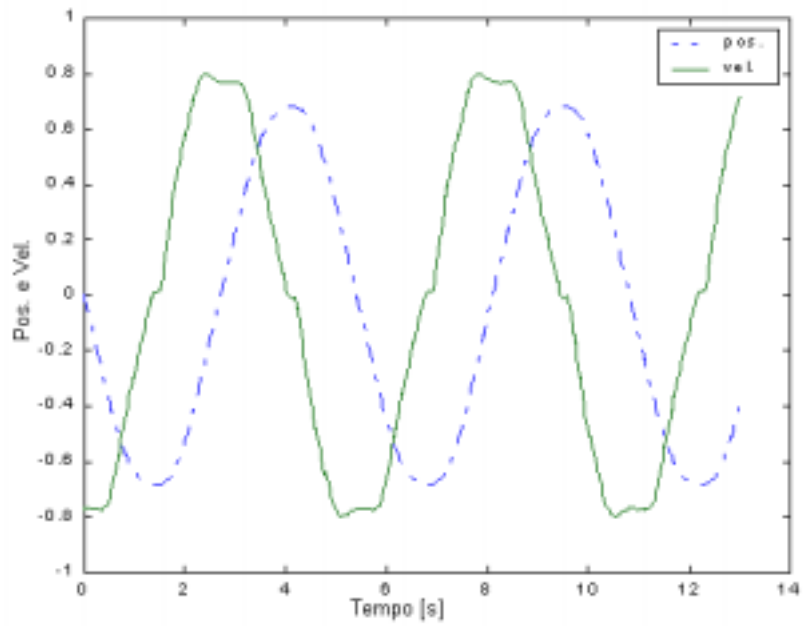


Fig. 4.12 - Posição e velocidade após reconfiguração das medidas.

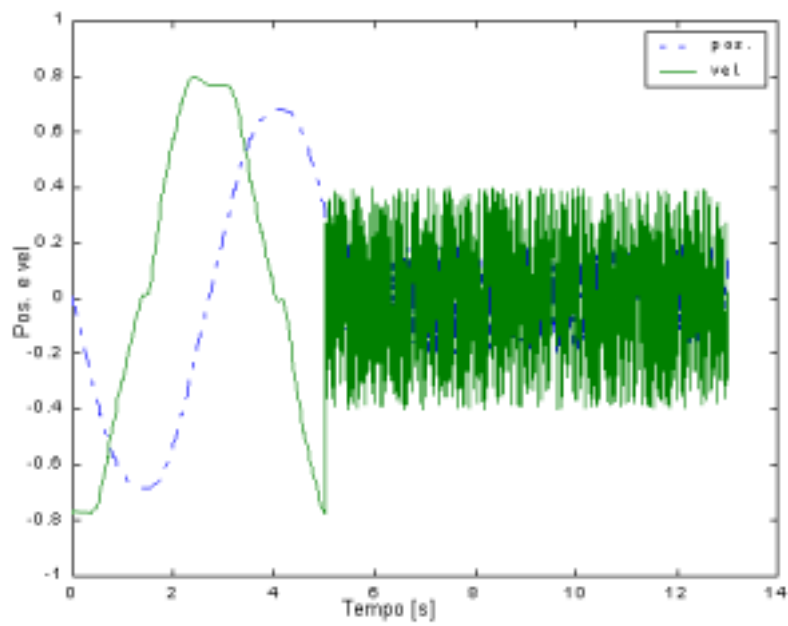


Fig. 4.13 - Falha simultânea dos sensores.

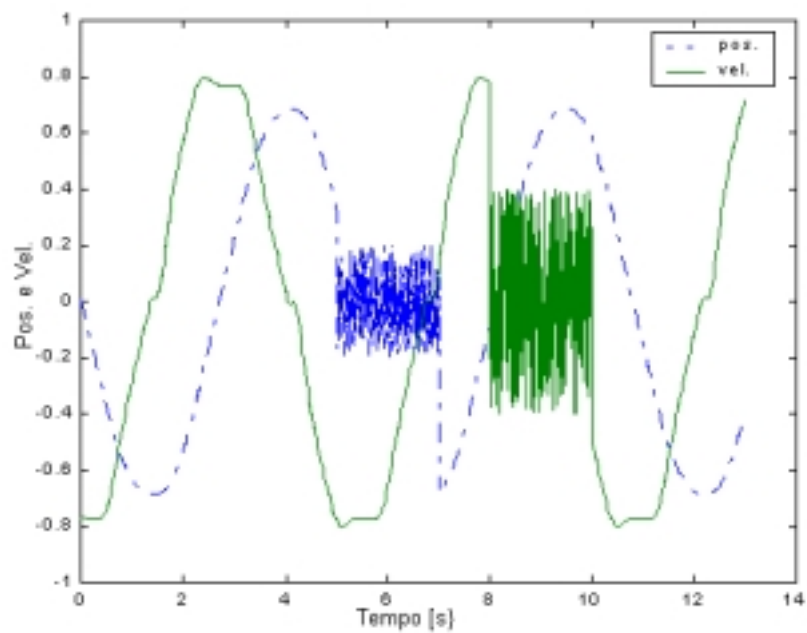


Fig. 4.14 - Falha momentânea dos sensores.

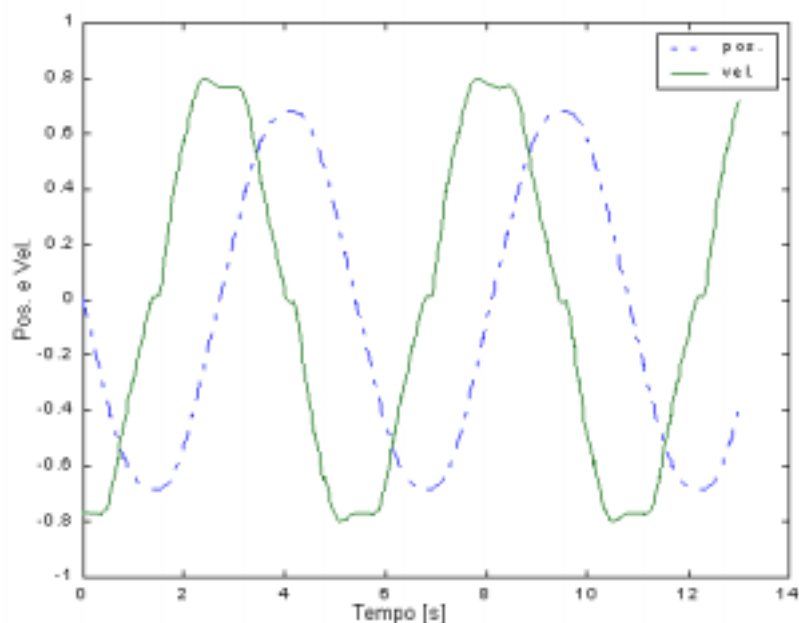


Fig. 4.15 - Posição e velocidade após a reconfiguração das medidas.

4.2.4 - DETECÇÃO DE FALHAS – COMENTÁRIOS

O procedimento de detecção de falhas proposto apresenta um baixíssimo esforço computacional uma vez que é necessário integrar um sistema linear na forma de espaço de estados. Os estados obtidos são utilizados no processo de detecção e também como estimativa caso a falha venha se confirmar. A eficiência e a confiabilidade do método foram observadas em todos os testes realizados. É importante ressaltar que um conjunto único de matrizes de estado foi utilizado nas diferentes trajetórias. Não havendo, portanto, necessidade de se recalcular as matrizes de estado (o que significa executar o algoritmo MOESP).

As medidas são tratadas de tal forma que é também possível detectar falhas nos sensores ou variações devido a mudanças ambientais, temperatura por exemplo. Se o conjunto de matrizes de estado não fornecer uma estimativa compatível com as informações provenientes dos sensores, e uma falha não pode ser declarada, as matrizes de estado podem facilmente ser recalculadas utilizando um novo conjunto de medidas. Dessa forma, o algoritmo será capaz de, automaticamente, incorporar as novas condições ambientais e uma estimativa aceitável é esperada.

Uma outra qualidade em se usar o método da identificação de espaço de estados é a possibilidade de se detectar falhas em sensores com saídas não previsível (a saída de um acelerômetro montado numa estrutura flexível sob uma excitação impulsiva, por exemplo). As matrizes de estado podem ser diretamente exploradas para não somente detectar mas também classificar o tipo de falha. Mas nesse caso, as falhas não podem ser constantemente detectadas (método *off-line*).

4.3 - IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS

Nesta seção, apresentam-se os resultados obtidos no processo de estimação dos parâmetros necessários para se caracterizar a dinâmica do robô IRJ. Como já foi mencionado anteriormente, obteve-se um grande número de diferentes modelos aos quais são associados diferentes parâmetros. Dessa forma, os resultados serão apresentados utilizando modelos em ordem crescente de complexidade. Primeiramente serão apresentados os parâmetros referentes aos modelos mais simples, depois os modelos envolvendo parâmetros não-lineares e finalmente serão mostrados os resultados da simulação em que ocorrem falhas nos sensores.

4.3.1 - IDENTIFICAÇÃO *OFF-LINE* DE PARÂMETROS

No processo de identificação de parâmetros em modelos fenomenológicos é necessário que se tenha um modelo matemático (normalmente escrito em termos de equações diferenciais) que descreva as características do sistema sob investigação. Os modelos aqui utilizados foram derivados no Capítulo 2, portanto, serão mostrados somente as equações finais que foram usadas no processo de identificação.

A dinâmica do experimento IRJ é descrita (Equação (2.82) a (2.84)) por:

$$J_{in}\ddot{\theta}_{in} = K_m I_a - [T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{d_wg}(\Delta\dot{\theta})] - T_{d_in}(\theta_{in}, \dot{\theta}_{in}), \quad (4.9)$$

$$J_{out}\ddot{\theta}_{out} = N \cdot [T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{d_wg}(\Delta\dot{\theta})] - T_{d_out}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) - T_{d_fscs}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) + \hat{T}_g \sin\theta_{out} \quad (4.10)$$

onde

$$\Delta\theta = \theta_{n_wg} - \theta_{wg} = -N \cdot \theta_{out} - \theta_{in} \quad \text{e} \quad \Delta\dot{\theta} = -N \cdot \dot{\theta}_{out} - \dot{\theta}_{in} \quad (4.11)$$

representam a posição e velocidade angular relativas medidas entre a entrada e a saída.

Um grande esforço no processo de identificação foi dedicado na determinação de um modelo apropriado para a junta robótica. O que significa, especificamente, encontrar um modelo de atrito e fricção apropriados e que também, adequadamente, descrevesse o comportamento elástico do redutor harmônico. A identificação dinâmica dos parâmetros k_1 e k_2 , como os requeridos pela Equação (2.69), é uma difícil tarefa, uma vez que a mesma requer que as posições na entrada (lado do motor) e na saída (lado da carga) sejam medidas. Embora ambos os sensores estejam disponíveis, a diferença entre as medidas é da ordem de 3 magnitudes menor que um sinal isolado (considerando a razão de transmissão). Devido a esse fato, a identificação pode se tornar muito complicada e também comprometer os resultados caso não se tenha uma apropriada excitação do sistema. Portanto, em uma primeira aproximação, visando amenizar a influência do coeficiente de rigidez no processo de identificação, as equações de movimento (4.9) e (4.10) são re-arranjadas de forma que o torque elástico, e também o torque T_{d_wg} sejam eliminados; os quais acoplam as duas equações diferenciais. Multiplicando (4.9) por N e somando-se a (4.10) tem-se:

$$N \cdot J_{in} \ddot{\theta}_{in} + J_{out} \ddot{\theta}_{out} = N \cdot K_m I_a + \hat{T}_g \sin \theta_{out} - \left[N \cdot T_{d_in}(\theta_{in}, \dot{\theta}_{in}) + T_{d_out}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) + T_{d_fscs}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) \right] \quad (4.12)$$

Na Equação(4.12) e nas seguintes, a razão de transmissão foi assumida como sendo $N = 1$, significando que θ_{in} e suas derivadas são transformadas para o lado da carga por N . A mesma hipótese é também válida para os parâmetros mostrados na Tabela (4.1). Similarmente a Equação (3.4),

$$y(t) = \phi^T(t) \Theta \quad (4.13)$$

a saída da planta y no lado do braço é formada pelo o torque medido T_{out_meas} e o torque devido a carga $T_{load} = \hat{T}_g \sin(\theta_{out})$ caso, \hat{T}_g e θ_{out} sejam conhecidos. No lado

do motor, θ_{in} e o torque do motor comandado $K_m I_a$ são medidos. A partir da Tabela 4.1, considera-se como parâmetros conhecidos J_{in} (obtido do catálogo do motor) e J_{out} (a partir do projeto em CAD), e $\hat{T}_g = mgs$ (s é também proveniente do projeto CAD). A velocidade é obtida por meio de diferenciação analógica e a aceleração através de diferenciação numérica; ambos sinais são pré-processados utilizando filtros adequados (um filtro Butterworth de 8ª ordem e frequência de corte 15 Hz). A saída da planta no lado do braço é dada por

$$T_{out,meas} = J_{out}\ddot{\theta}_{out} - \hat{T}_g \sin\theta_{out} \quad (4.14)$$

TAB. 4.1. - PARÂMETROS DADOS POR CATÁLOGOS, AJUSTES DE CURVA OU PROJETOS CAD

Parâmetro	N	$N \cdot K_m$ (Nm/A)	$N^2 \cdot J_{in}$ (kg m ²)	J_{out} (kg m ²)	\hat{T}_g (Nm)	k_1 (Nm/rad)	k_2 (Nm/rad ³)
Valor	160	0.00746	4.447	10.277	105.18	$4.278 \cdot 10^4$	$1.174 \cdot 10^9$

A seguir apresentam-se os resultados obtidos por meio do uso de vários modelos os quais diferem entre si pela incorporação ou não do parâmetro relacionado com a elasticidade e também pela inclusão ou não dos termos relacionados com o atrito.

4.3.2 - MODELO 1: SEM ELASTICIDADE

Este grupo de modelos é caracterizado pela não inclusão dos termos relacionados com a elasticidade. Este modelo é usado para os testes iniciais de confiabilidade e desempenho do algoritmo de identificação, onde y_1 é obtido a partir da Equação(4.12) e y_2 a partir da Equação (4.14).

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N \cdot (J_{in}\ddot{\theta}_{in} - K_m I_a) \\ T_{out,meas} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -J_{out}\ddot{\theta}_{out} + \hat{T}_g \sin\theta_{out} - [N \cdot T_{d_in}(\theta_{in}, \dot{\theta}_{in}) + T_{d_out}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) + T_{d_fscs}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out})] \\ J_{out}\ddot{\theta}_{out} - \hat{T}_g \sin\theta_{out} \end{pmatrix} \quad (4.15)$$

Após testar os diferentes modelos apresentados a seguir, um bom ajuste entre os dados medidos e estimados não era ainda satisfatório. Através da combinação de vários sinais medidos para se formar os vetores y_1 e y_2 , observou-se que o valor da constante do motor K_m obtida no catálogo do fabricante (Tabela 4.1) precisava ser corrigida. Assim, o termo $K_m I_a$ foi transportado para o lado direito da Equação (4.15) sendo um novo parâmetro (K_m) a ser identificado. Obteve-se um valor maior (18 %) que o anteriormente utilizado, $K_m = 0.00884$ Nm/A. Este novo valor foi então utilizado em todas as outras simulações. Os modelos denominados $1a$, são desacoplados, ou seja, a identificação é independente para y_1 e y_2 . Além disso, não se considerou nenhum atrito.

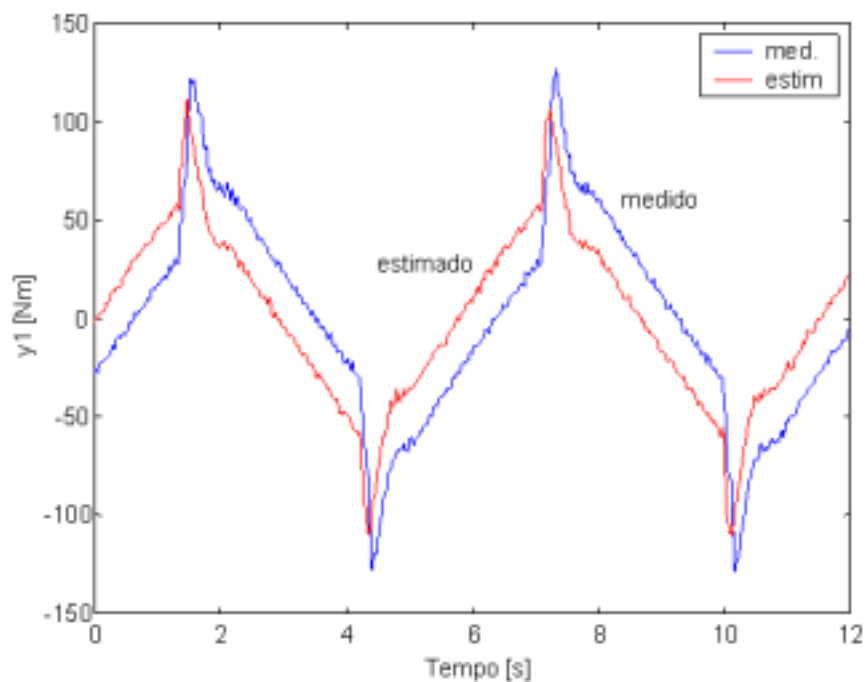


Fig. 4.16 - Modelo 1a desacoplado – y_1 Equação (4.15).

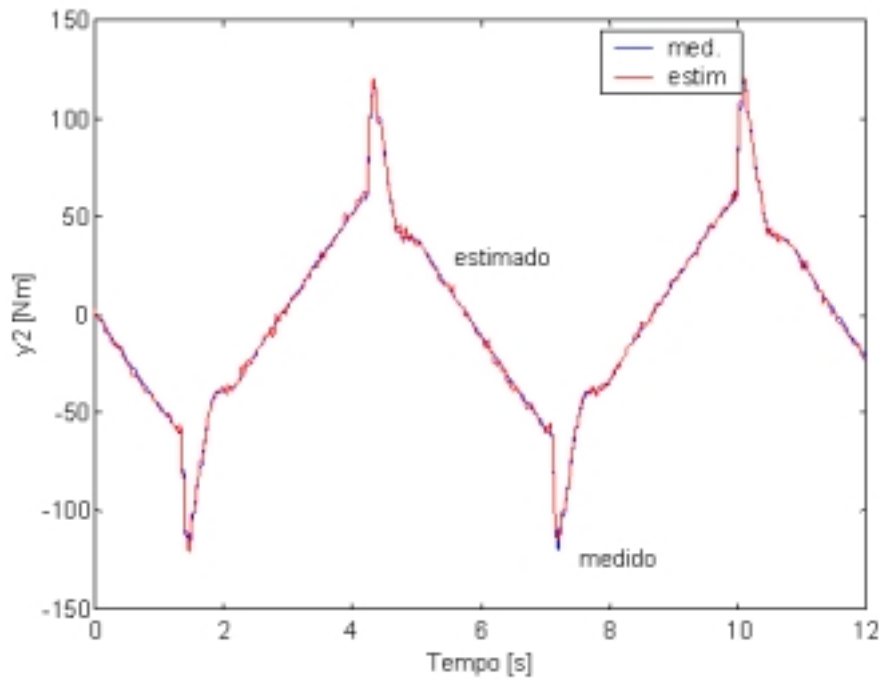


Fig. 4.17 - Modelo 1a desacoplado – y_2 Equação (4.15).

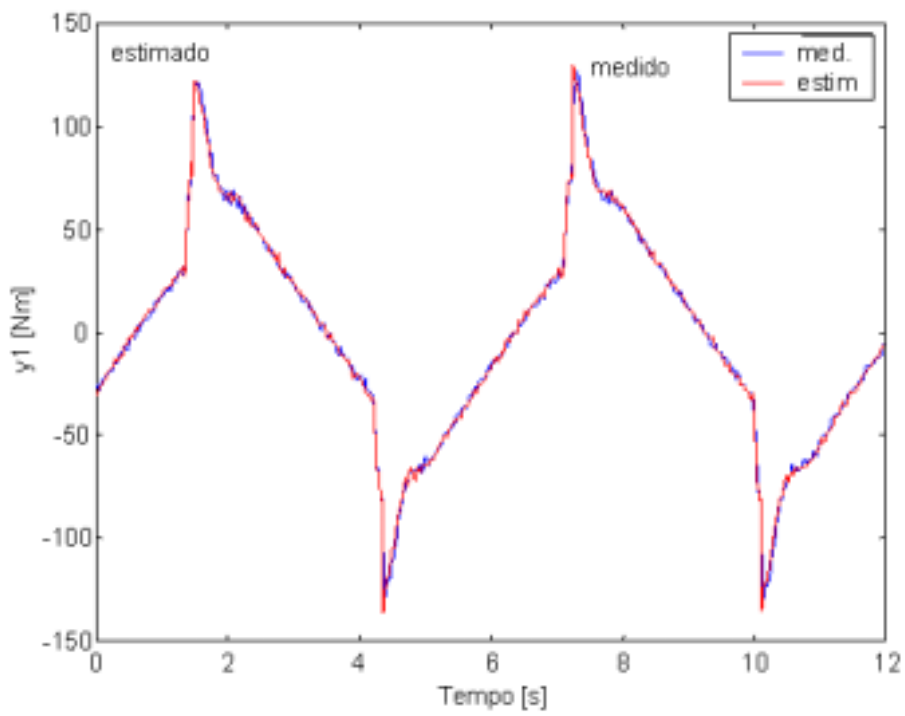


Fig. 4.18 - Modelo 1a - Incorporando o atrito de Coulomb.

Nos primeiros testes (modelo 1a), os torques de amortecimento que aparecem na equação para y_1 foram negligenciados, resultando portanto em $y_2 = -y_1$. As equações ainda são acopladas pelo termos relacionados com a inércia J_{out} e \hat{T}_g . Entretanto, visando uma análise mais simplificada possível, as duas equações são consideradas desacopladas, significando que existem 4 parâmetros a serem identificados. Com isso, tem-se mais graus de liberdade no modelo de identificação o que resulta em uma melhor estimativa. Os resultados obtidos nesse estudo são mostrados na Tabela (4.2). As Figuras. 4.16 a 4.18 mostram que, de acordo com o esperado, o resultado foi excelente na estimativa de y_2 , enquanto que para y_1 , devido a falta de amortecimento no sistema a estimativa não apresentou índices satisfatórios. O caso acoplado pelos parâmetros J_{out} e \hat{T}_g forneceu valores que são praticamente a média dos valores obtidos no caso desacoplado.

TAB. 4.2 - PARÂMETROS IDENTIFICADOS PARA OS MODELOS 1A (SEM AMORTECIMENTO) E 1B (COM ATRITO DE COULOMB) EQUAÇÃO (4.15).

