



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM

ENGENHARIA MECÂNICA

***DIAGNÓSTICO DE FALHAS VIA
OBSERVADORES DE ESTADO COM
EXCITAÇÕES DESCONHECIDAS,
IDENTIFICADAS VIA FUNÇÕES ORTOGONAIS.***

Tobias Souza Moraes

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de **Mestre em Engenharia Mecânica**

Orientador: PROF. DR. GILBERTO PECHOTO DE MELO

Ilha Solteira, 03 de Agosto de 2006.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: DIAGNÓSTICO DE FALHAS VIA OBSERVADORES DE ESTADO COM EXCITAÇÕES DESCONHECIDAS, IDENTIFICADAS VIA FUNÇÕES ORTOGONAIS

AUTOR: TOBIAS SOUZA MORAIS

ORIENTADOR: Prof. Dr. GILBERTO PECHOTO DE MELO

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de MESTRE em ENGENHARIA MECÂNICA pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. GILBERTO PECHOTO DE MELO

Departamento de Engenharia Mecânica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. AMARILDO TABONE PASCHOALINI

Departamento de Engenharia Mecânica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. VALDER STEFFEN JÚNIOR

Departamento de Engenharia Mecânica / Universidade Federal de Uberlândia

Data da realização: 03 de agosto de 2006.

Presidente da Comissão Examinadora
Prof. Dr. GILBERTO PECHOTO DE MELO

OFERECIMENTOS

*Dedico aos meus pais José Cássio e Rosemeire por todo investimento realizado,
principalmente o Amor.*

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Gilberto Pechoto de Melo, por todos ensinamentos, pela dedicação, orientação, conselhos como professor e orientador desde os tempos de iniciação científica, pelo amigo e pai que se mostrou durante todo esse tempo de convívio e que tanto contribuiu para a minha formação pessoal e profissional.

Aos meus pais, Cássio e Rosemeire, que sempre me apoiaram nas realizações dos meus sonhos. Aos meus irmãos Vinícius, Douglas e Cássio por todos os momentos de convívio, carinho e apoio dedicado. Aos meus avós, José Gomes (em memória) e Arací, José Pereira (em memória) e Esmerinda por todos os ensinamentos e exemplo de vida.

Aos meus amigos, professores e a todas as pessoas que sempre estiveram ao meu lado durante esta caminhada.

À Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de São Paulo, FAPESP, processo número 04/04469-4, pelo apoio e credibilidade concedida.

SUMÁRIO

<u>CAPÍTULO 1</u>	<u>17</u>
INTRODUÇÃO.....	17
<u>CAPÍTULO 2</u>	<u>21</u>
ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	21
2.1. CONTRIBUIÇÃO EFETIVA DESTE TRABALHO	22
<u>CAPÍTULO 3</u>	<u>23</u>
FUNDAMENTOS DO MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO DE FORÇAS UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS.	23
3.1. FUNÇÕES ORTOGONAIS.....	24
3.1.1. Séries de Fourier.....	25
3.1.2. Polinômios de Legendre.....	29
3.1.3. Polinômios de Chebyshev	31
3.2. IDENTIFICAÇÃO DE FORÇAS EM SISTEMAS MECÂNICOS POR MEIO DE FUNÇÕES ORTOGONAIS	34
3.2.1. Sistema Forçado - Formulação Usando o Deslocamento.....	35
3.2.2. Sistema Forçado - Formulação Usando a Velocidade	37
3.2.3. Sistema Forçado - Formulação Usando a Aceleração.....	39
<u>CAPÍTULO 4</u>	<u>41</u>
IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS JUNTAMENTE COM AS FORÇAS UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS.	41
4.1. METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	42
<u>CAPÍTULO 5</u>	<u>43</u>
OBSERVADORES DE ESTADO.....	47
5.1. SISTEMAS DE CONTROLE	47
5.1.1. Controlabilidade e Observabilidade	48

5.1.2. Representação em Espaço de Estado	50
5.2. METODOLOGIA DOS OBSERVADORES DE ESTADO	51
5.2.1. Conceito de Observador de Estado	52
5.2.2. Observadores Triviais	52
5.2.3. Observadores do tipo Identidade.....	53
5.2.4. Observadores de Estado Global e Robusto	54