Modelo n ^o		J_{out} (kg m ²)		\hat{T}_g (Nm)		T_{const_in} (Nm) (atrito de Coulomb)
		y_1	y_2	y_1	y_2	
1a	desacoplado	8.7143	9.9550	108.570	112.672	—
	acoplado	9.3346		110.621		
1b	desacoplado	8.4032	9.9550	111.277	112.672	28.1358
	acoplado	9.1791		111.975		28.1442

No Modelo 1b considerou-se vários modelos empíricos de amortecimento e atrito (Schäfer e Silva, 2000). Notou-se uma grande melhora no ajuste de y_1 somente pela incorporação do termo relacionado com o atrito de Coulomb. Devido a não existência de atrito na Equação (4.15) para y_2 , é esperado que os parâmetros identificados a partir de y_2 do modelo desacoplado estariam bem mais próximos dos valores fornecidos pelo modelo CAD (Tabela 1). De fato, o parâmetro de inércia J_{out} apresentou erros de menos de 3 % comparados aos valores CAD. No caso em que o atrito de Coulomb foi considerado, o máximo erro utilizando y_1 , foi da ordem de 18 %. Entretanto, para

estimação do parâmetro \hat{T}_g , os resultados no caso desacoplado foram similares (7 % para y_2 e 5.8 % para y_1 considerando o atrito de Coulomb). Uma razão para o desvio observado entre os resultados fornecidos pelo modelo CAD é a potencial diferença entre o projeto e a construção. Pode-se concluir com esse teste que houve uma excelente concordância entre os valores esperados e os valores identificados. Isto mostra a eficiência e confiabilidade dos algoritmos utilizados. Baseado nesse resultado, prosseguiu-se com a identificação dos parâmetros da junta robótica, agora considerando modelos mais complexos descritos pelas Equações. (4.9) - (4.10).

4.3.2 MODELO 2: TORQUE ELÁSTICO E AMORTECIMENTO

Este modelo considera o acoplamento das equações diferenciais por ambos, torque elástico e amortecimento. Ao que se sabe, este é o primeiro procedimento desenvolvido para se identificar a elasticidade da engrenagem de um redutor harmônico montado numa junta robótica usando somente como entrada as medidas de posição (ou seja uma identificação dinâmica da elasticidade). De acordo com as Equações. (4.9) e (4.10), a saída da planta é representada por

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} J_{in}\ddot{\theta}_{in} - K_m I_a \\ T_{out,meas} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -[T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{d_wg}(\Delta\dot{\theta})] - T_{d_in}(\theta_{in}, \dot{\theta}_{in},) \\ N \cdot [T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{d_wg}(\Delta\dot{\theta})] - T_{d_out}(\theta_{out}, \dot{\theta}_{out}) \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

O torque de amortecimento T_{d_fscs} foi desconsiderado uma vez que verificou-se que o mesmo não apresenta melhora considerável no processo de estimação. No primeiro teste, todos os torques de amortecimento que aparecem na Equação (4.16) foram ignorados e somente o torque de rigidez foi considerado. Nessas condições, obteve-se $k_1 = 5.2815 \cdot 10^4 \text{ Nm/rad}$, o que representa um fator de 1.23 vezes maior que os valores do catálogo. O aparente bom resultado entre os dados estimados e os dados medidos é mostrado na Figura 4.19. A situação não apresenta melhora significativa quando incorpora-se o parâmetro não-linear k_2 (comparação com o modelo linear de torque elástico). Esse fato mostra que a influência das perdas por amortecimento não podem ser desprezadas.

Utilizando então, diferentes modelos para as perdas por atrito (modelo 2b), a estimação apresentou melhoras, mas não o suficiente para atender os requisitos de precisão. Os resultados foram acentuadamente melhores quando um termo elástico adicional foi incluído no modelo. Isto significa que, além da típica elasticidade interna do HD, existe uma elasticidade adicional no sistema, atuando entre a entrada (motor) e saída (braço). Dessa forma, a Equação (4.16) é escrita como

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} J_{in}\ddot{\theta}_{in} - K_m I_a \\ T_{out,meas} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -[T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{stiff}(\Delta\theta^3) - k_a\theta_{in}] - b_{in}\dot{\theta}_{in} - T_{const_In} \text{sign}\dot{\theta}_{in} \\ N \cdot [T_{stiff}(\Delta\theta) + T_{stiff}(\Delta\theta^3) - k_a\theta_{in}] + b_{out}\dot{\theta}_{out} - T_{const_Out} \text{sign}\dot{\theta}_{out} \end{pmatrix} \quad (4.17)$$

A Equação (4.17) também considera atrito de Coulomb tanto no lado do motor quanto no lado do braço. A seguir, são mostrados dois casos extremos: o primeiro quando se considerou a ausência de perdas por atrito e o segundo, o modelo mais sofisticado, considerando inclusive a elasticidade adicional. Os resultados são mostrados nas Figuras 4.20 a 4.22.

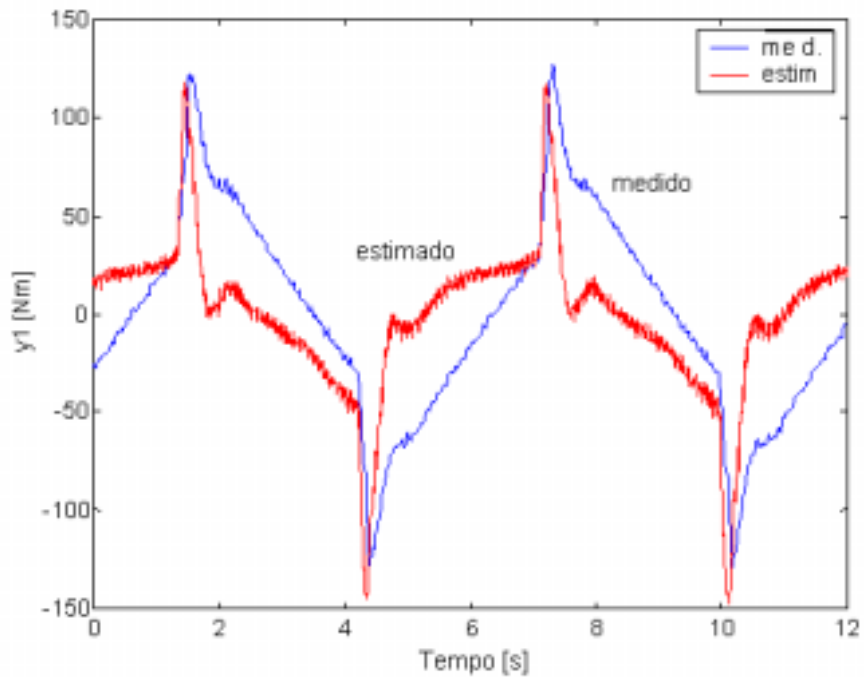


Fig. 4.19 - Modelo 2a - Lado do motor - Somente termo elástico.

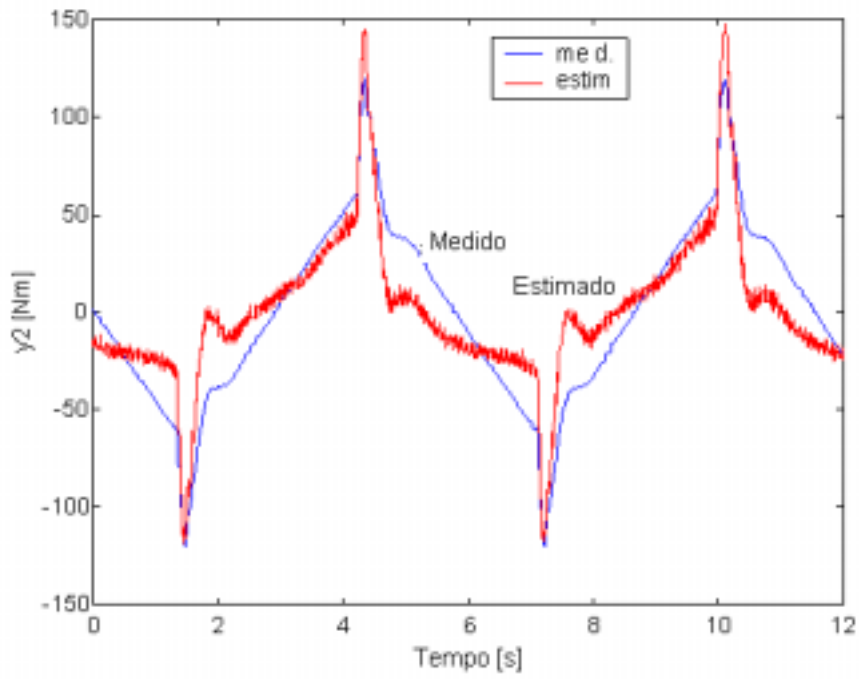


Fig. 4.20 - Modelo 2a - Lado do braço - Somente termo elástico.

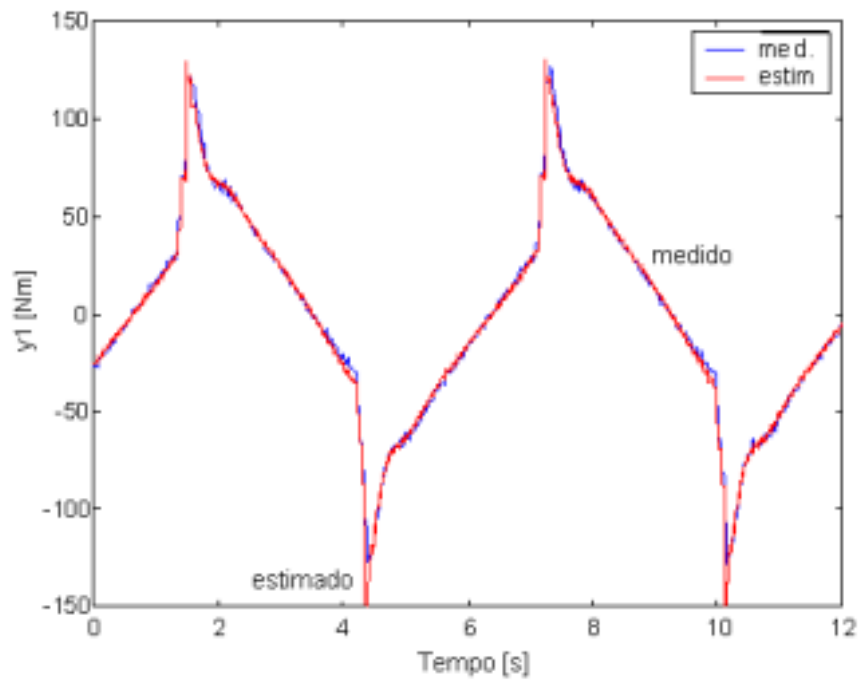


Fig. 4.21 - Modelo 2b - Lado do motor – Incluindo atrito.

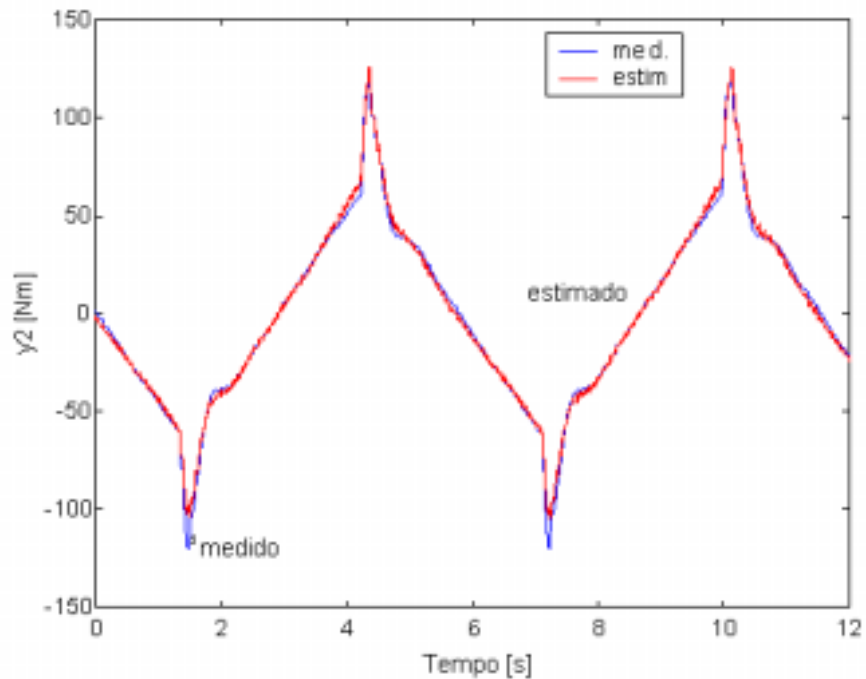


Fig. 4.22 - Modelo 2b - Lado do braço – Incluindo atrito.

A Tabela (4.3) mostra os valores dos parâmetros requeridos pela Equação(4.17).

TAB. 4.3 - PARÂMETROS IDENTIFICADOS PARA O MODELO 2B – EQUAÇÃO(4.17)

k_1 (Nm/rad)	k_2 (Nm/rad ³)	k_a (Nm/rad)	T_{const_in} (Nm)	b_{in} (Nm s/rad)	T_{const_Out} (Nm)	b_{out} (Nm s/rad)
2.1513e4	3.3543e8	86.2313	21.5057	23.6303	0.4124	9.7285

A precisão na identificação foi verificada através dos indicadores vaf e também norma do erro: $y_1 = 99.5065\%$, $y_2 = 99.4152\%$ (Vaf) e 8 % respectivamente

Observando a Tabela (4.3), nota-se que o atrito de Coulomb tem uma significativa importância no lado do motor mas é praticamente negligenciável no lado do braço. Já o atrito viscoso apresenta relativa importância em ambas as partes. Os indicadores de estimação mostram que a saída estimada da planta (\hat{y}_1 e \hat{y}_2) está muito próxima dos valores medidos, o que indica a boa precisão do processo de identificação.

Vale ressaltar que os parâmetros foram identificados utilizando-se um lote de medidas (*batch*) e a Equação(3.49), a qual é utilizada para determinar as condições iniciais para o algoritmo recursivo (*on line*) que será apresentado a seguir. A partir dos resultados apresentados, pode-se concluir que o modelo matemático obtido representa o sistema real com alta fidelidade, as condições iniciais para o algoritmo recursivo são confiáveis (o método apresenta excelente estabilidade) e realistas. Esse fato permite que a convergência seja bastante rápida. Uma vez que se validou um modelo matemático básico, testou-se o método de identificação no procedimento em tempo não real, pode-se avançar na investigação considerando agora modelos mais complexos (incluindo inclusive parâmetros não-lineares) e também partindo para a identificação recursiva.

4.3.3 - IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS RECURSIVAMENTE (ON-LINE)

Primeiramente, para se verificar a consistência e as propriedades de convergência do algoritmo recursivo, tomou-se como base o modelo descrito pela Equação(4.17), cujos resultados da identificação *off-line* são apresentados na Tabela (4.3). Ficou evidente que o atrito de Coulomb, no lado do braço, não apresenta contribuição significativa no processo de identificação. Para se ter um parâmetro de comparação coerente, o coeficiente correspondente ao atrito de Coulomb no lado do braço foi incluído na identificação recursiva.

A Figura 4.23 mostra o comportamento dos coeficientes de elasticidade (k_1 , k_2 e k_a) e também do atrito de Coulomb que atua no lado do motor. As medidas são coletadas por volta de 7 s (ou seja, durante 7 s o algoritmo de identificação não será executado) e então, utilizado o algoritmo *off-line*, as condições iniciais para o algoritmo recursivo são calculadas. Após as típicas oscilações iniciais, nota-se que o algoritmo rapidamente converge para os valores obtidos na identificação *off-line*. Somente o parâmetro relacionado com o termo elástico não-linear não apresenta uma rápida convergência para o valor esperado. Esse fato é claramente observado na análise preliminar (realizada durante o procedimento da obtenção das condições iniciais) da matriz de medidas ϕ . Os valores singulares da matriz ϕ são mostrados na Tabela(4.4).

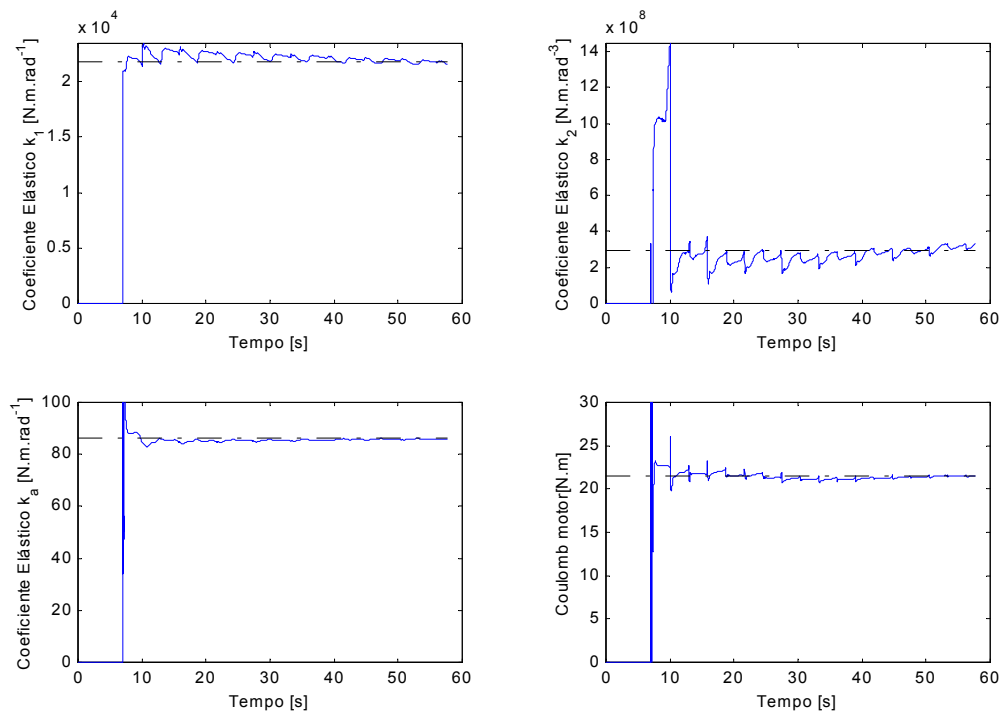


Fig. 4.23 - Coeficientes de elasticidade e Atrito.

TAB. 4.4 - VALORES SINGULARES DA MATRIZ DE MEDIDAS ϕ

Parâmetro	k_1	k_2	k_a	T_{const_in}	b_{in}	b_{out}	T_{const_Out}
V. singular	0.0338	1.33e-7	18.0883	36.0278	15.6012	15.6400	36.0278

Observando os valores mostrados na Tabela (4.4) nota-se claramente que (como já era esperado) que os coeficientes relacionados à elasticidade são os mais críticos de se identificar. O parâmetro k_2 é extremamente sensível tanto em relação ao modelo adotado quanto à qualidade das medidas utilizadas. Dessa forma, durante o processo de obtenção das condições iniciais, implementou-se um procedimento que monitora a magnitude de todos os valores singulares. Se algum deles apresentar valor abaixo de um mínimo estabelecido ($1e-9$), um alerta é mostrado e o parâmetro correspondente é eliminado do vetor a ser identificado, uma vez que a permanência de tal parâmetro pode e certamente terá um grande impacto negativo no processo de identificação.

A Figura 4.24 mostra os valores dos parâmetros relacionados com o atrito tanto no lado do motor quanto no lado do da carga. Nota-se que todos os parâmetros rapidamente convergem para os valores esperados. Mais uma vez observou-se que o atrito de Coulomb (lado do braço) não apresenta significativa contribuição no processo de identificação, assim, nos próximos testes, o mesmo será removido do vetor de parâmetros.

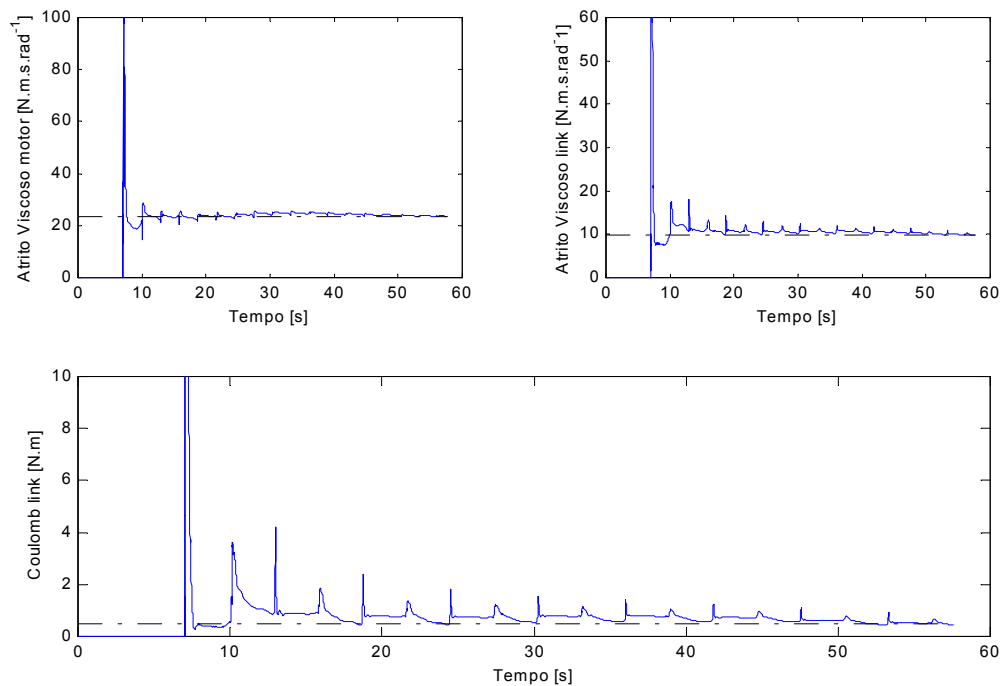


Fig. 4.24 - Coeficientes de atrito.

A partir dos testes realizados, observou-se que a estratégia adotada e o algoritmo recursivo apresentaram excelentes resultados tanto em precisão quanto em convergência para os valores esperados. O parâmetro de precisão *vaf* foi 99.5026 % e 99.3924 % para a estimação de y_1 e y_2 respectivamente.

4.3.4 - IDENTIFICAÇÃO UTILIZANDO O ALGORITMO *DUAS ETAPAS*

4.3.4.1 - EXPERIMENTO IRJ

Uma vez que, os resultados mostraram-se satisfatórios, é oportuno a utilização de modelos mais complexos para descrever a dinâmica do braço robótico. Dessa forma,

adotou-se não somente coeficiente não-linear para a elasticidade mas também para representar o atrito na junta em situações em que a velocidade angular é pequena. O efeito do atrito em baixa velocidade apresenta sério inconveniente (Olsson, 1995, Armstrong, 1992) e esses problemas tornam-se relevantes caso a precisão do controle seja elevada. No experimento IRJ, o fenômeno do atrito em velocidade angular baixa ficou evidente quando a trajetória comandada apresentava períodos de velocidade e acelerações constantes. A Figura 4.25 apresenta o comportamento da velocidade ao longo do tempo. Nota-se claramente o efeito do atrito quando a velocidade muda de sinal. Na trajetória projetada, a velocidade deveria passar instantaneamente por zero. Mas esse fato não ocorreu, por alguns segundos (detalhe da Figura 4.25) a velocidade experimentou pequenas variações em torno de zero antes de voltar a crescer novamente. É evidente que nenhum modelo de atrito com dependência linear na velocidade poderá representar tal fenômeno. Dessa forma, aplicação de modelos de atrito como o dado pela Equação (2.77) torna-se extremamente interessante.

Representando o atrito do lado do motor por

$$T_{d_in} = b_{in}\dot{\theta}_{in} + |T_N| \cdot \mu \tanh\left(\frac{\dot{\theta}_{in}}{\omega_1}\right) + |T_N| \cdot \frac{\dot{\theta}_{in}}{\omega_2} \cdot e^{-\left|\frac{\dot{\theta}_{in}}{\omega_S}\right|^{\delta_S}} \quad (4.18)$$

E o atrito na saída do redutor harmônico por

$$T_{d_fscs} = b_{out1}\dot{\theta}_{out} + b_{fscs1}\text{sign}(\dot{\theta}_{out}) + A_1 \sin\theta_{out} + A_2 \cos\theta_{out} \quad (4.19)$$

Analogamente a Equação (4.17), tem-se

$$Y_k = \varphi \cdot \Theta^T \quad (4.20)$$

onde

$$Y_k = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{in}\ddot{\theta}_{in} - K_m I_a \\ J_{out}\ddot{\theta}_{out} - \hat{T}_g \sin\theta_{out} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{in}\ddot{\theta}_{in} - K_m I_a \\ T_{out} \end{bmatrix}$$

$$\phi = \begin{bmatrix} -\Delta\theta & -\Delta\theta^3 & \theta_{in} & -\tanh\left(\frac{\dot{\theta}_{in}}{\omega_1}\right) & -\dot{\theta}_{in} \cdot e^{-\frac{|\dot{\theta}_{in}|}{\omega_2}} & -\dot{\theta}_{in} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ N \cdot \Delta\theta & N \cdot \Delta\theta^3 & -\theta_{in}/N & 0 & 0 & 0 & -\dot{\theta}_{out} & -\text{sign}(\dot{\theta}_{out}) & -\sin(\theta_{out}) & -\cos(\theta_{out}) \end{bmatrix}$$

O vetor de parâmetros Θ é representado por

$$\Theta = [k_1 \quad k_2 \quad k_a \quad C_1 \quad C_2 \quad b_{in} \quad b_{out} \quad b_{outC} \quad A_1 \quad A_2]^T \quad (4.21)$$

onde

$C_1 = |T_N| \cdot \mu$ e $C_2 = \frac{|T_N|}{\omega_2}$. O coeficiente exponencial δ_S foi assumido como sendo igual a 1.

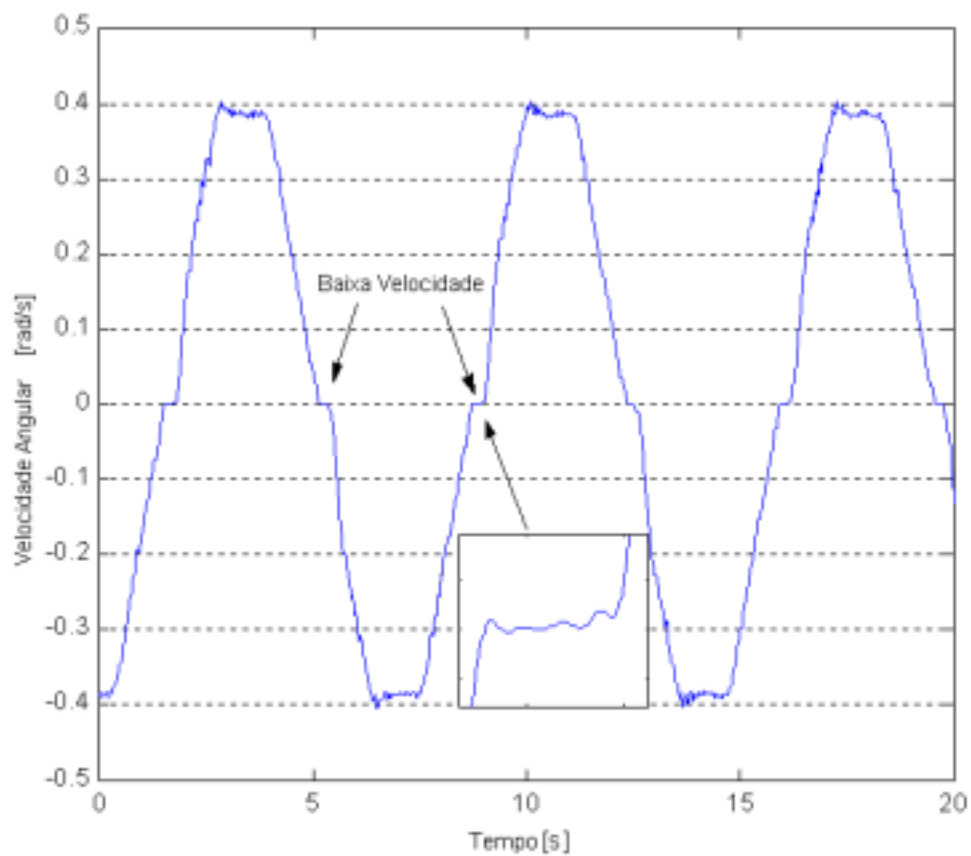


Fig. 4.25 - Atrito em baixa velocidade.

É importante notar que o vetor de parâmetros representados pela Equação(4.21) também incorpora o termo de variação cíclica que normalmente é proveniente das imperfeições de montagem.

Comparando as Equação(4.17) e (4.20), fica evidente que os parâmetros das duas equações não podem ser identificados pelo mesmo algoritmo. Para se identificar os parâmetros dados pela Equação (4.21), utilizou-se o procedimento de identificação *duas etapas* (*dual-step Algorithm*), o qual foi descrito na seção 3.5. A seguir apresenta-se os resultados obtidos com aplicação do algoritmo duas etapas na identificação dos parâmetros do experimento IRJ.

A análise da matriz de medidas ϕ durante o processo de inicialização apresentou resultados semelhantes aos obtidos com a Equação (4.17): Os coeficientes de elasticidade são os mais sensíveis à qualidade das medidas. Além disso, o parâmetro relacionado com o efeito de Stribeck também apresentou sensibilidade elevada. Isto ocorre porque esse termo é multiplicado pela velocidade angular que é também utilizada no cálculo do atrito viscoso. O posto da matriz é preservado, mas a sensibilidade fica prejudicada. Esse comportamento pode ser verificado na Tabela (4.5), onde são mostrados os valores singulares da matriz de medidas.

TAB. 4.5 - VALORES SINGULARES DA MATRIZ DE MEDIDAS ϕ - PARÂMETROS NÃO-LINEARES

Parâmetro	k_1	k_2	k_a	C_1	C_2	b_{in}	b_{out}
V. singular	0.0338	1.33e-7	18.0883	35.8555	0.0272	15.5951	15.6339
Parâmetro	A_1	A_2					
V. singular	12.3118	33.8440					

A Figura 4.26 mostra o processo de otimização não-linear utilizando o algoritmo MCS. Nota-se que após poucas iterações o algoritmo MCS satisfaz todos os critérios de convergência identificando, portanto, os parâmetros não-lineares. Após a identificação dos parâmetros não-lineares, é então inicializada a identificação recursiva dos

parâmetros lineares. Nesse período os parâmetros não-lineares são considerados constantes e o algoritmo MCS permanece inoperante, mas pronto para atualizá-los caso o erro de estimação ultrapasse um valor pré-determinado. Usando essa estratégia, obtém-se atualização on-line nos parâmetros lineares e aleatórias nos parâmetros não-lineares. Esse procedimento oferece um ganho extraordinário no esforço computacional, permitindo a inclusão de termos não-lineares no vetor de parâmetros a ser identificado.

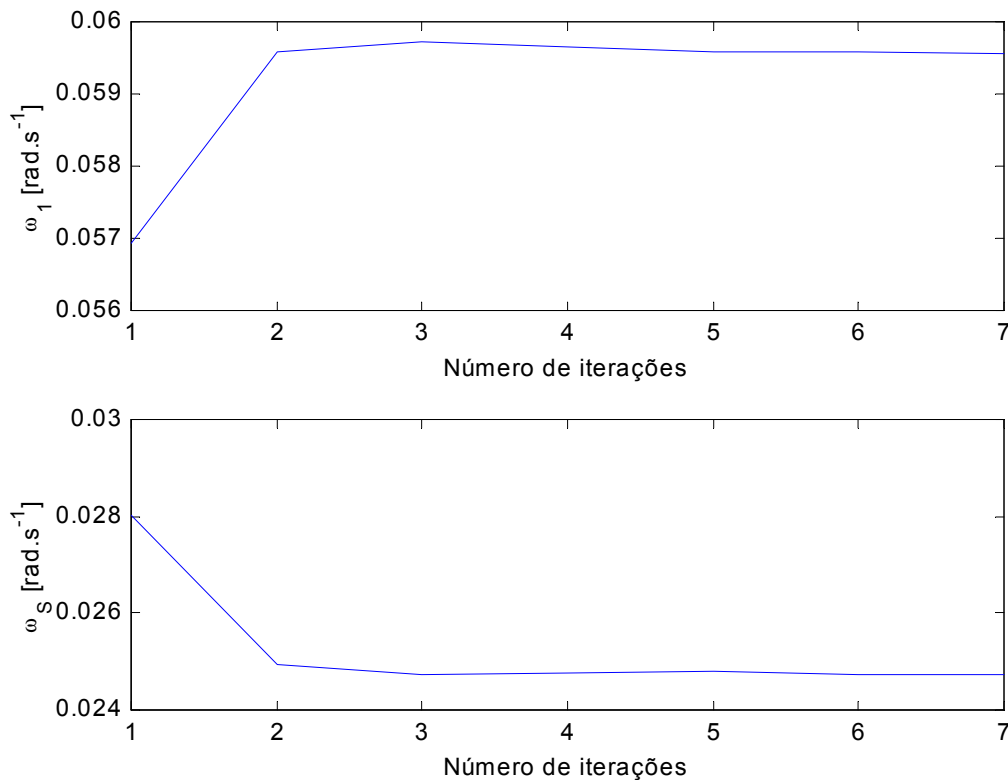


Fig. 4.26 - Identificação dos parâmetros não-lineares.

Nas figuras a serem apresentadas, a linha constante tracejada representa o valor do parâmetro obtido através da identificação off-line utilizando todas as medidas disponíveis.

A Figura 4.27 mostra os resultados da identificação dos parâmetros relacionados com a elasticidade e também o termo C_1 . Nota-se que o termo linear de elasticidade embora crítico no processo de identificação apresenta pouca sensibilidade e rapidamente

converge para o valor obtido no processo off-line. Já o coeficiente não-linear de elasticidade, como previa a análise dos valores singulares, foi mais sensível apresentando algumas oscilações. O algoritmo mostrou-se suficientemente robusto para contornar o inconveniente da pouca excitação, convergindo para o valor esperado. O parâmetro correspondente à elasticidade adicional e ao parâmetro C_1 , concordando com a análise dos valores singulares, mostraram-se bastante estáveis convergindo rapidamente para os valores esperados.

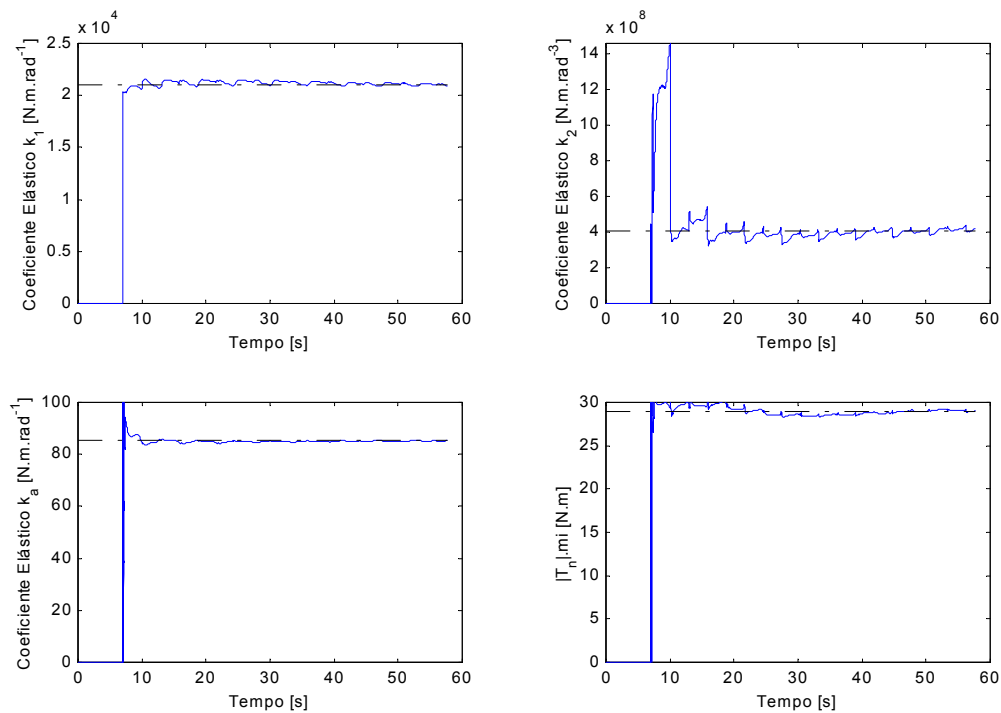


Fig. 4.27 - Parâmetros lineares.

Na Figura 4.28 são mostrados os comportamentos dos parâmetros C_2 , amortecimento viscoso tanto no lado do motor quanto no lado da carga e também a amplitude do erro cíclico relacionado com as imperfeições de montagem. Nota-se que o comportamento de C_2 , em concordância com a indicação dos valores singulares, apresentou uma sensibilidade maior que a observada em outros parâmetros. No entanto, a identificação recursiva, após alguns segundos converge para os valores esperados e obtidos pela identificação *off-line*. O parâmetro relacionado com o atrito viscoso no lado do motor

também apresentou pequenas oscilações, finalmente convergindo para os valores esperados. Por outro lado, o parâmetro relacionado com o atrito viscoso no lado da carga rapidamente converge para o valor nominal, o mesmo acontece com o parâmetro relacionado com o erro cíclico, o qual é normalmente atribuído às imperfeições de montagem. No caso do experimento IRJ, esse erro foi da ordem de 3.7 Nm. A fase do erro cíclico γ pode ser considerada praticamente nula (0.05°). A variação do angulo de fase é mostrado na Figura 4.29. Observa-se que a identificação recursiva converge assintoticamente para os valores de referência. Vale ressaltar que a identificação do angulo de fase, pode não ser uma tarefa simples. Ele está relacionado com valores obtidos por meio de funções trigonométricas, as quais podem apresentar variações muito pequenas, dependendo do espaço de trabalho do robô.

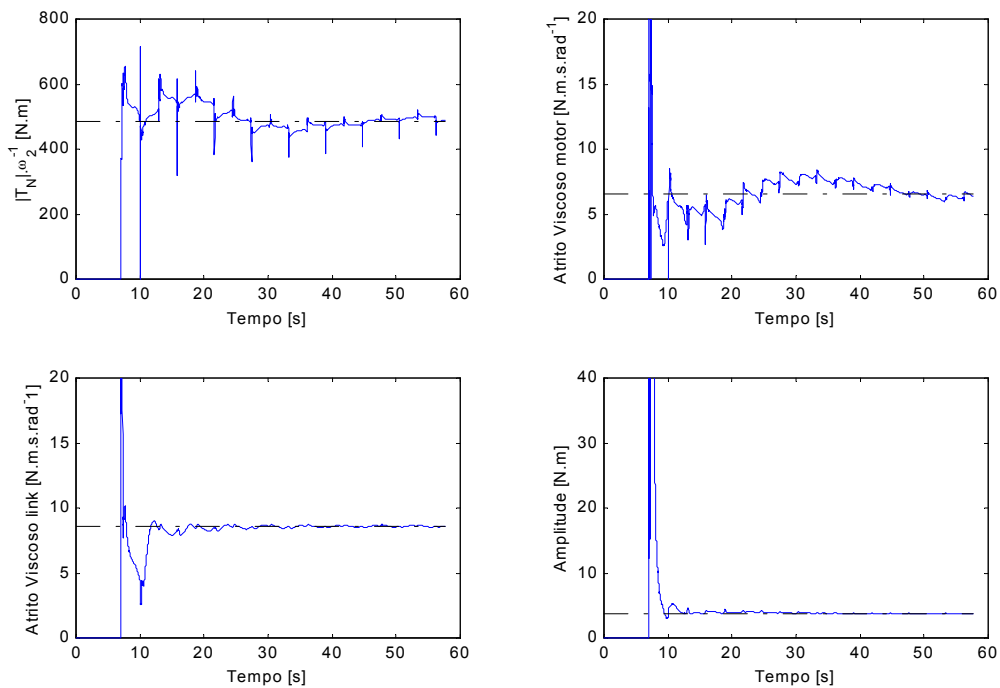


Fig. 4.28 - Parâmetros relacionados com atrito.

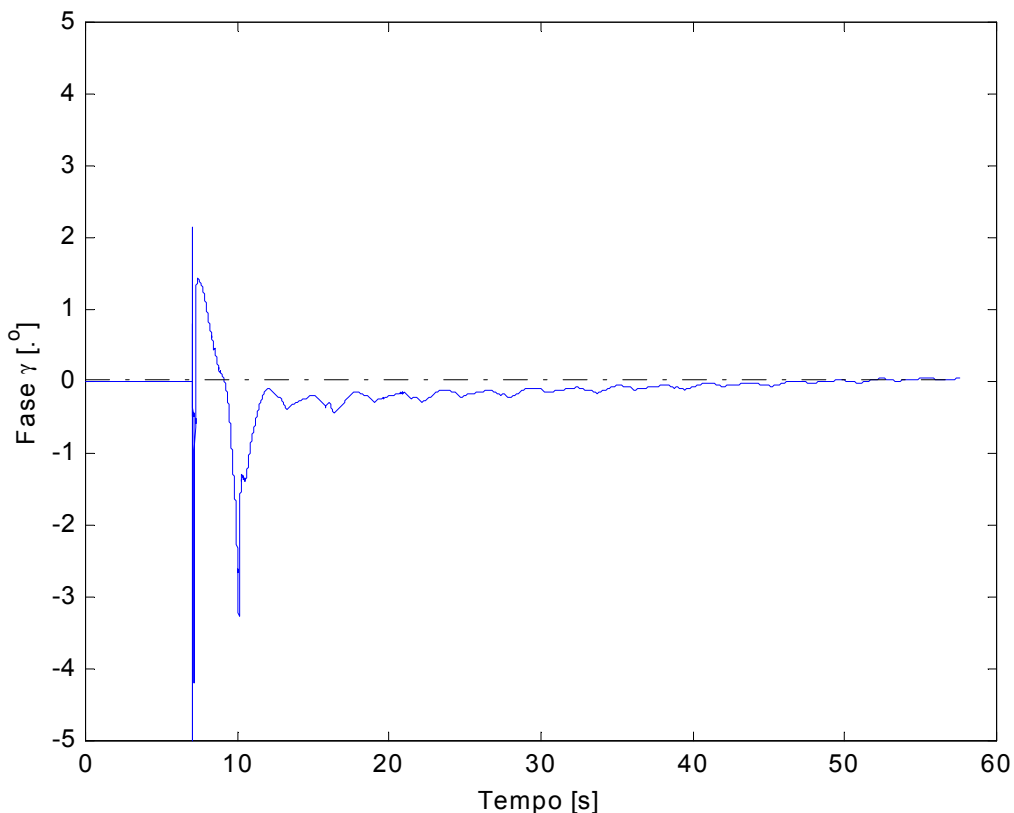


Fig. 4.29 - Fase do erro cíclico.

Os resultados obtidos mostram a robustez e eficiência do algoritmo *duas etapas* no processo de identificação dos parâmetros de elasticidade e atrito do experimento IRJ. Nota-se que apesar da não adequada excitação de alguns estados necessários para a o processo de identificação, obteve-se sempre resultados coerentes; os quais concordavam com valores obtidos por outros experimentos. Vale ressaltar que nos resultados apresentados, todas as informações (medidas) foram obtidas por meio de sensores colocados no experimento IRJ. Nenhum dado simulado foi utilizado.

4.3.4.2 - SISTEMA VARIANTE NO TEMPO

Muitas vezes o sistema sob investigação pode apresentar variações devido às condições de operação. Dessa forma, é interessante testar a habilidade do algoritmo *duas etapas* em seguir variações nos parâmetros não-lineares, uma vez que os parâmetros lineares já são automaticamente atualizados pela parte RLS do algoritmo. Para realizar este teste, utilizar-se-á algumas informações simuladas uma vez que não se obteve condições de

operações (temperatura, pressão, baixa gravidade, etc.) que apresentassem variações significativas nos parâmetros. Dessa forma, utilizou-se um conjunto misto de medidas: a velocidade angular foi obtida no experimento e o torque de atrito foi calculado definindo-se valores para os parâmetros da Equação (4.18). O parâmetro δ_S foi assumido como sendo 1 e os outros valores são mostrados na Tabela 4.6.

TAB. 4.6 - PARÂMETROS UTILIZADOS NA EQUAÇÃO 4.18

Parâmetros	Valor
b_{in}	9 Nm.s.rad ⁻¹
$ T_N \cdot \mu$	29 Nm
$ T_N \cdot \omega_2^{-1}$	480Nm
ω_1	0.0595 rad.s ⁻¹
ω_S	0.0251 rad.s ⁻¹

Utilizando os valores mostrados na Tabela 4.6 e a medida de velocidade obtida no experimento IRJ, simulou-se um torque de atrito (T_{d_in}) o qual será utilizado no teste do algoritmo *duas etapas* na identificação de sistemas variantes no tempo. O perfil do torque simulado é mostrado na Figura 4.30.

Utilizando T_{d_in} como referência para o algoritmo *duas etapas*, simulou-se um sistema que sofre variações tanto nos parâmetros lineares quanto não-lineares. Aos 16s, o torque de referência (y) foi recalculado e os parâmetros lineares foram incrementados em 30 % dos seus valores nominais (Tabela 4.6). Por outro lado, os parâmetros não-lineares foram alterados por volta do instante 27s, onde os valores nominais foram incrementados em 20 %. As alterações nos valores nominais dos parâmetros visam simular variações nas condições de operação do sistema. Essas variações podem representar situações tais como acentuadas variações na temperatura de operação. Numa aplicação espacial, isso representa os instante em que o sistema sob investigação entra (ou sai) de um eclipse por exemplo.

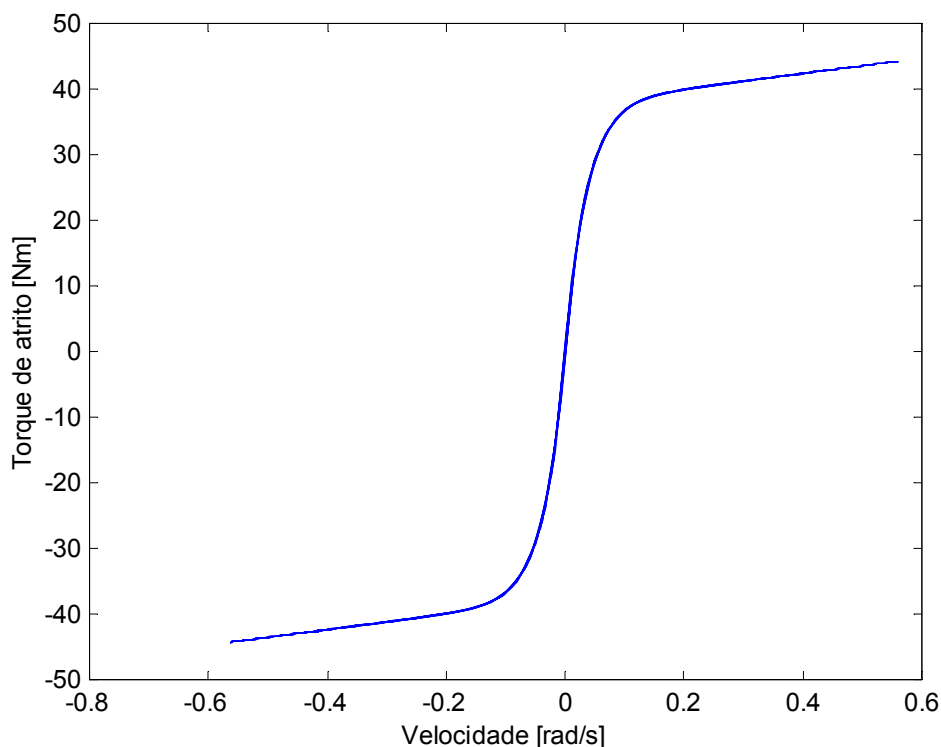


Fig. 4.30 - Torque de atrito simulado.

A Figura 4.31 mostra o comportamento dos parâmetros lineares durante o processo de identificação. Nota-se que durante o procedimento inicial em que ambos tipos de parâmetros (lineares e não-lineares) estavam sendo otimizados, os parâmetros lineares apresentaram oscilações típicas do processo transitório, convergindo a seguir para os valores nominais. Quando ocorreu a alteração dos parâmetros lineares (16 s), o algoritmo RLS responde prontamente convergindo para os novos valores nominais. Isto é representado pelos pequenos saltos na Figura 4.31. A alteração nos parâmetros lineares não causa nenhuma interferência nos parâmetros não-lineares (Figura 4.32). Esse fato ocorre devido à imediata resposta do algoritmo RLS, fazendo com que os erros se mantenham abaixo do valor especificado para acionar o algoritmo não-linear. Por outro lado, a alteração nos parâmetros não-lineares afeta o comportamento dos parâmetros lineares. Isso ocorre devido ao fato de que os erros ultrapassam o valor especificado, sendo então necessário acionar o algoritmo de otimização não-linear o qual não fornece uma resposta tão rápida quanto ao algoritmo RLS. De fato, neste período, o algoritmo se comporta como se estivesse no processo de inicialização, com o

diferencial de que neste instante os parâmetros lineares já estão otimizados, ou seja, em seus valores nominais.

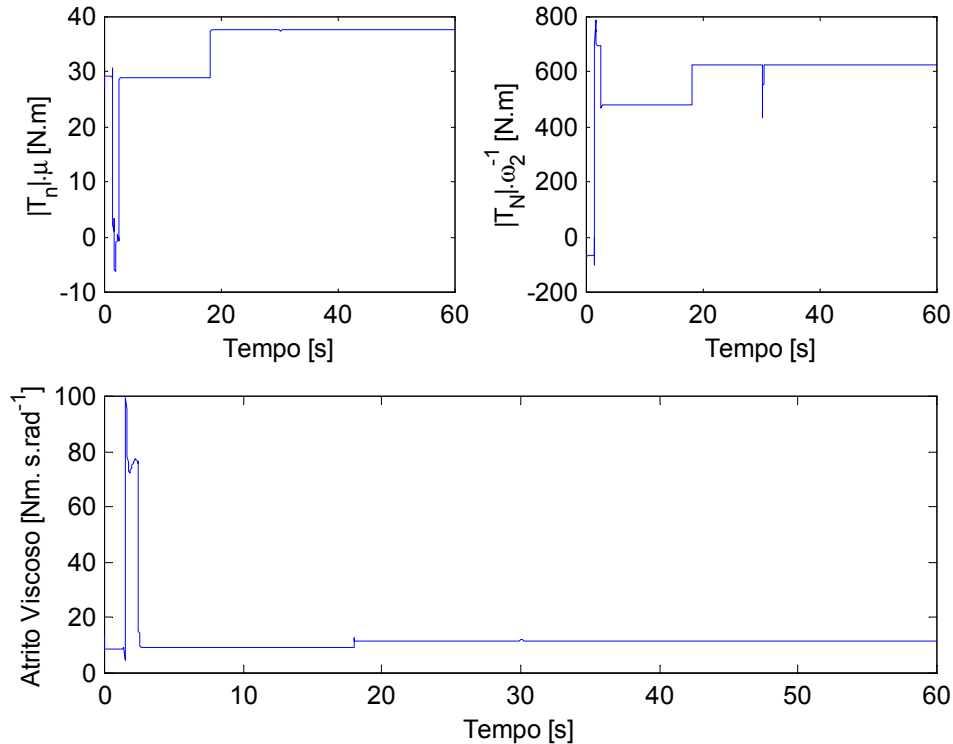


Fig. 4.31 - Parâmetros identificados pelo algoritmo RLS – Caso variante no tempo.

Percebe-se que o algoritmo *duas etapas* oferece a possibilidade de identificação de parâmetros não-lineares a um custo computacional extremamente baixo. O algoritmo não-linear é acionado somente no procedimento inicial ou no caso de uma acentuada mudança nas condições operacionais do sistema. Isso faz com que um procedimento de identificação recursivo (tempo real) seja possível mesmo quando a inclusão de termos não-lineares se faz necessária (Ou seja, quando modelos de atrito que incorporam relações não-lineares nas medidas são utilizados). A identificação recursiva não será possível somente em pequenos intervalos em que o algoritmo não-linear estiver ativado. Outro ponto importante a ser destacado está relacionado com as condições iniciais. Algoritmos de otimização não-lineares são extremamente dependentes das condições iniciais, do número de variáveis a serem otimizadas e até mesmo do perfil da função objetivo. Como consequência, métodos de buscas locais, muitas vezes encontram soluções falsas e os métodos de busca global (como o MCS) tornam-se excessivamente

lentos e às vezes ocorre também uma degradação da solução. Dessa forma, pode-se concluir que o algoritmo *duas etapas* vem justamente contornar os problemas inerentes da identificação de sistemas não-lineares

- de carga computacional. Reduzindo o número de parâmetros a serem otimizados pelo algoritmo não-linear, o tempo computacional também será reduzido;
- possibilidade de identificação recursiva. Com a utilização do algoritmo duas etapas, o processo de identificação poderá ser realizado de forma recursiva;
- redução do número de parâmetros a serem identificados pelos algoritmos não-lineares. O número de parâmetros a ser otimizado pelo algoritmo não-linear será reduzido pois uma parte deles será otimizado pelo algoritmo baseado no RLS.

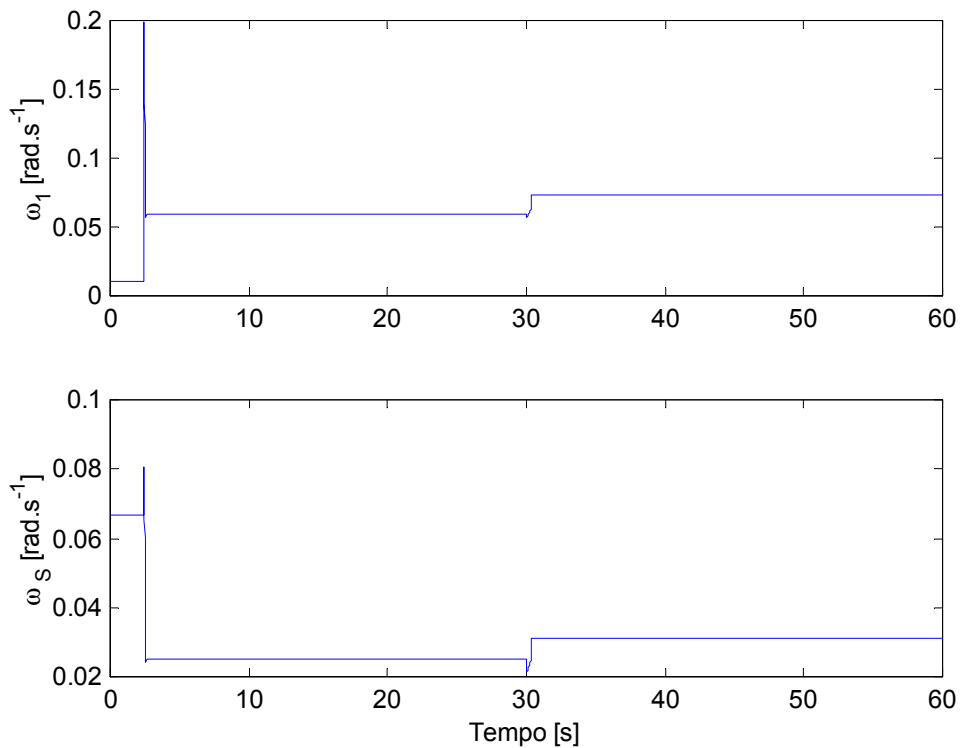


Fig. 4.32 - Parâmetros não-lineares- Caso variante no tempo.

4.4 - IDENTIFICAÇÃO EM SITUAÇÕES DE FALHAS

A técnica de identificação requer não somente um número mínimo de medidas de um sistema mas também que as medidas sejam de boa qualidade. O experimento IRJ foi projeto para ser operado em ambiente espacial. Esse fato sem dúvida nenhuma requer cuidados especiais no processo de identificação. Dessa forma, durante o desenvolvimento dessa pesquisa desenvolveu-se estratégias e recursos de maneira que os problemas inerentes a esses requisitos especiais fossem solucionados. Um detalhe importante considerado foi a possibilidade da ocorrência de uma falha nos sensores. Esse fato num experimento no solo pode ser facilmente solucionado simplesmente com a substituição do componente defeituoso. Mas esse problema toma dimensões bem maiores se o experimento deve ser realizado no espaço. Por diversas razões, a troca do componente defeituoso pode não ser possível. Por outro lado, sabe-se que qualquer experimento a ser realizado no espaço é extremamente caro, não seria razoável simplesmente descartar o experimento. Dessa forma, visando utilizar o máximo a informação do experimento, caso tal situação adversa ocorra, duas soluções serão apresentadas a seguir. Vale ressaltar que as soluções foram propostas visando sempre utilizar o menor esforço computacional e também manter a capacidade de adaptação dos algoritmos. O primeiro requisito deve ser satisfeito devido a possibilidade de se ter processamento a bordo, normalmente os computadores de bordo oferecem recursos bem limitados se comparados com os de solo. Já o segundo requisito deve ser satisfeito devido à inerente possibilidade do experimento apresentar comportamento variante no tempo devido as possíveis variações nas condições de operação. Assim, os principais requisitos para o algoritmo e estratégia a ser desenvolvido deve ser: capacidade de adaptação, reconfiguração; aliado a isso, deve exigir pouco esforço computacional.

4.4.1 - FALHA NO SENSOR DE VELOCIDADE

A seguir apresenta-se os parâmetros obtidos com a utilização do algoritmo *duas etapas* numa situação (simulada) em que ocorre a falha do sensor de velocidade no lado do braço. No processo de detecção, isolamento e estimação dos estado (medidas) sob suspeita de falha, utilizou-se os procedimentos descritos na Seção 4.2. O modelo utilizado é o descrito pela Equação (4.20), ou seja, utilizou-se o modelo incorporando termos não-lineares e erros cíclicos.

A falha do sensor de velocidade do braço é decretada no instante $t = 20\text{s}$, quando as medidas de velocidade do braço foram substituídas por ruído aleatório (0,0.1). A partir deste instante, a informação fornecida por este sensor foi substituída pela estimação do algoritmo MOESP.

O comportamento da identificação utilizando a estimação fornecida pelo algoritmo MOESP é mostrado na Figura 4.33. Observa-se que a previsão dada pelo indicador *vaf* foi confirmada. Não foi observada nenhuma instabilidade ou oscilação após a substituição das medidas reais pelas estimadas. A linha tracejada na Figura 4.33 representa o valor do parâmetro obtido na identificação *off-line* utilizando somente medidas reais. Nota-se que o algoritmo *duas etapas*, mesmo utilizando dados estimados converge para o valor esperado, o que assegura o sucesso do experimento mesmo sob o efeito da falha do sensor de velocidade do braço.

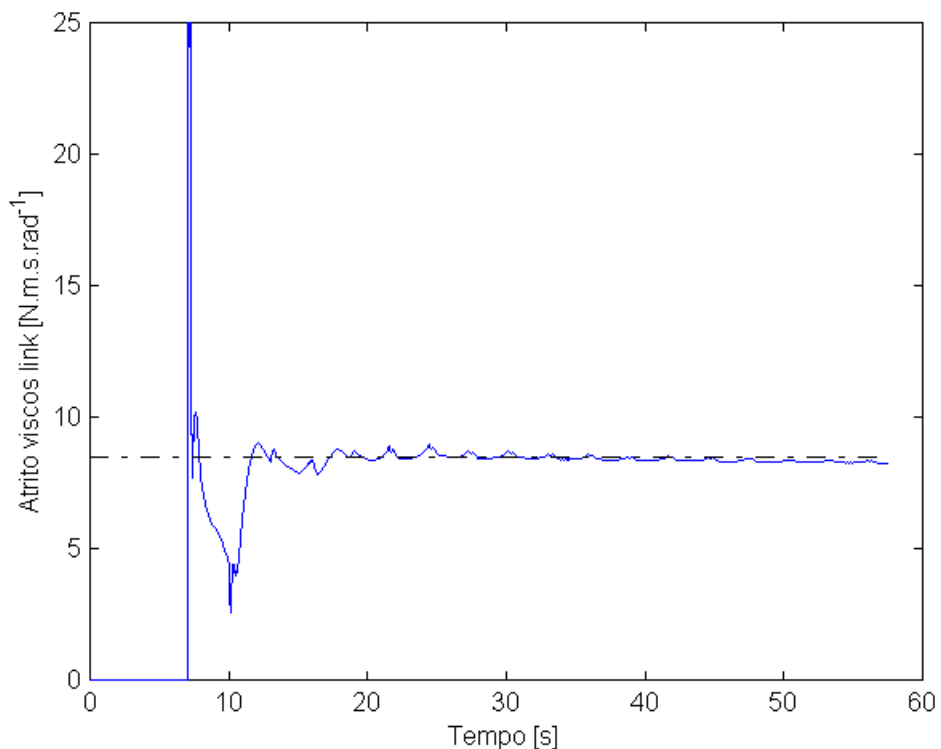


Fig. 4.33 - Identificação do atrito viscoso (braço) usando saídas do algoritmo MOESP.

Na Figura 4.34 são mostrados os parâmetros relacionados com a rigidez e também com o atrito no lado do motor. Nota-se que todos os parâmetros tiveram comportamento semelhante aos mostrado nas Figuras 4.27 e 4.28. Ou seja, a utilização da estimativa fornecida pelo algoritmo MOESP não afetou o resultado global do processo de identificação.

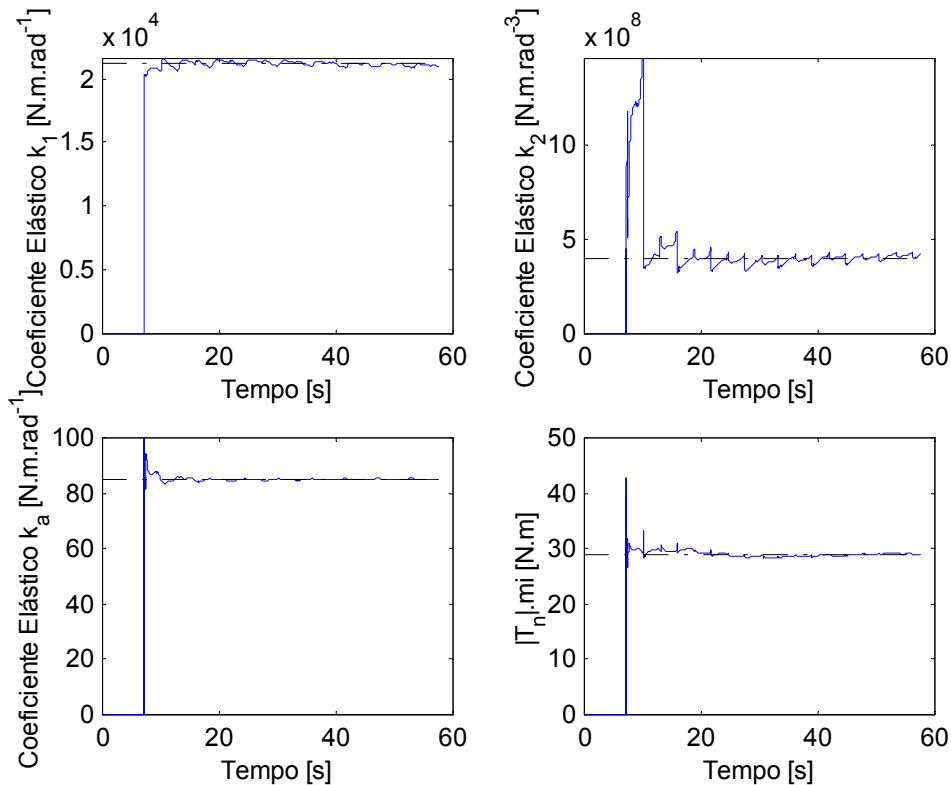


Fig. 4.34 - Parâmetros lineares – Utilizando velocidade do braço estimada pelo algoritmo MOESP.

4.4.2 - FALHA NO SENSOR DE POSIÇÃO

O coeficiente relacionado com a elasticidade do sistema é extremamente sensível (fato mostrado pelo valor singular correspondente a esse parâmetro) à qualidade das medidas. Esse fato está diretamente relacionado com a magnitude das medidas a serem utilizadas. O coeficiente linear por exemplo, está relacionado com medidas de magnitude 10^{-3} . Por sua vez, o coeficiente de elasticidade cúbica está relacionado com medidas da ordem de 10^{-9} . Dessa forma, nota-se que embora o algoritmo MOESP ofereça

excelente precisão na estimação dos estados, torna-se praticamente impossível manter os valores dos parâmetros idênticos aos obtidos quando se utilizou medida coletada no experimento. Face a esse problema, duas estratégias que visam minimizar o efeito da estimação dos estados nos sensíveis parâmetros relacionado com a elasticidade e também em relação ao termo C_2 foram desenvolvidas . As alternativas para manter o experimento funcionando são apresentadas a seguir.

4.4.2.1 - ALTERNATIVA 1 – RECONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO DE IDENTIFICAÇÃO

A primeira alternativa foi simplesmente manter o algoritmo funcionando identificando os parâmetros a partir da saída do algoritmo MOESP, alterando-se apenas termo R_2 do algoritmo RLS. Nesse caso, como se esperava, os parâmetros após a detecção e o isolamento da falha, se afastam dos valores nominais e convergem para um novo valor assumido como o novo “nominal”.

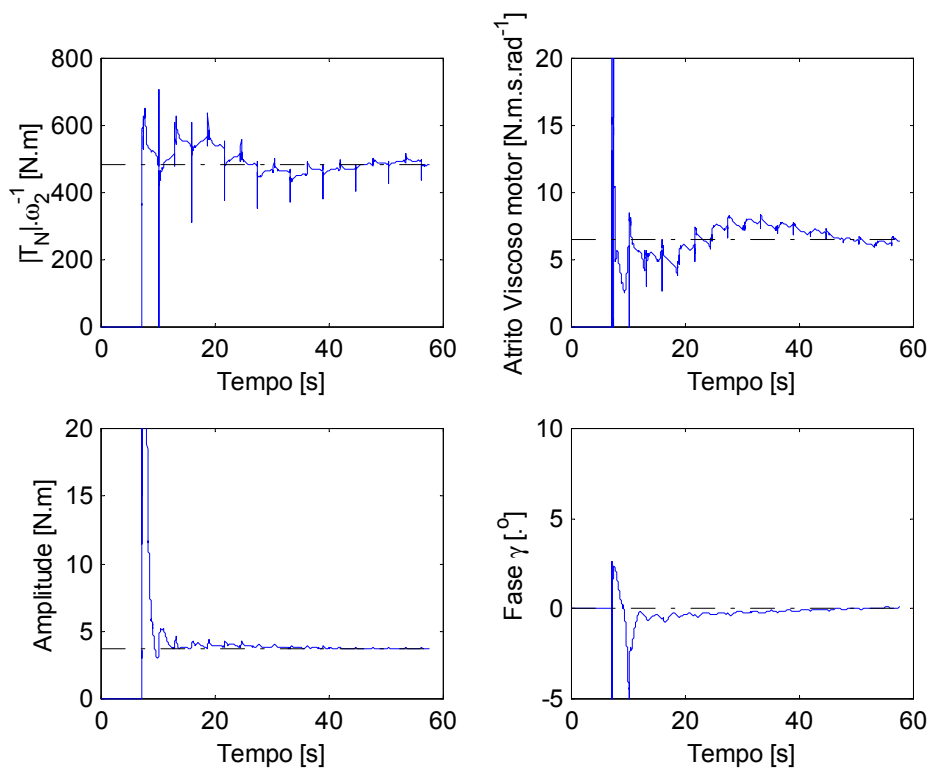


Fig. 4.35 - Parâmetros relacionado com o atrito – Usando estimação do algoritmo MOESP.

A falha do sensor de posição do braço foi ajustada para ocorrer em $t = 20s$. Após o alarme de falha, imediatamente todo processo de identificação foi reconfigurado onde foram tomadas as seguintes decisões:

- substituir a saída do sensor sob suspeita de falha pela correspondente estimação fornecida pelo algoritmo MOESP;
- alterar (automaticamente) o valor do parâmetro R_2 do algoritmo RLS.

Nas Figuras 4.36 a 4.38 são mostrados os resultados da identificação na situação em que se utilizou a medida fornecida pelo algoritmo MOESP. Considerando as severas condições (medidas com magnitude da ordem de 10^{-9}) para a identificação dos parâmetros relacionados com a elasticidade, obteve-se excelentes resultados. Os parâmetros apresentaram pequenas variações em relação aos valores obtidos no processo *off-line* onde se utilizou somente medida real. As variações nos parâmetros apresentaram valores entre 0.5 % (elasticidade adicional) a 10.5 % (termo relacionado com o efeito de Stribeck). A maior variação do termo C_2 é justificada pela alta sensibilidade apresentada por esse parâmetro na análise dos valores singulares. Uma vez que o processo de identificação foi reconfigurado e que embora a precisão da estimação dos estados seja excelente, existe uma diferença entre as medidas reais e os valores estimados. Esse erro é naturalmente refletido no parâmetro que exibe maior sensibilidade em relação às medidas.

4.4.2.2 - ALTERNATIVA 2 – RECONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO E CONGELAMENTO DOS VALORES DE ELASTICIDADE

Nessa situação, além das ações descritas na Seção 4.4.2.1, congelou-se os parâmetros relacionados com a elasticidade nos valores imediatamente obtidos antes do alarme de falha. Nesse caso, a reconfiguração também inclui a ação de eliminar do vetor Θ os parâmetros k_1 e k_2 .

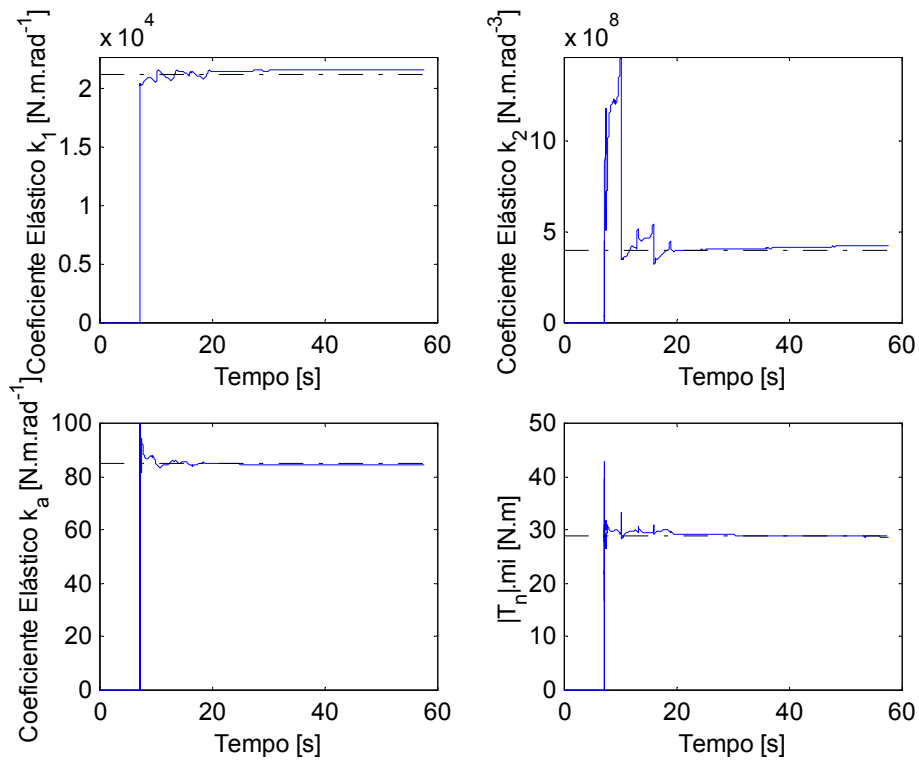


Fig. 4.36 - Parâmetros lineares – Utilizando posição do braço estimado pelo algoritmo MOESP.

Os resultados da utilização dessa estratégia são apresentados nas Figuras. 4.39 a 4.41. Nota-se um comportamento bastante semelhante ao apresentado pelo uso da estratégia mostrada na Seção 4.4.2.1: todos os parâmetros apresentaram variações entre 0.5 % e 10.5 %. O diferencial é que nesta situação os parâmetros k_1 e k_2 são assumidos como constantes. O impacto no processo de identificação pode ser descrito da seguinte maneira: Por um lado, ao retirar dois elementos do vetor de parâmetros, reduziu-se os graus de liberdade do sistema, fato que diminui o ajuste do modelo aos valores de referência. Por outro lado, ao diminuir o número de parâmetros a serem identificados o algoritmo de identificação apresenta um desempenho melhor. Essas duas situações no caso estudado praticamente anularam o efeito uma da outra, isso justifica a semelhança com a estratégia apresentada na Seção 4.4.2.1.

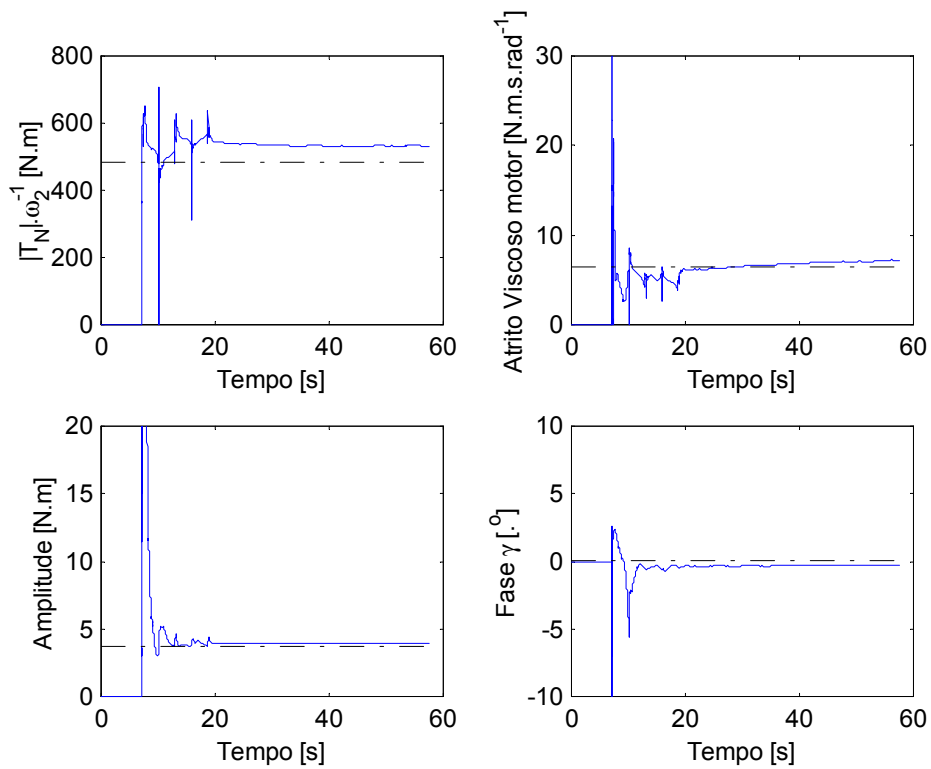


Fig. 4.37 - Coeficientes de Atrito – Utilizando posição do braço estimada pelo algoritmo MOESP.

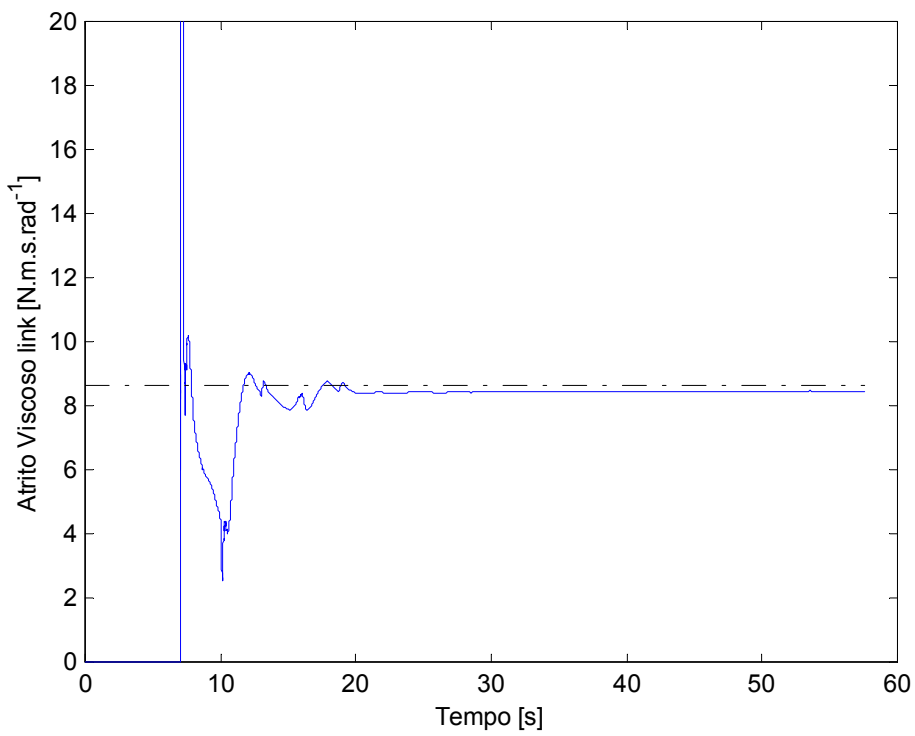


Fig. 4.38 - Atrito viscoso braço – Falha no sensor de posição.

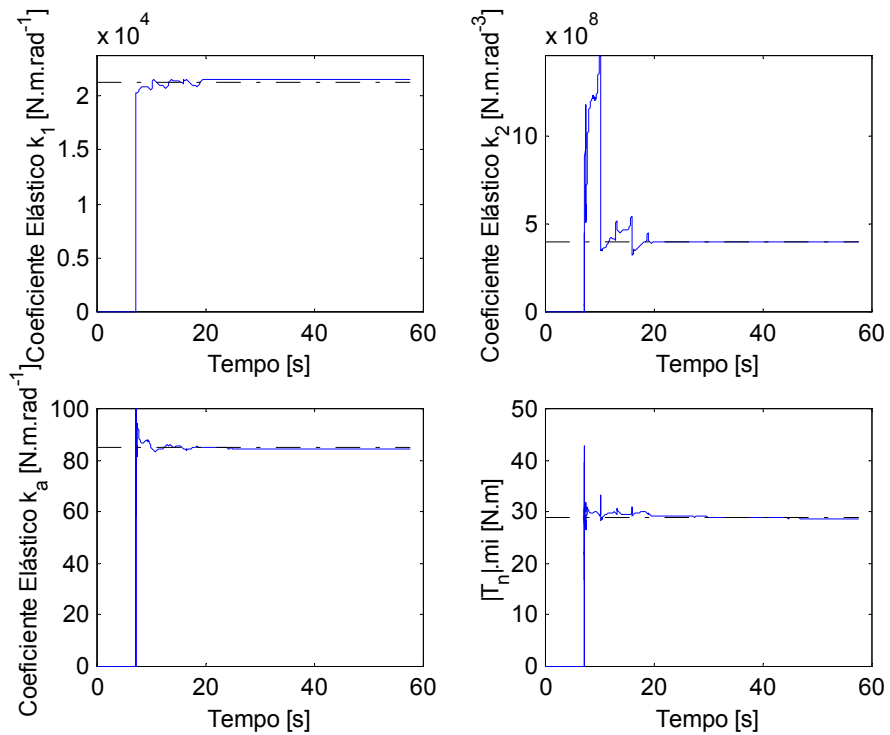


Fig. 4.39 - Parâmetros lineares – Utilizando estimação do Algoritmo MOESP (k_1 e k_2 congelados).

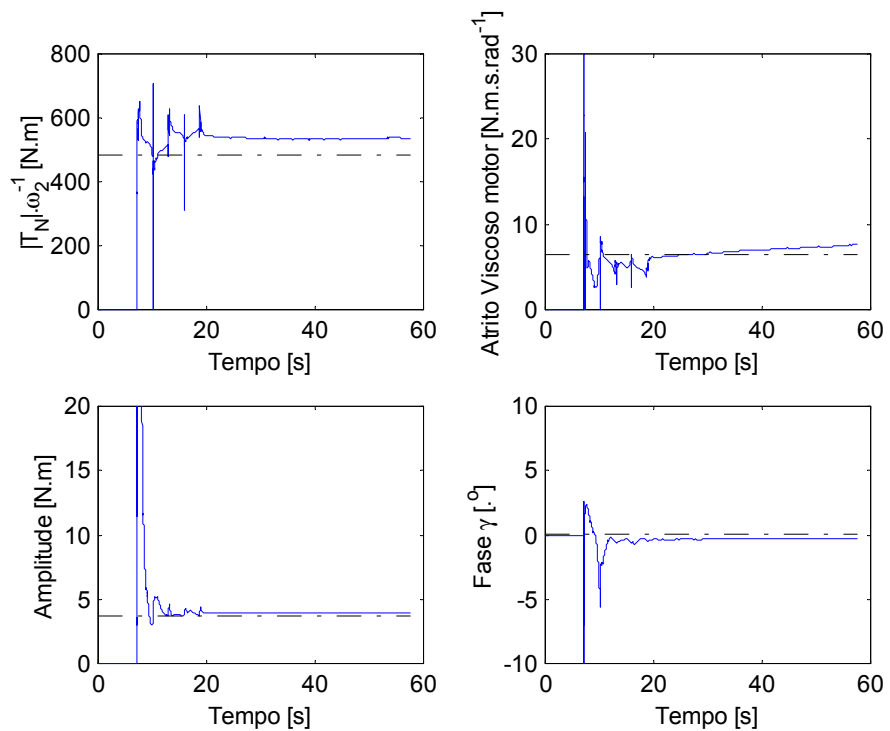


Fig. 4.40 - Coeficientes de atrito - Utilizando estimação do algoritmo MOESP (k_1 e k_2 congelados).

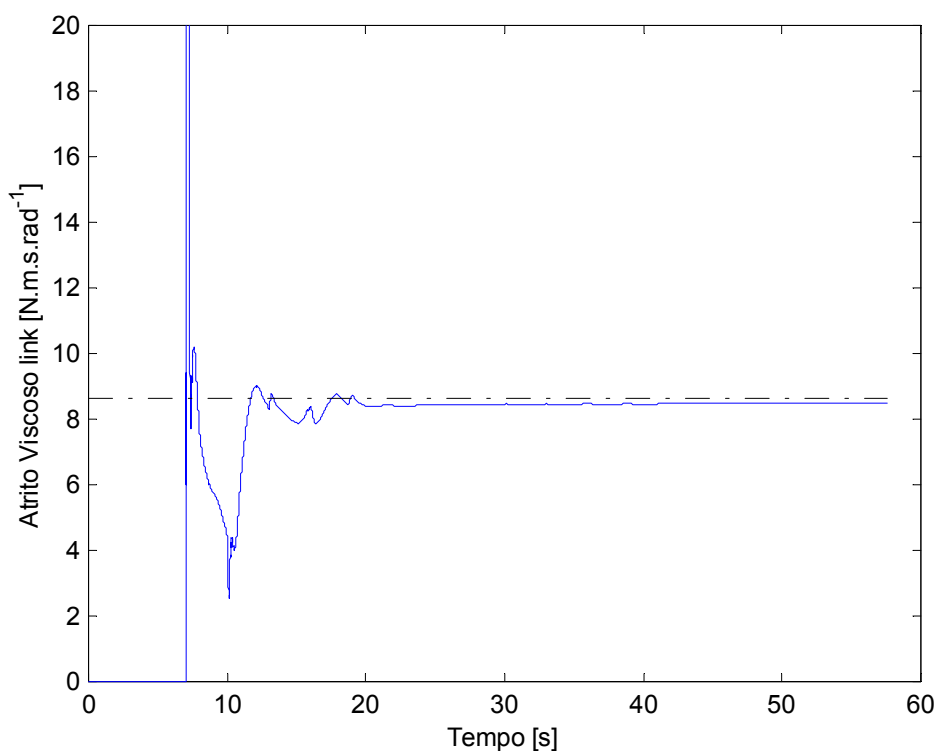


Fig. 4.41 - Atrito viscoso braço – Utilizando estimação do algoritmo MOESP (k_1 e k_2 congelados).

4.4.3 - FALHAS SIMULTÂNEAS NOS SENSORES DE POSIÇÃO E DE VELOCIDADE

O caso em que ambos sensores: de posição e de velocidade angular apresentam falhas foi também estudado. Concordando com a análise apresentada anteriormente para os casos em que as falhas dos sensores ocorrem isoladamente, os resultados mostraram-se muito semelhante ao caso em que somente o sensor de posição apresentou falha. Esse resultado concorda plenamente com o esperado, uma vez que a falha no sensor de velocidade não apresentou significativa influência no resultado global do processo de identificação. Seguindo o padrão adotado no caso em que as falhas ocorreram isoladamente, testou-se as duas alternativas: uma em que os coeficientes de elasticidade foram identificados normalmente após a reconfiguração do algoritmo e outra em que os coeficientes de elasticidade foram congelados no ultimo valor antes da ocorrência do alarme de falha. As falhas foram novamente ajustadas para ocorrer no instante $t = 20s$. A partir desse instante, as medidas da posição e velocidade do braço foram substituídas por um ruído (0,0.1), todo processo de identificação foi reconfigurado sendo que a

informação de posição e velocidade foi fornecida pelo algoritmo MOESP. As Figuras 4.42 a 4.44 mostram os resultados obtidos com a reconfiguração do algoritmo e a identificação dos parâmetros de elasticidade. Já os resultados obtidos com o congelamento dos parâmetros de elasticidade são apresentados nas Figuras 4.45 a 4.47.

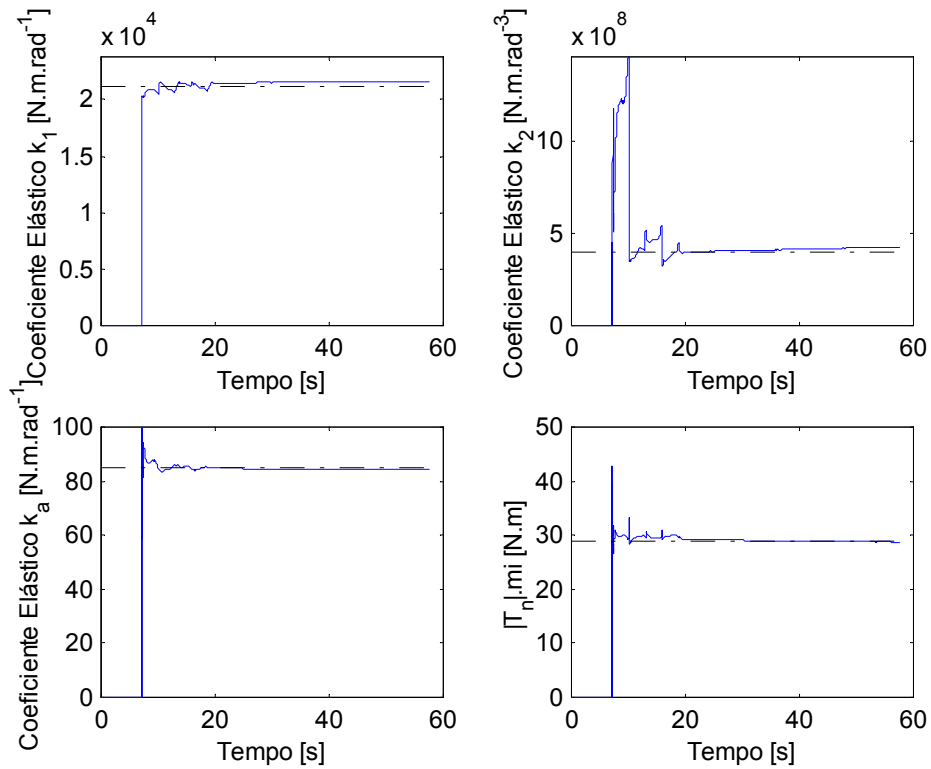


Fig. 4.42 - Parâmetros lineares – Falha simultânea nos sensores de posição e Velocidade (Estado estimado pelo algoritmo MOESP).

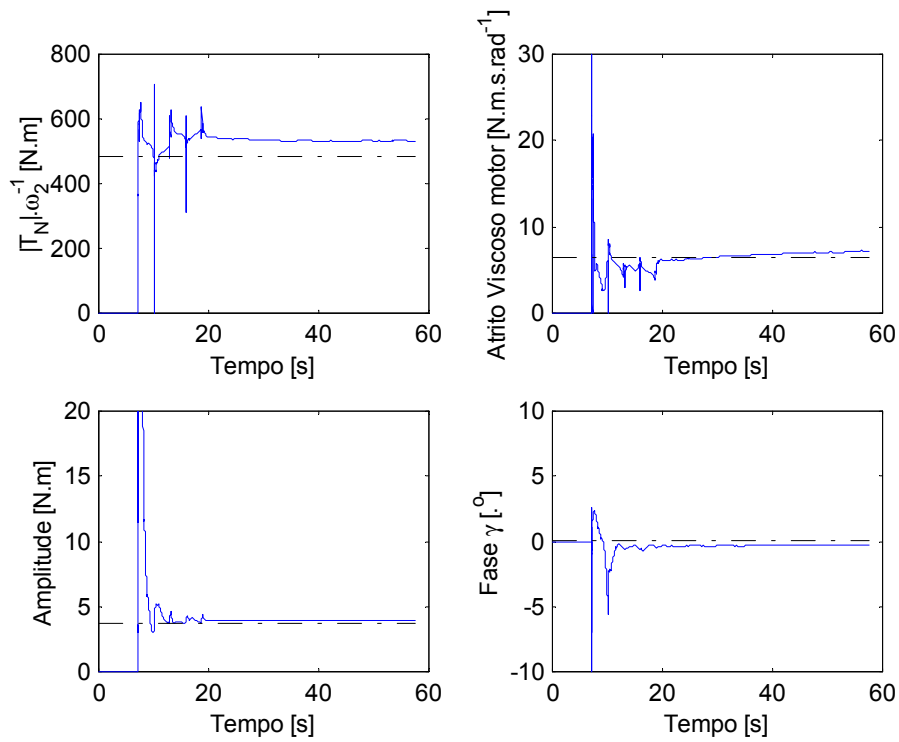


Fig. 4.43 - Coeficientes de atrito – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (Estado estimado pelo algoritmo MOESP).

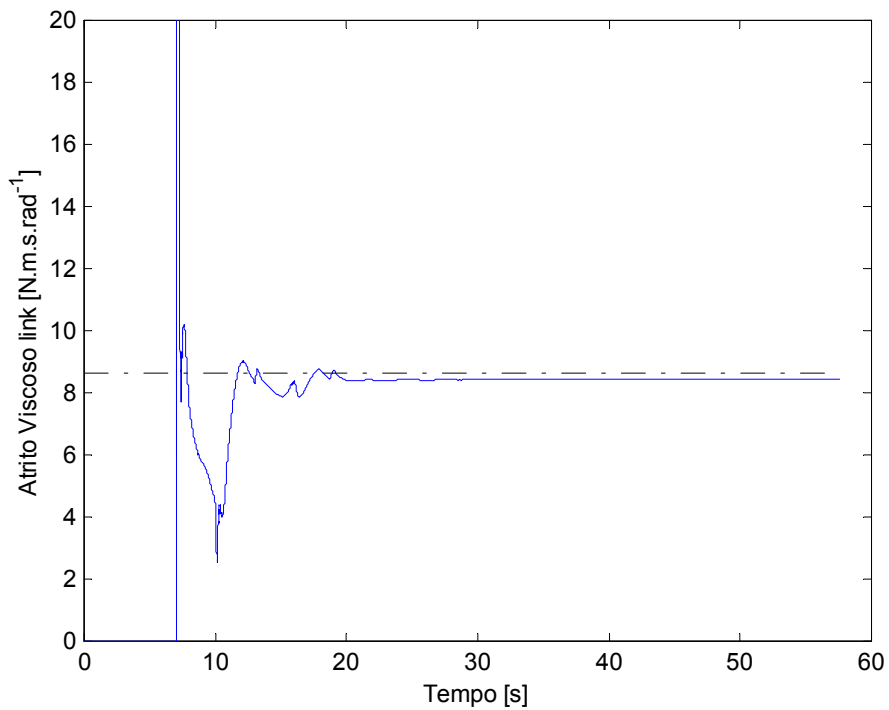


Fig. 4.44 - Atrito viscoso braço – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (Estados estimados pelo algoritmo MOESP).

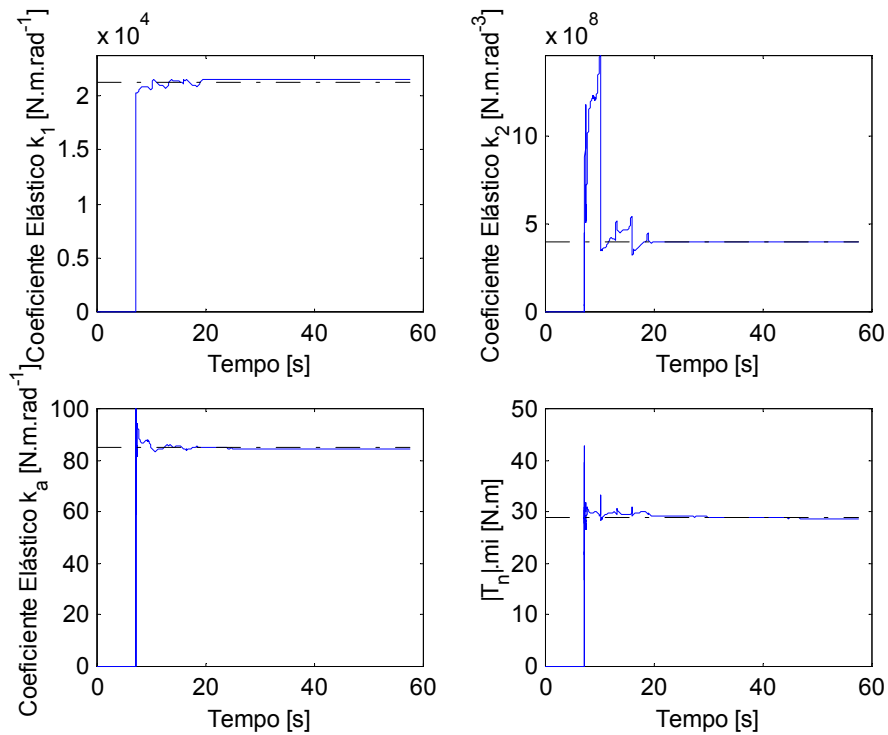


Fig. 4.45 - Parâmetros lineares – Falhas simultâneas nos sensores de posição e velocidade (k_1 e k_2 congelados e estados estimados pelo algoritmo MOESP).

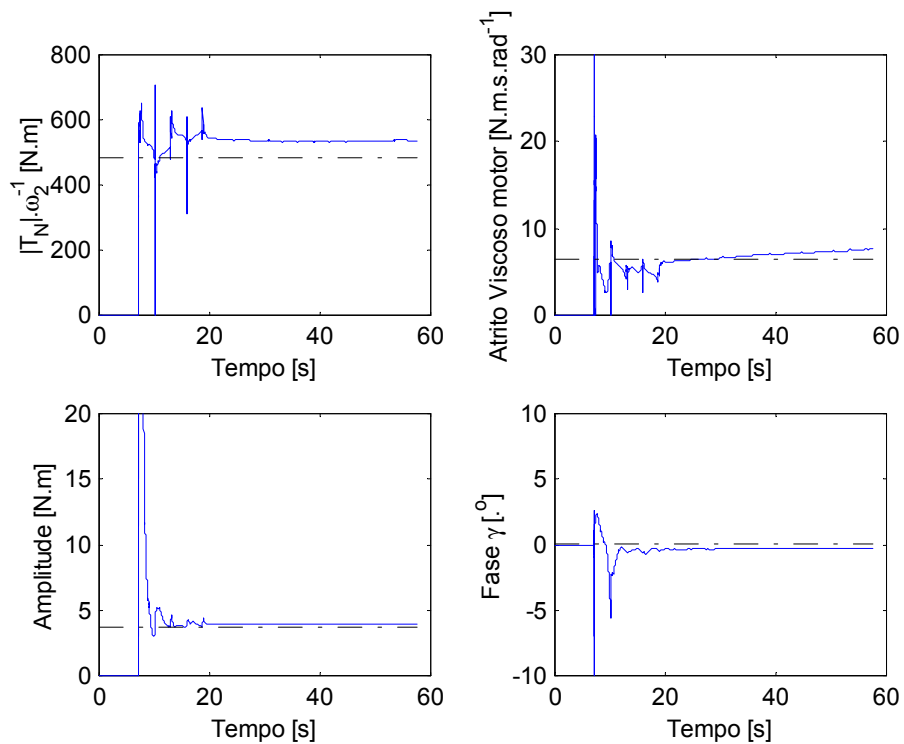


Fig. 4.46 - Coeficientes de atrito – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (k_1 e k_2 congelados e estados estimados pelo algoritmo MOESP).

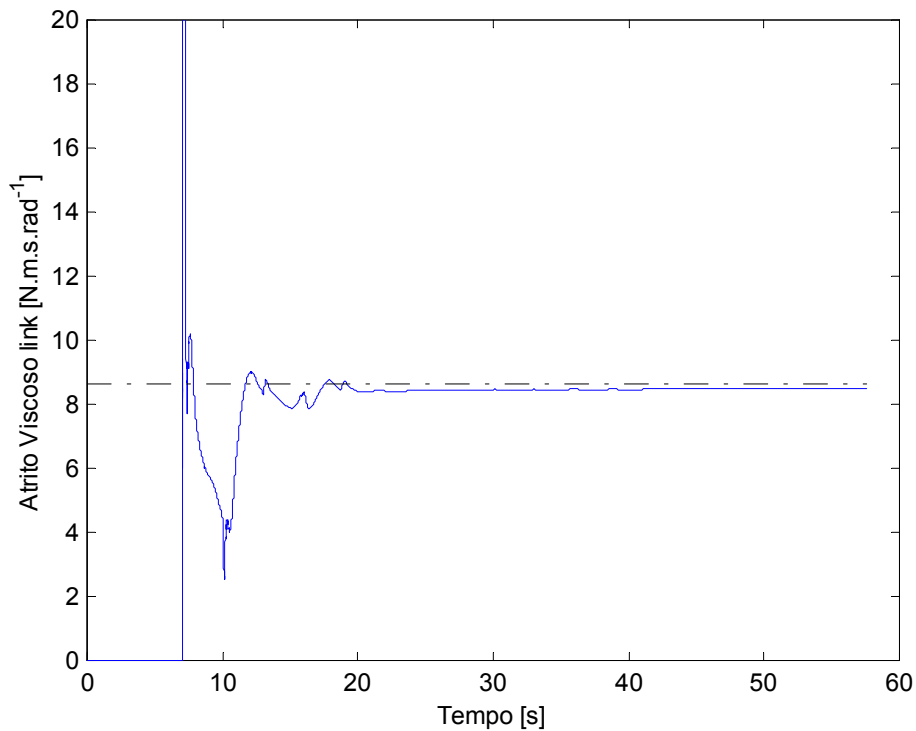


Fig. 4.47 - Atrito viscoso braço – Falha simultânea nos sensores de posição e velocidade (k_1 e k_2 congelados e estados estimados pelo algoritmo MOESP).

4.5 - RESUMO

Neste Capítulo apresentou-se os resultados da aplicação das estratégias e algoritmos desenvolvidos nos Capítulos anteriores. Um grande número de modelos dinâmicos foi utilizado e testado. A complexidade de tais modelos foi gradativamente aumentada e o efeito da inclusão de cada termo analisada. Foi também apresentado um algoritmo que permite a identificação e o isolamento de falhas a um baixo custo computacional.

Todos os algoritmos e estratégias propostas apresentaram excelentes resultados tanto do ponto de vista de precisão quanto de esforço computacional. O algoritmo duas etapas mostrou-se eficaz tanto no processo de identificação usando medidas reais do experimento IRJ quanto no caso em que se simulou um sistema variante no tempo.

A técnica de identificação e isolamento de falhas também se mostrou eficiente na detecção e isolamento das medidas sob suspeita de falha. Devido às condições críticas do processo de identificação dos coeficientes de elasticidade, pode-se considerar que os

resultados obtidos no processo de identificação utilizando a estimação de estados pelo algoritmo MOESP foram excelentes. Baseado nos resultados obtidos pode-se sugerir aplicações imediatas para tal estratégia, no projeto de um controle adaptativo por exemplo.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 - CONCLUSÕES

O processo de modelagem é extremamente importante tanto na análise quanto no controle de um sistema. Geralmente a complexidade de um modelo aumenta proporcionalmente ao nível de fidelidade em que o sistema é modelado. A busca por uma maior fidelidade na representação de um sistema físico certamente leva a modelos mais complexos. Por outro lado, modelos complexos normalmente apresentam termos não-lineares, os quais trazem severas restrições no processo de identificação.

Neste trabalho, apresentou-se uma detalhada modelagem de uma junta robótica, onde não somente foram incorporados os termos não-lineares relacionados com a flexibilidade, mas também os diferentes tipos de atrito. O processo de modelagem foi iniciado com a utilização de modelos bastante simplificados. O nível de complexidade dos modelos foi analisado com o objetivo de se ter um balanço favorável entre precisão e o impacto que a adição de um novo termo trazia no processo de identificação. Os modelos derivados foram aplicados na análise e estudo do experimento IRJ, onde os resultados mostraram que dados estimados representavam as medidas com excelente fidelidade (fato indicado pelo alto valor do indicador *vaf*).

Uma vez que um modelo matemático foi tido como satisfatório, o próximo passo foi escolher o tipo de trajetória que melhor excitaria os parâmetros físicos a serem identificados. Se o modelo da junta robótica é considerado como sendo rígido, a tarefa de se determinar uma trajetória ótima não é das mais complicadas; uma vez que existem procedimentos que determinam tais trajetórias analiticamente. Por outro lado, quando o sistema é considerado flexível (cada junta passa a ter dois graus de liberdade), tais procedimentos não se aplicam diretamente (pois é também necessário otimizar termos relacionados à posição e velocidade relativa). Face a este problema, elaborou-se uma estratégia onde por meio da análise dos valores singulares da matriz de medidas (simuladas) pode-se escolher a trajetória que melhor excite os parâmetros a serem identificados.

A tarefa de identificação foi dividida em diferentes etapas as quais visavam fornecer subsídios para as tarefas subseqüentes. Esta metódica estratégia foi adotada no sentido de se garantir que a etapa seguinte somente era iniciada quando a etapa atual foi completamente estudada e entendida.

Dessa forma, iniciou-se o processo de identificação utilizando modelos simplificados e também métodos de identificação *off line*. A identificação *off line* foi utilizada no início de cada etapa por apresentar uma melhor estabilidade que a identificação recursiva. Nesta fase do estudo, já se obteve excelentes resultados, onde os valores obtidos concordavam plenamente com os valores de referência (CAD, catálogos, etc.) disponíveis. Uma vez que a identificação *off line* apresentou resultados plenamente corretos (mostrando que os modelos adotados representavam o sistema real com boa fidelidade), era inicializada o processo de identificação recursivo; o principal objetivo desse trabalho. A identificação recursiva torna-se indispensável quando se tem por objetivo monitorar o comportamento de um sistema dinâmico e controlá-lo com alta precisão. Visando suprir esse requisito, desenvolveu-se dois mecanismos que aprimoram e permitem uma excelente versatilidade ao algoritmo RLS: o cálculo automático das condições iniciais e o ajuste do coeficiente de esquecimento. Esses dois itens permitem que o algoritmo tenha excelente desempenho a reduzido esforço computacional.

A próxima etapa foi então utilizar modelos mais complexos, os quais necessariamente incorporavam termos não-lineares no vetor de parâmetros a ser identificado. Nesse ponto, o algoritmo *duas etapas* foi desenvolvido, o qual é baseado no algoritmo RLS (modificado) e no algoritmo MCS. Vale ressaltar que na identificação dos parâmetros não-lineares, pode-se utilizar qualquer algoritmo de otimização não-linear. O MCS foi escolhido simplesmente por não requerer condições iniciais e ser um algoritmo de otimização global. O algoritmo *duas etapas* apresentou excelentes resultados não somente na identificação dos parâmetros do experimento IRJ mas também quando se simulou (este foi o único caso que se utilizou dados simulados nesse trabalho) um sistema variante no tempo. Os resultados mostraram eficiência e precisão em seguir variações tanto nos parâmetros lineares quanto não-lineares.

Finalmente, uma técnica de detecção de falhas, baseada na identificação espaço de estados, foi desenvolvida. Novamente, excelentes resultados foram obtidos tanto na detecção (e isolamento) e estimação dos estados pelo algoritmo MOESP. Mostrou-se que mesmo sob circunstâncias totalmente adversas (falha em dois sensores) o processo de identificação foi mantido, fornecendo resultados que podem ser considerados extremamente satisfatórios. Permitindo inclusive que os parâmetros possam ser utilizados num controle adaptativo, uma vez que o máximo erro (num parâmetro extremamente sensível) se manteve por volta de 10 %. As grandes vantagens da técnica apresentada são justamente baixo esforço computacional (comparada as técnicas que utilizam bancos de filtros para monitorar os sensores), precisão e principalmente a ação integrada de detecção de falha e a estimação da saída do sensor sob suspeita de falha.

Após esse breve resumo, pode se concluir que este trabalho atendeu plenamente a todos os objetivos propostos fornecendo soluções inovadoras a vários problemas típicos da modelagem e identificação de sistemas robóticos. Dentre a várias contribuições pode-se citar:

- Extensivo trabalho de modelagem matemática de uma junta robótica;
- Identificação dinâmica dos coeficientes (linear e não-linear) de elasticidade de uma junta robótica;
- Cálculo e ajuste automático do fator de esquecimento no algoritmo RLS;
- Desenvolvimento de técnica para se quantificar a excitação dos parâmetros;
- Implementação do algoritmo *duas etapas*;
- Desenvolvimento de técnica de detecção e isolamento de falhas;
- Viabilização do processo de identificação mesmo quando da ocorrência de falhas.

5.2 - RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

As principais recomendações para trabalhos futuros são:

- Estender o processo de modelagem para sistemas com mais graus de liberdade, se possível um robô completo (O *lightweight* robô do DLR por exemplo);
- Testar o algoritmo de identificação utilizando modelos com mais graus de liberdade;
- Verificar o desempenho do algoritmo *duas etapas* onde a parte não-linear seja otimizada por algoritmos provenientes da computação evolucionária (algoritmos genéticos, redes neural, lógica nebulosa, etc.);
- Mesmo no caso do experimento IRJ (com uma única articulação), é extremamente interessante introduzir todo o processo de identificação apresentado como parte de um controle adaptivo, onde os torques (e ou forças) de atrito são compensados.
- Utilizar o algoritmo de identificação na identificação de outro sistema multicorpo com aplicação espacial. A abertura de um painel solar por exemplo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adachi, S.; Yamaguchi, I.; Kida, I.; Sekiguchi, I.; Yamada, K.; Chida, Y. On-orbit system identification experiments on engineering Test Satellite – VI. **Control Engineering Practice** v.7,n. 7, p. 831 – 841, 1999.
- Armstrong, B. On finding exciting trajectories for identification experiments involving systems with non linear dynamics. **IEEE – Transactions on Robotics and Automation**. v. 8, n. 6, p. 1131 – 1139, 1987.
- Armstrong, H., B. Friction lag and stick-slip. In: IEEE – International Conference on Robotics and Automation. **Anais** 1992, v. 2, p. 1448 – 1453.
- Atkeson, C. G.; NA, C. H.; Hollerback, J. M. Estimation of inertial parameters of manipulator loads and links. **International Journal of Robotics Research**. v. 5, n. 3, p. 101 – 119, 1986.
- Bai, E. W.; Huang, Y. Variable gain parameters estimation algorithm for fast tracking and smooth steady state. **Automatica**. v. 36, n. 7, p. 1001 – 1008, 2000.
- Basseville, M. Information criteria for residual generation and fault detection and isolation. **Automatica**. v. 33, n. 5, p. 783 – 803, 1997.
- Blaskowski, M.; Szafarczyk, M.; AL – Taleb, M. A New technique for identification of servo drivers of machine tools and robots. **Journal of Materials Processing Technology**. v. 76, n. 1, p. 36 – 41, 1998.
- Caglayan, A. K. Simultaneous failure detection and estimation in linear systems. **IEEE – Transactions on Robotics and Automation**. n. 2, p. 1038 – 1041, 1980.
- Canudas de Wit, C.; Aubin , A. robot parameter identification via sequential hybrid estimation algorithm. In: IEEE International Conference on Robotic and Automation. Sacramento,1991 **Anais** IEEE Service Center, Piscataway, 1991, v. 2, p. 952 – 957.
- Canudas de Wit, C.; Carrillo, J. A modified EW-RLS algorithm for systems with

bounded disturbances. **Automatica**. v. 26 n. 3 p. 559 –609, 1990.

Elhami, M. R.; Brookfield, D. J. Sequential identification of coulomb and viscous friction in robot drivers. **Automatica**. v. 33 n. 3, p. 393 – 401, 1997.

Fortescue, T. R.; Kershenbam, L. S.; Ydstie, B. E. Implementation of self tuning regulators with variable forgetting factor. **Automatica**. v. 17 – n. 6 p. 831 – 835, 1987.

Gertler, J. J. Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants. **IEEE – Control System Magazine**. v. 8, n. 6, p. 3 – 11. Dec, 1988.

Goes, L. C. S.; Costa, A., Grandineti, F. J. e Soares, A. M. S. Nonlinear dynamic modeling and control of an underactuated flexible structure mounted micromanipulator System. In: International Symposium on Dynamics Problems of Mechanics – Diname Florianópolis, 2001, **Anais** Rio de Janeiro 2001, Sociedade Brasileira de Ciências Mecânicas (SBCM). p. 225 –230.

Gomes, S. C. P.; Chrétien, J. P. Dynamic modeling and friction compensated control of a robot manipulator joint. In: IEEE – International Conference on Robotics and Automation .Nice, 1992. **Anais** IEEE Service Center, Piscataway, 1992, p. 1429 – 1435.

Gorter, R. J. A.; **Modeling and Control of HERA Joint**. Delft 593 p. Master Thesis of Delft University of Technology, 1992.

Heimann, B.; Friction and rigid body identification of robot dynamics. In: Pan American Congress of Applied Mechanics PACAM, Rio de Janeiro 1999 **Anais** American Academy of Mechanics, Philadelphia 1999, v. 8 p.1557-1560.

Hanssen, S.; Houland, G. E.; Brogardh. Verification of physical parameters in a rigid manipulator – Wrist Model. In: IMACS Symposium on Mathematical Modeling .Viena 2000 **Anais** IMACS, New Brunswick 2000, p. 849 – 855.

Huyer, W. and Neumeier, A. global optimization by multilevel coordinate search. **Journal of Global Optimization**. v.14, n. 4, p.331 – 355, 1999.

Johansson, R.; Robotsson, A.; Nilsson, K. and Verhaegen, M. State- space identification of robot manipulator dynamics. **Mechatronics**. v. 10, n. 3 p. 403 – 418, 2000

Juang, J. N., System realization using information matrix. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 20, n. 3, p. 492 – 500, 1997.

Juang, J. –N. System realization using information matrix. **Journal of Guidance, Control and Dynamics**. v. 20, n. 3, May-June 1997.

Keller, J. Y. Fault isolation filter design for linear stochastic systems. **Automatica**. v. 35, n. 10, p. 1701 – 1706, 1999.

Leohardt, S.; Ayoulvi, M. Methods of fault diagnosis. **Control Engineering Practice**. v. 5 n. 5, p. 683 – 692, 1997.

Ljung, L. **System identification theory for the user**, New Jersey: Englewood Prentice-Hall Cliffs, 1987. 519 p..

Ljung, L.; Soderstron, T. **Theory and practice of recursive identification**. Massachusetts: MIT Press, 1983. 530 p.

Lozano, R. Dimigianopoulos, D.; Mahory, R. Identification of linear time-varying systems using a modified least squares algorithm. **Automatica**. v. 36, n. 7, p. 1009 – 1015, 2000.

Marilier, T.; Richard, J. A. Non linear mechanic and electric behavior of a robot axis with a Harmonic Drive gear. **Robotics and computer Integrated Manufacturing**. v. 5, n 2/3, p. 129 – 136, 1989.

Olsen, H. B.; Bekey, G. A. Identification of parameters in models of robots with rotary joints. In: IEEE – International Conference on Robotics and Automation, St Louis 1985 **Anais** IEEE Service Center, Piscataway, 1985 p. 1045 – 1049.

Olsson, H. **Control systems with friction**. Lund. 172 p. PhD Thesis of Lund Institute

of technology, 1996,.

Pfeiffer, F. and Hoelzl, J. Parameter identification for industrial robots. **IEEE – Transactions on Robotics and Automation**.. v.2, p. 1468 – 1476, 1995.

Schaefer, B.; Silva, A. R. Joint modeling and parameters identification for elastic space manipulators in micro-gravity long term missions. In: International Conference on Nonlinear Dynamics, Chaos Control and their Applications in Engineering Sciences, Campos do Jordão, 2000 **Anais ABCM Rio de Janeiro 2000**,p. 16.

Schaefer, B.; Silva, A. R. Space robotics experiments for increasing dynamics modeling fidelity. In: European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering , Barcelona , 2000 **Anais Eccomas Barcelona 2000** ,p. 20.

Seyfferth, W.; Magzal, A. J.; Angeles, J. Nonlinear modeling and parametric identification of harmonic drive robotic transmissions. **IEEE – Transactions on Robotics and Automation**., v. 3, p. 3027 – 3032,1995.

Shi, P.; Mcphee, J.; Heppler, G. Design and control of an experimental facility for emulating space-based robotic manipulators In: 31st International Symposium on Robotics. Montreal, 2000. **Anais IFR Montreal 2000**, p. 481 – 486..

Silva, A. R.; Schaefer, B.;. Harmonic drive modeling and physical parameters identification for robotic joints . In: International Symposium on Dynamics Problems of Mechanics – Diname Florianópolis, 2001, **Anais Rio de Janeiro 2001**, Sociedade Brasileira de Ciências Mecânicas (SBCM). p. 213 – 218.

Silva, A. R.; Schaefer, B.; Souza, L. C. G.; Fonseca, R. A. Space robotics joints non linear modeling and on-line parameters identification. In: 31st International Symposium on Robotics. Montreal, 2000. **Anais IFR Montreal 2000**, p. 461 – 467.

Silva, A. R.; Schaefer, B.; Souza, L. C. G.; Fonseca, R. A. Integrated linear and nonlinear identification for space robots dynamics. **IAF – 51st International Astronautical Congress**. Rio de Janeiro ,Oct. 2000.

Spechet, R.; Isermann. On-line identification of inertia friction and gravitational Forces

applied to an industrial robot. **IFAC Proceedings series**, v. 10 p. 219 – 224. 1988.

Swevers, J.; Ganseman C.; Tukul, D. B.; Schutter, J. Optimal robot excitation and identification. **IEEE – Transactions on Robotics and Automation**. v. 13 n. 5 p. 730 – 740, 1997

Tempo, R.; Worst Case. Optimality of smoothing algorithm for parametric system identification. **Automatica**, v. 31, n. 5, p. 759 – 763, 1995.

Tuttle, T. D. **Understanding and modeling the behavior of harmonic drive gear transmission**. , Cambridge: 314 p Master Dissertation. MIT – Massachusetts Institute of Technology. 1992.

Verhaegen, M., Varga, A.; Grubel, G. **Some experience with MOESP class of subspace model identification methods in identifying the B 105 helicopter-** Oberpfaffenhofen, **DLR**, 1994, 26 p.

Verhaegen, M.; Dewilde E, P. Subspace model identification Part 2: Analysis of elementary output-error state-space model identification algorithm. **International Journal of Control**, 1992 – v. 36, n. 5, p 1211-1241.

Verhaegen, M.; Dewilde E, P. Subspace model identification Part 3: Analysis of ordinary output-error state-space model identification algorithm. **International Journal of Control**, 1993 – v. 58, n. 5, p 555-586.

Yin, K. Minimax Methods for fault isolation in the directional residual approach. **Chemical Engineering Science**. v. 53, n. 16, p. 2921 – 2931, 1998.

Yu, D. and Shields, D. N. A bilinear fault detection observer. **Automatica**. v.. 32, n. 11, p. 1597 – 1602, 1996.

Zhou, Q. G.; Clevet, W. Recursive identification of time-varying systems via incremental estimation. **Automatica**. v. 32 n. 10, p. 1427 – 1431, 1996.

Zimmerman, D. C.; Lyde, T. L. Sensor failure detection and isolation in flexible structures using system realizations redundancy. **Journal of Guidance, Control and**

Dynamics. v. 16, n. 3, p. 490 – 497, 1993.

Zang, Y.; Feng, C. Unbiased parameter estimation of linear system with colored noise.

Automatica. v. 33 n. 5, p. 969 – 973, 1997.

6.2 - BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

Astrom, K. J.; Soderstrom, T.; Trends in system identification, **Automatica**, v.31, n. 12, Dec., p. 1689-1900, 1995.

Caccavale, F.; Chiacchio Identification of dynamic parameters and feedforward control for a conventional industrial manipulator – **Control Engineering Practice**, v.2, n.6, p. 1039-1050, 1994.

Chen, C. W.; Huang, J. K.; Phan, M.; Juang, J. N. Integrated system identification and state estimation for control of flexible space structures. – **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v.15, n.1, Jan-Feb, p. 88-95, 1992.

Cooper, J. E., On-line version of the eigensystem realization algorithm using data correlation – **Journal Of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 20, n.1, Jan-Feb, p. 137-142, 1997.

Cooper, J. E.; Wright, J. R. Spacecraft in-orbit identification using eigensystem realizations methods. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v.15, n.2, Mar-Apr, p. 352-359, 1992.

Dépincé, Ph. Parameters identification of flexible robots In: IEEE – International Conference on Robotics & Automation. Leuven 1998. **Anais IEEE Service Center**, Piscataway, 1998, p. 1116-1121.

Ho, B. L.; Kalman, R. E., Effective construction of linear state-variable models from input/output, **Proceedings of the 3rd Annual Allerton Conference on Circuit and System Theory**, 1965, p. 445-459.

Huang, J. K.; Hsiao, M. H.; Cox, D. E. Indirect identification of linear stochastic systems with known feedback dynamics. – **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v.19, n.4, Jul-Aug, p. 836- 841, 1996.

Inman, D. J. **Vibration with control, measurement, and stability**, Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1989, 350 p.

Johansson, R. **System modeling identification**, Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1993, 512 p.

Juang, J. N. System realization using information matrix. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v.20, n.3, May-Jun, p. 492-500, 1997.

Juang, J. N. Unification of several system realization algorithms. – **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 20, n.1, Jan-Feb, p. 67-73, 1997.

Juang, J. N.; Pappa R. S. An eigensystem realization algorithm for modal parameter identification and model reduction. – **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 8, n.5, Set-Oct, p. 620-627, 1985.

Juang, J. N.; Pappa R. S. Effects of noise on modal parameters identified by the eigensystem realization algorithm – **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 9, n.3, p. 294-303, 1986.

Landau, I. D. **System identification and control design**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1990, 253 p.

Ljung, L.; Guo, L. Role of model validation for assessing the size of the unmodeled dynamics **IEEE Transactions on Automatic Control**, v.42, n. 9, Sept., p. 1230-1239, 1997.

Maciejowski, J. M. **Multivariable feedback design**, Wokingham: Addison-Wesley, 1989, 424 p.

Medina, E. A.; Irwin, R. D.; Mitchell, J. R. ; Buckley, A. P. MIMO identification using frequency response data. **Proceedings of 15th Annual Rocky Mountain Guidance and Control Conference**. p. 457-473, 1992.

Mook, D. J.; Lew, J. S. A robust algorithm for system realization/identification – **The Journal of the Astronautical Sciences**. v. 38, n.2, Apr-Jun., p. 229-243, 1990.

Norris, M. A. Constrained eigensystem realization algorithm for lightly damped distributed structures. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 14, n.5, Sept-

Oct, p. 1014-1020, 1991.

Oshman, Y and Mendlboim, T. Maximum likelihood identification and realization of stochastic systems. **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v.17, n.4, Jun-Aug, p. 692-700, 1994.

Peterson, L. D. Efficient computation of the eigensystem realization algorithm. – **Journal of Guidance, Control, and Dynamics**. v. 18, n.3, May-Jun., p. 395-403, 1995.

Ramirez, W. F. **Process control and identification**. San Diego: Academic Press, 1994, 424 p.

Readlea, J. C. , Henryb, L. M. Intelligent on-line system identification using a blackbord system. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 11, n.6, Dec., p. 759-770, 1998.

Reyes, F., Kelly, R. On parameter identification of robot manipulator. In: IEEE – International Conference on Robotics and Automation. Albuquerque, 1997 **Anais**, IEEE Service Center, Piscataway 1997, v. 03, p. 1910-1915.

Söderström, T. **System identification**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1989, 612p.

Unbehauen, H.; Rao, G. P. **Identification of continuous systems**. Amsterdam: North-Holland, 1987, 378 p.

Wang, Shih-Ho; Lee, T.F.; Zachery, R. System identification via singular value decomposition. **Electronics Letters**, v. 32, n. 1, Jan., p. 76-78, 1996.

APÊNDICE A

CALIBRAÇÃO DOS ACELERÔMETROS

A.1 - INTRODUÇÃO

Na calibração dos acelerômetros, pode-se utilizar diferentes procedimentos para eliminar a influência estática (*offset*) nas medidas: procedimentos estáticos, remoção da média (*detrending*), diferenciação e filtragem. O procedimento estático consiste em usar posições específicas para se determinar o ponto zero e o *offset* do sensor. O procedimento de se eliminar a média (*detrending*) consiste em subtrair o valor médio das medidas. Isto pode ser interpretado da seguinte maneira: Se um processo limitado oscila em torno de um valor médio, este é o ponto de equilíbrio. Quando esse valor é subtraído, o ponto de equilíbrio (teoricamente) é transladado para zero. O processo de diferenciação pode ser visto como um tipo especial de filtragem. Após a diferenciação, os dados precisam ser integrados utilizando-se condições iniciais zero. Finalmente, um filtro passa-alta que possui ganho próximo de zero pode também ser utilizado para se remover os efeitos estáticos nas medidas. A seguir, apresenta-se o procedimento de calibração estática, o qual foi utilizado no processo de calibração dos acelerômetros.

A.2 - CALIBRAÇÃO ESTÁTICA

Neste procedimento, as medidas foram coletadas em cinco diferentes posições (Figura A.1) estáticas, as quais foram usadas para se eliminar o *offset* das medidas.

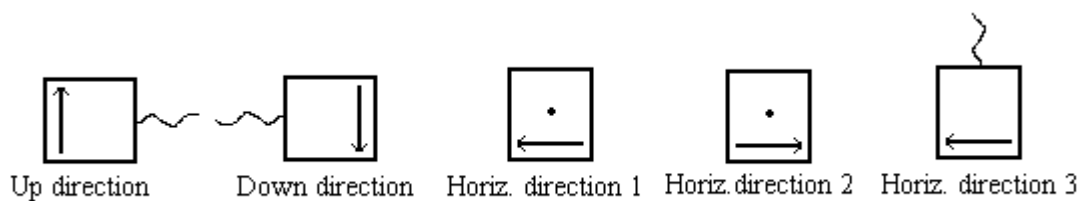


Fig. A1 - Posições estáticas para calibração dos acelerômetros.

As saídas dos acelerômetros nas posições mostradas na Figura A1 são mostradas nas Figuras. A.2 - A.4 . O efeito estático presente nas medidas fornecidas pelos

acelerômetros pode ser determinado utilizando-se as medidas mostradas em A.2 – A.4 e a seguinte relação

$$offset_c = \left[\frac{|mean_up| + |mean_down|}{2} \right] - |mean_down| \quad (A.1)$$

onde $offset_c$ significa o $offset$ calculado.

Utilizando-se A.1, determinou-se o $offset$ dos acelerômetros 1 e 2 respectivamente por

$$offset_{c1} = 0.372 \text{ V}$$

$$offset_{c2} = -0.396 \text{ V}$$

Uma outra forma de se calcular o $offset$ é utilizar as medidas obtidas com o acelerômetro na posição horizontal.

$$offset_{m1} = 0.390 \text{ V}$$

$$offset_{m2} = -0.406 \text{ V}$$

utilizando esses valores, pode-se finalmente obter o fator de calibração para os acelerômetros 1 e 2, respectivamente

$$1 g_1 = 2.401 \text{ V}$$

$$1 g_2 = 2.537 \text{ V}$$

onde g é a constante gravitacional.

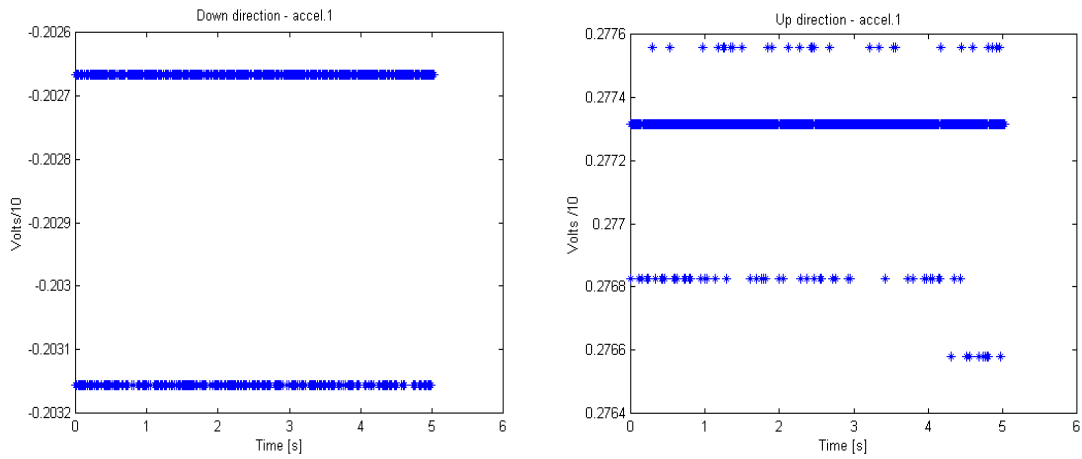


Fig. A2 - Saída do acelerômetro 1 nas posições face para cima e face para baixo

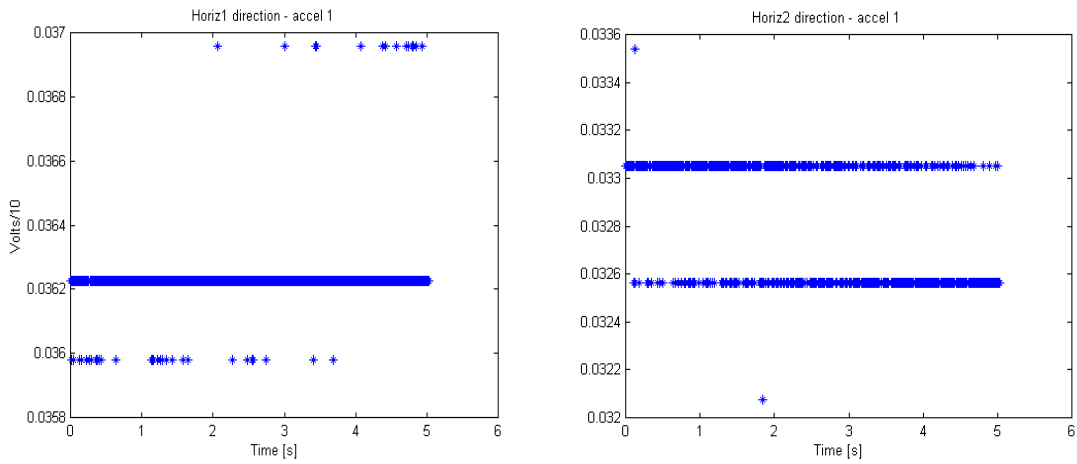


Fig. A3 - Saída do acelerômetro 1 nas posições horizontal 1 e horizontal 2.

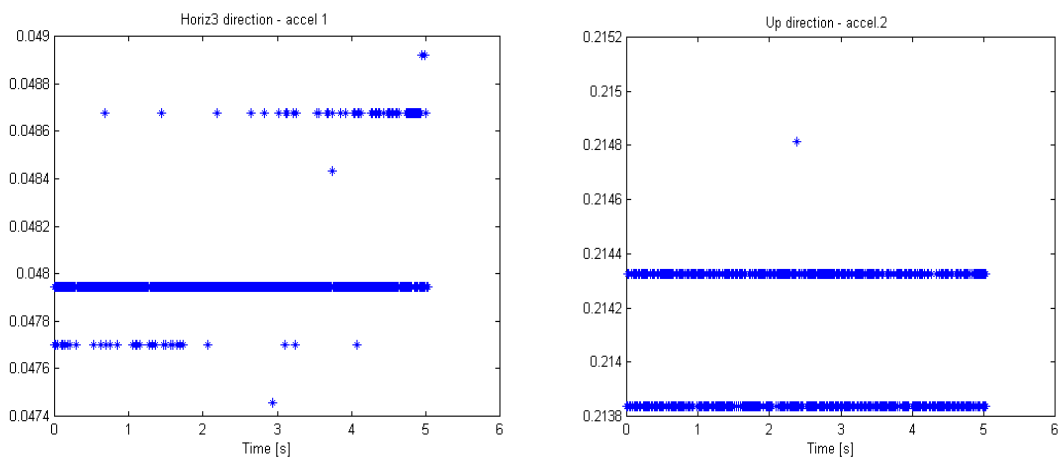


Fig. A4 - Saída do acelerômetro 1 na posição horizontal 3 e acelerômetro 2 face para cima.

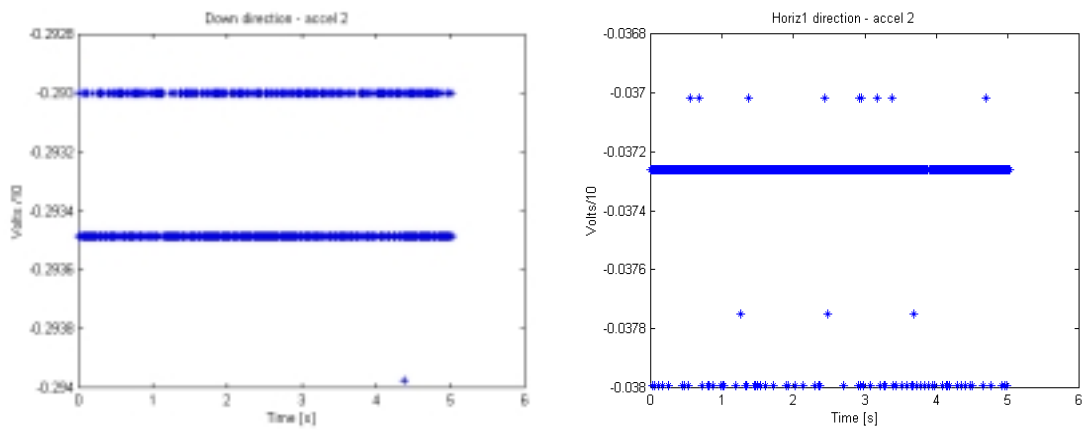


Fig. A5 - Saída do acelerômetro 2 face para baixo e direção horizontal 1

APÊNDICE B

B.1 – PRECISÃO E RESOLUÇÃO DOS SENSORES

A precisão dos sensores utilizados no experimento IRJ são:

TAB. B1 - RESOLUÇÃO E PRECISÃO DOS SENSORES

Sensor	Precisão
Acelerômetro	0.00098 g ($9.6e-3$ m/s ²)
Sensor de Torque	50 mNm
Encoder	0.0036 ⁰
Hall Sensor	0.001 ⁰
Corrente	15 bits

B 2 – DETALHES ADICIONAIS DO EXPERIMENTO IRJ

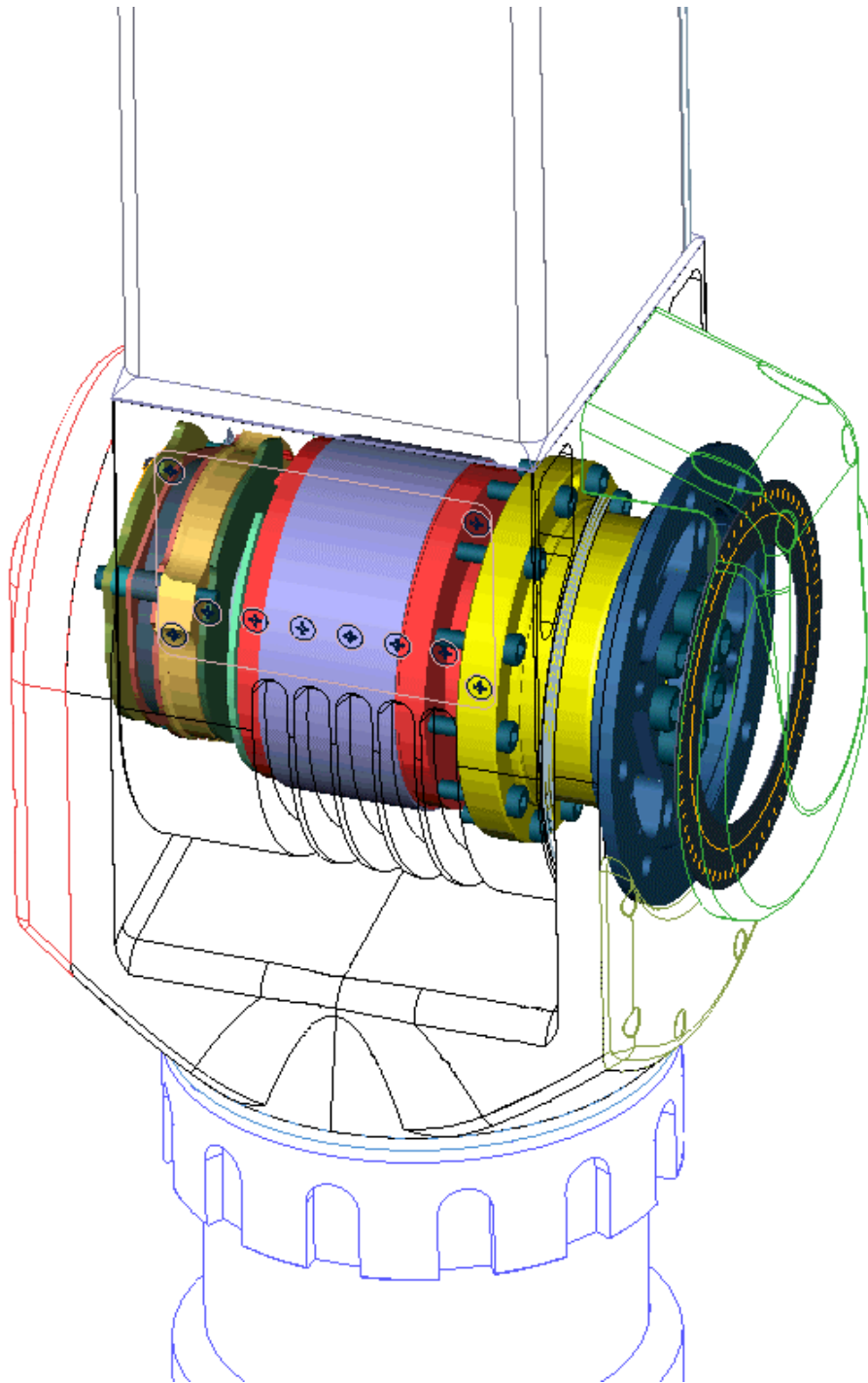


Fig. B.1 - Detalhes internos do experimento IRJ

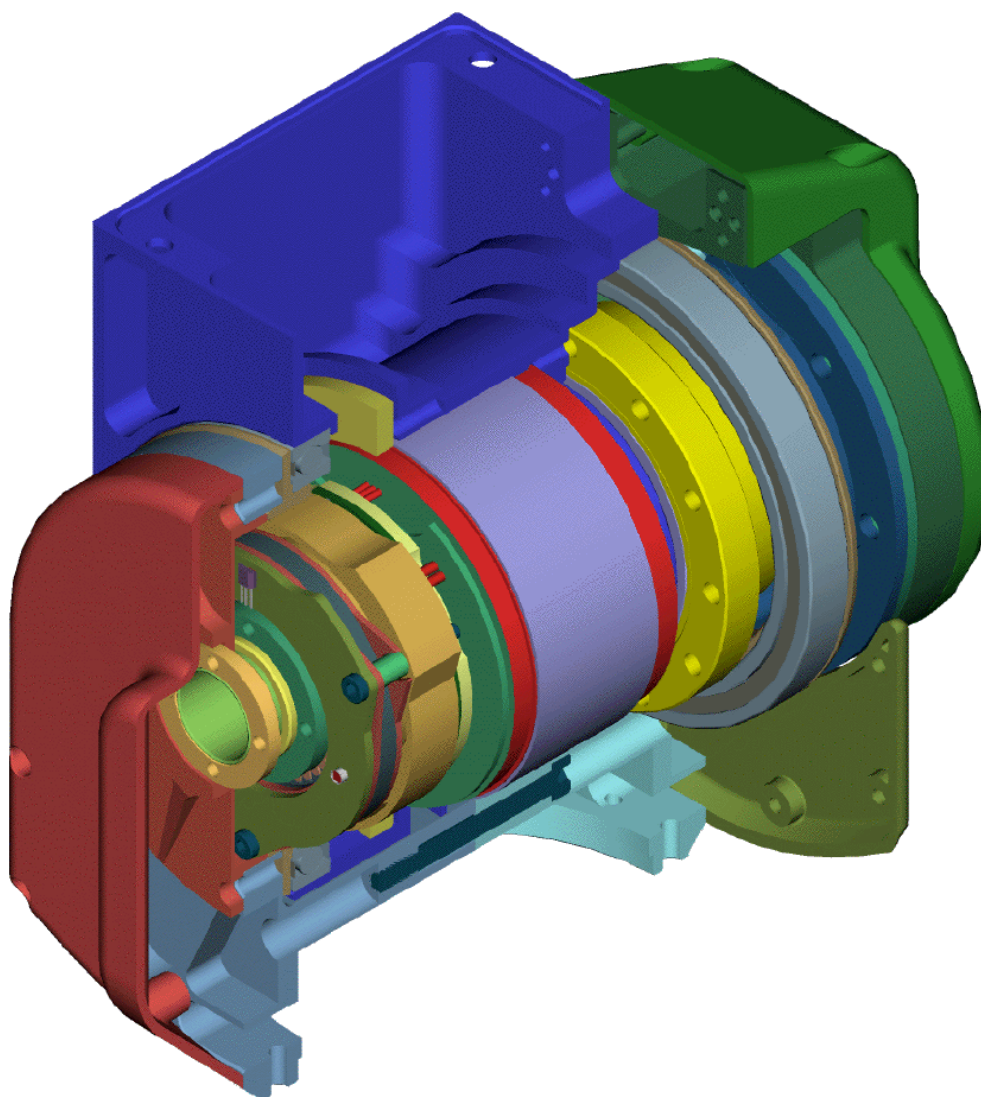


Fig. B2 - Vista Interna do experimento IRJ

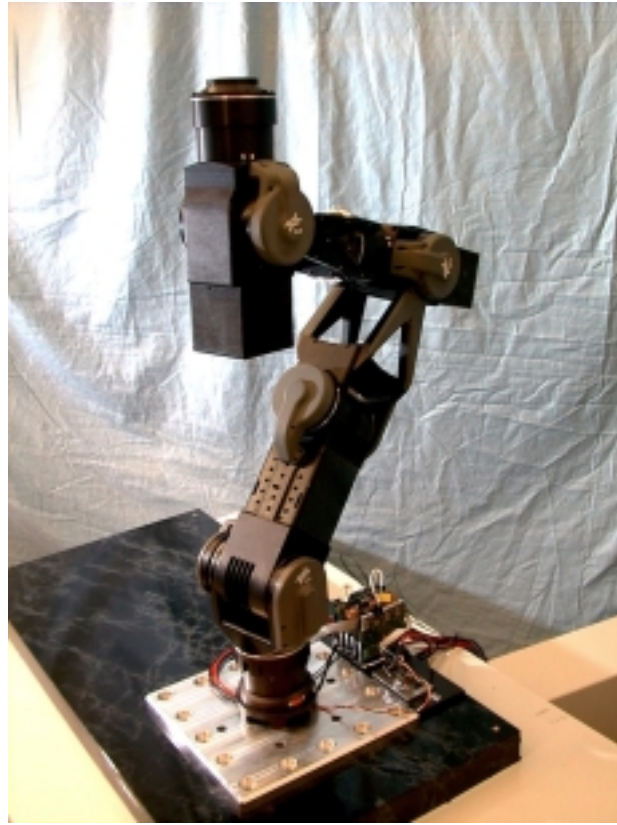


Fig. B 3 - Robô Completo

APÊNDICE C

C.1 – ALGORITMOS

Os algoritmos desenvolvidos nessa tese foram implementados utilizando o software MATLAB[®] e o pacote SIMULINK[®]. A seguir apresenta-se alguns diagramas de blocos e esquemas ilustrando o funcionamento do software.

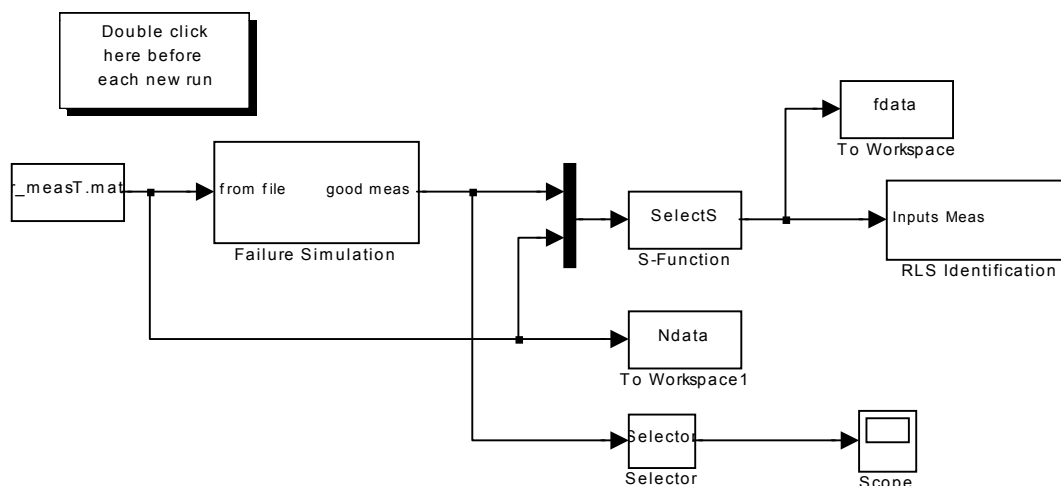


Fig. C1 - Diagrama de blocos Simulink

Este programa tem a seguinte estrutura:

- Os dados são lidos de um arquivo, em seguida passam por um bloco onde é feito a estimação de estados e também a detecção de falhas (a interface de desse bloco é mostrada na Figura C2);
- Em seguida os dados passam por uma função seletora a qual irá ordena-los na forma adequada para inicializar o processo de identificação;
- Após adequadamente ordenados, os dados entram no bloco de identificação. Nesse bloco todo o processo descrito no Capítulo 3 é realizado. Vale ressaltar que todos os blocos mostrados na Figura C1 são blocos principais, ou seja, todos possuem vários subníveis. Além disso, optou-se por utilizar blocos do tipo MATLAB function ou S function pois a maior parte do

software foi escrito como funções desse tipo. Essa estratégia permite uma maior flexibilidade na variação do número de parâmetros a serem identificados.

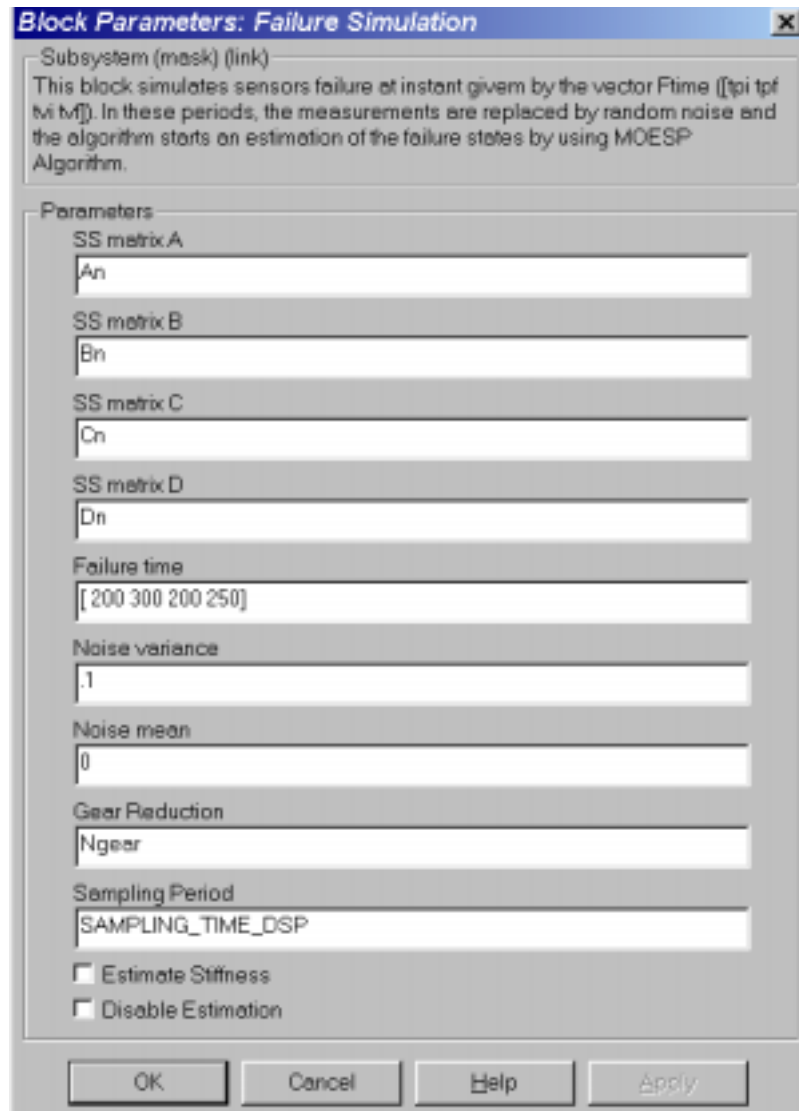


Fig. C2 - Interface do bloco de detecção de falhas.

A Figura C2 mostra a interface do bloco de estimação de estados e detecção de falhas. Nota-se que o todo processo é facilmente configurável para diferentes testes. É possível alterar a razão de redução e até mesmo estimar ou não os coeficientes de elasticidade.

Somente como ilustração, as Figuras.C3 – C5 mostram alguns subníveis do diagrama de estimação de estado e detecção de falhas.

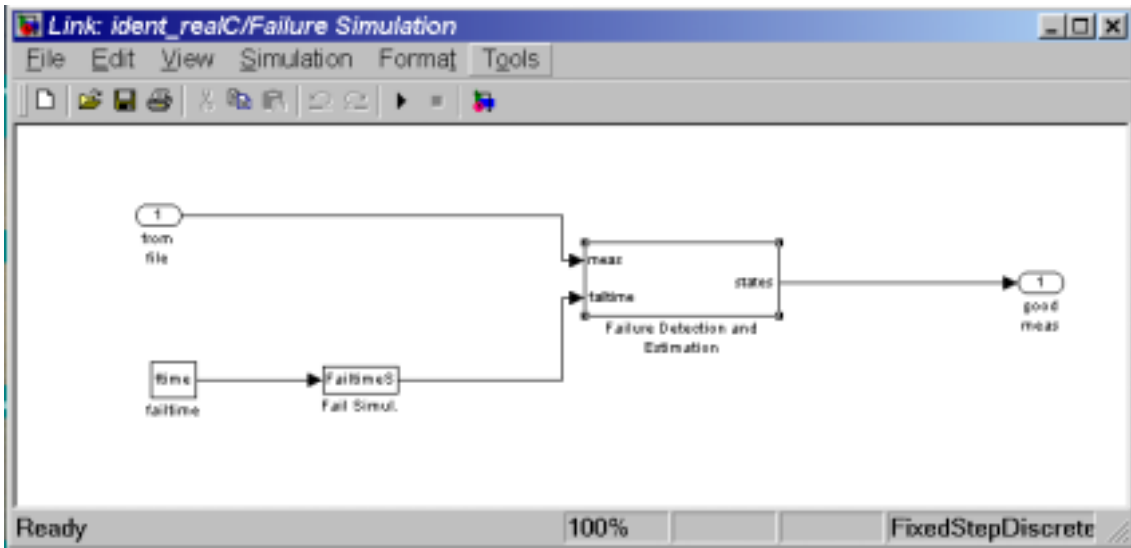


Fig. C3 - Subnível 1 do bloco detecção e Estimação de estado.

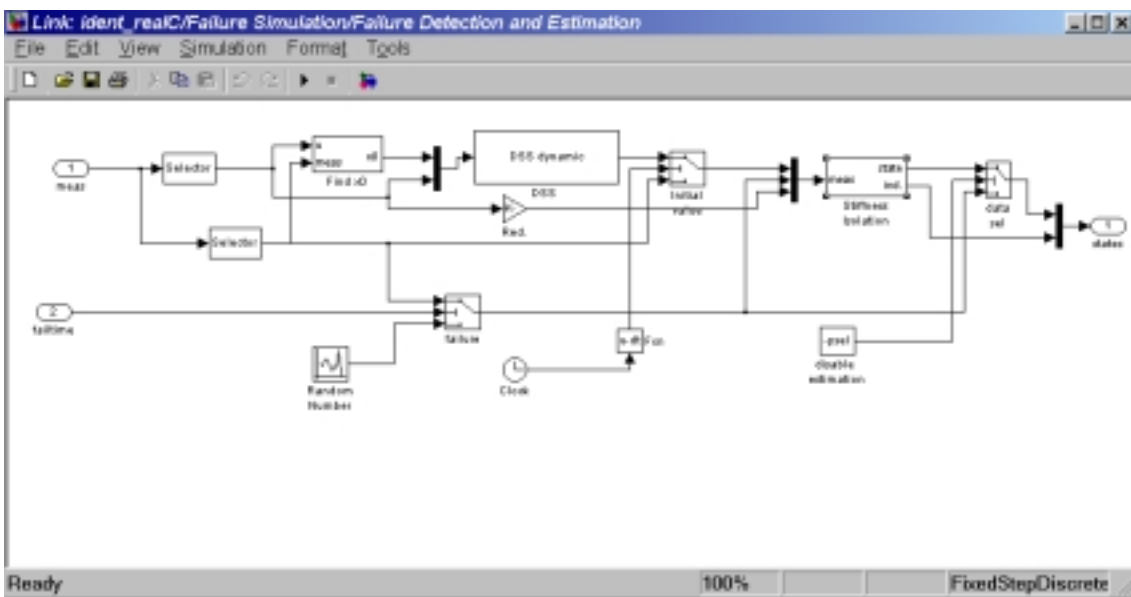


Fig. C4 - Subnível 2 do bloco detecção e Estimação de estado.

APÊNDICE D

D1 – ALGORITMO DOS MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVOS – DERIVAÇÃO II

Tendo como ponto de partida o modelo descrito por

$$y(k) = \phi^T(k-1)\hat{\Theta} + \xi(k) \quad (D1)$$

e uma seqüência de dados, representados em $y(k)$ e $\phi(k-1)$, $k = 1, \dots$, para qual não é necessário considerar limite de tamanho. Deseja-se estimar $\hat{\Theta}$ de forma recursiva. Para isso, a obtenção do estimador de mínimos quadrados recursivos (RLS) é derivado da seguinte forma.

$$\hat{\Theta} = \left[\sum_{i=1}^k \phi(i-1)\phi^T(i-1) \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^k \phi(i-1)y(i) \right] \quad (D2)$$

Utilizando a notação

$$\begin{aligned} P_k &= \left[\sum_{i=1}^k \phi(i-1)\phi^T(i-1) \right]^{-1} \\ P_k^{-1} &= \left[\sum_{i=1}^k \phi(i-1)\phi^T(i-1) \right] + \phi(k-1)\phi^T(k-1) \\ &= P_{k-1}^{-1} + \phi(k-1)\phi^T(k-1) \end{aligned} \quad (D3)$$

A idéia básica do desenvolvimento acima é expressar grandezas num determinado instante k em função de valores em instantes passados. Esse é o princípio dos algoritmos recursivos e é uma das razões que a representação D3 é útil nesse contexto. A equação D2 pode ser reescrita como

$$\hat{\Theta}_k = P_k \left[\sum_{i=1}^{k-1} \phi(i-1)y(i) + \phi(k-1)y(k) \right] \quad (D4)$$

Escrevendo a Equação (D2) para o instante $k-1$ obtém-se

$$\left[\sum_{i=1}^{k-1} \phi(i-1)\phi^T(i-1) \right] \Theta_{k-1} = \left[\sum_{i=1}^{k-1} \phi(i-1)y(i) \right] \quad (D5)$$

observando que o lado esquerdo da equação pode ser representado na forma compacta como sendo $P_{k-1}^{-1} \hat{\Theta}_{k-1}$. Substituindo-se esse resultado na Equação (D4), obtém-se

$$\begin{aligned} \hat{\Theta}_k &= P_k \left[P_{k-1}^{-1} \hat{\Theta}_{k-1} + \phi(k-1)y(k) \right] \\ &= P_k \left[\left(P_{k-1}^{-1} - \phi(k-1)\phi^T(k-1) \right) \hat{\Theta}_{k-1} + \phi(k-1)y(k) \right] \\ &= \hat{\Theta}_{k-1} - P_k \phi(k-1) \left[y(k) - \phi^T(k-1) \hat{\Theta}_{k-1} \right] \\ &= \hat{\Theta}_{k-1} + L_k e(k) \end{aligned} \quad (D6)$$

onde $L_k = P_k \phi(k-1)$ é a matriz ganho e $e(k) = y(k) - \phi^T(k-1) \hat{\Theta}_{k-1}$ é chamado de inovação no instante k .

A última equação mostra que para se utilizar o algoritmo recursivo é necessário calcular P_k . O uso direto da Equação (D3) para esse fim é inadequado uma vez que tal equação requer a inversão de uma matriz a cada iteração do algoritmo. Aplicando-se o lema de inversão de matrizes, tem-se

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} \phi(k-1) \left(\phi^T(k-1) P_{k-1} \phi(k-1) + 1 \right)^{-1} \phi^T(k-1) P_{k-1} \quad (D7)$$

Utilizando a Equação (D7) nota-se que o termo a ser invertido é apenas um escalar (para modelos com apenas uma saída). Finalmente utilizando a Equação (D7), a matriz ganho L_k é determinada como

$$\begin{aligned}
L_k &= P_{k-1}\phi(k-1) - \frac{P_{k-1}\phi(k-1)\phi^T(k-1)P_{k-1}\phi(k-1)}{\phi^T(k-1)P_{k-1}\phi(k-1) + 1} \\
&= \frac{P_{k-1}\phi(k-1)}{\phi^T(k-1)P_{k-1}\phi(k-1) + 1}
\end{aligned} \tag{D8}$$

Colocando-se as Equações D6 – D8 numa ordem apropriada para o calculo e fazendo $\phi_k = \phi(k-1)$, obtém-se

$$\begin{aligned}
L_k &= \frac{P_{k-1}\phi_k}{\phi_k^T P_{k-1}\phi_k + 1} \\
\hat{\Theta}_k &= \hat{\Theta}_{k-1} + L_k [y(k) - \phi_k^T \hat{\Theta}_{k-1}] \\
P_k &= P_{k-1} - L_k \phi_k^T P_{k-1}
\end{aligned} \tag{D9}$$

que é o estimador recursivo de mínimos quadrados.

D2 – ALGORITMOS DE MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVOS COM FATOR DE ESQUECIMENTO

A seguir apresenta-se a derivação de um algoritmo recursivo que pondera de maneira diferenciada os valores observados. Tem-se como ponto de partida

$$\hat{\Theta}_k = \left[\sum_{i=1}^k w_i(k)\phi(i-1)\phi^T(i-1) \right]^{-1} \sum_{i=1}^k w_i(k)\phi(i-1)y(i) \tag{D10}$$

Uma mudança em relação ao algoritmo derivado na seção anterior é a seqüência de pesos w . Normalmente a seqüência de pesos deve satisfazer as seguintes restrições

$$\begin{aligned}
w_k(k) &= 1 \\
w_i(k) &= \lambda w_i(k-1)
\end{aligned} \tag{D11}$$

ou seja o maior peso corresponde ao último valor recebido e é igual a 1. Quando um novo dado é recebido, todos os pesos são multiplicados por um fator ν , que na prática recebe valores na faixa $0.95 \leq \lambda \leq 0.99$. É importante notar que λ pode ser variado a

cada iteração nesse caso o indicariamos por λ_k . Uma outra maneira de interpretar o fator λ é como sendo a razão a razão entre pesos consecutivos para uma mesma massa de dados, ou seja, $\lambda = w_{i-1}(k) / w_i(k)$. Por esta razão, λ é conhecido como fator de esquecimento.

A partir da primeira parcela da Equação (D10), pode-se escrever

$$\begin{aligned}
 P_k^{-1} &= \sum_{i=1}^{k-1} w_i(k) \phi(i-1) \phi^T(i-1) + w_k(k) \phi(k-1) \phi^T(k-1) \\
 &= \sum_{i=1}^{k-1} \lambda w_i(k-1) \phi(i-1) \phi^T(i-1) + \phi(k-1) \phi^T(k-1) \\
 &= \lambda P_{k-1}^{-1} + \phi(k-1) \phi^T(k-1)
 \end{aligned} \tag{D12}$$

sendo as propriedades da Equação (D11) foram utilizadas na derivação. A segunda parcela de D10 resulta em

$$\begin{aligned}
 F_k &= \sum_{i=1}^{k-1} w_i(k) \phi(i-1) y(i) + w_k(k) \phi(k-1) y(k) \\
 &= \lambda F_{k-1} + \phi(k-1) y(k)
 \end{aligned} \tag{D13}$$

Rescrevendo D11 e substituindo D12 e D13, obtém-se

$$\begin{aligned}
 \hat{\Theta}_k &= P_k F_k \\
 &= P_k [\lambda F_{k-1} + \phi(k-1) y(k)] \\
 &= P_k [\lambda P_{k-1}^{-1} \hat{\Theta}_{k-1} + \phi(k-1) y(k)] \\
 &= P_k \left\{ \lambda \left[\frac{P_k^{-1} - \phi(k-1) \phi^T(k-1)}{\lambda} \right] \hat{\Theta}_{k-1} + \phi(k-1) y(k) \right\} \\
 &= \hat{\Theta}_{k-1} + P_k \phi(k-1) [y(k) - \phi^T(k-1) \hat{\Theta}_{k-1}]
 \end{aligned} \tag{D14}$$

Na Equação (D14) o ganho de adaptação do vetor estimado (muitas vezes referido como sendo o *ganho de Kalman*) é $L_k = P_k \phi(k-1)$. Novamente aplicando-se o lema de inversão de matrizes à Equação (D12), obtém-se

$$\begin{aligned}
P_k &= \frac{P_{k-1}}{\lambda} - \frac{P_{k-1}}{\lambda} \phi(k-1) \left[\phi^T(k-1) P_{k-1} \phi(k-1) \right]^{-1} \frac{\lambda \phi^T(k-1) P_{k-1}}{\lambda} \\
&= \frac{1}{\lambda} \left(P_{k-1} - \frac{P_{k-1} \phi(k-1) \phi^T(k-1) P_{k-1}}{\phi^T(k-1) P_{k-1} \phi(k-1) + \lambda} \right)
\end{aligned} \tag{D15}$$

Finalmente,

$$\begin{aligned}
L_k &= P_k \phi(k-1) \\
&= \frac{1}{\lambda} \left(P_{k-1} \phi(k-1) - \frac{P_{k-1} \phi(k-1) \phi^T(k-1) P_{k-1} \phi(k-1)}{\phi^T(k-1) P_{k-1} \phi(k-1) + \lambda} \right) \\
&= \frac{P_{k-1} \phi(k-1)}{\phi^T(k-1) P_{k-1} \phi(k-1) + \lambda}
\end{aligned} \tag{D16}$$

Assim, o estimador recursivo de mínimos quadrados com fator de esquecimento λ é

$$\begin{aligned}
L_k &= \frac{P_{k-1} \phi_k}{\phi_k^T P_{k-1} \phi_k + \lambda} \\
\hat{\Theta}_k &= \hat{\Theta}_{k-1} + P_k \phi_k \left[y(k) - \phi_k^T \hat{\Theta}_{k-1} \right] \\
P_k &= \frac{1}{\lambda} \left(P_{k-1} - \frac{P_{k-1} \phi_k \phi_k^T P_{k-1}}{\phi_k^T P_{k-1} \phi_k + \lambda} \right)
\end{aligned} \tag{D17}$$

onde $\phi_k = \phi(k-1)$