CAPÍTULO 6 56

OBSERVADORES DE ESTADO TIPO FILTRO DE KALMAN.....	56
6.1. ESTRUTURA GERAL DO OBSERVADOR DE ESTADO: FILTRO DE KALMAN .	57
6.1.1. Equação de Riccati Algébrica do Filtro (Fare).....	58
6.1.2. Propriedades do Filtro de Kalman.....	59
6.1.3. Intensidades dos Ruídos	59

CAPÍTULO 7 61

OBSERVADORES DE ESTADO PROPORCIONAL-INTEGRAL COM GANHO DETERMINADO POR FARE	61
7.1. METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO UTILIZANDO OBSERVADOR PROPORCIONAL - INTEGRAL.....	61
7.1.1. Modelagem do Observador com Entradas Desconhecidas	63
7.1.2. Observador Proporcional-Integral.....	64
7.1.3. Projeto utilizando Observador PI para estimação da entrada e diagnóstico de falha estrutural	65

CAPÍTULO 8 68

SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL	68
8.1. EXEMPLO 1: IDENTIFICAÇÃO DE FORÇA UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS E DIAGNÓSTICO DE FALHA UTILIZANDO OBSERVADORES DE ESTADO DO TIPO FILTRO DE KALMAN	70
8.1.1. Método de Fourier	72
8.1.2. Método de Legendre.....	76
8.1.3. Método de Chebyshev	80

8.2. EXEMPLO 2. IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS JUNTAMENTE COM AS FORÇAS UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS.....	85
8.3. EXEMPLO 3. DETERMINAÇÃO DE UMA ENTRADA DESCONHECIDA UTILIZANDO OBSERVADOR DE ESTADO PROPORCIONAL-INTEGRAL EM UM BRAÇO ROBÓTICO.	88
8.4. EXEMPLO 4. DIAGNÓSTICO DE FALHA EM UMA ESTRUTURA TRELIÇADA COM ENTRADA ESTIMADA ATRAVÉS DO OBSERVADOR PI.	91
<u>CAPÍTULO 9</u>	<u>95</u>
RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....	95
9.1. MONTAGEM DA BANCADA DE TESTES.....	95
9.1.1. Materiais:.....	96
9.1.2. Equipamentos:.....	96
9.2. MODELO MATEMÁTICO DO SISTEMA COM MESAS VIBRATÓRIAS	97
9.3. DETERMINAÇÃO EXPERIMENTAL DOS PARÂMETROS.....	97
9.3.1. Determinação dos Parâmetros Físicos: Mesa Inferior.....	98
9.3.2. Determinação dos Parâmetros Físicos: Mesa Intermediária	99
9.3.3. Determinação dos Parâmetros Físicos: Mesa Superior	101
9.4. DETERMINAÇÃO DA FORÇA DE EXCITAÇÃO	102
9.5. DIAGNÓSTICO DE FALHA	100
9.5.1. Método de Fourier.....	105
9.5.2. Método de Legendre.....	107
9.5.3. Método de Chebyshev	108
<u>CAPÍTULO 10</u>	<u>111</u>
CONSIDERAÇÕES FINAIS	111
<u>CAPÍTULO 11</u>	<u>113</u>
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	113

LISTA DE SÍMBOLOS

Devido ao fato de alguns símbolos representarem um mesmo tipo de variável, a lista dos mesmos foi separada em duas partes: uma relacionada com as funções ortogonais, encontrada nos capítulos 3 e 4 e outra relacionada com a metodologia dos observadores de estado, encontrada nos capítulos 5, 6 e 7.

Capítulos 3 e 4

$\varphi_k(t)$, Funções ortogonais reais

$[a, b] \subset \Re$ Intervalo fechado pertencente aos números reais que delimita o intervalo de integração das funções reais

$\phi_k(t)$ Funções ortonormais reais

δ_{mn} Delta de Kronecker, sendo aqui definido como o resultado da integral do produto de duas funções m e n com relação ao tempo num intervalo fechado

$w(t)$ Função densidade ou função peso

$f(t)$ Função limitada contínua em intervalo fechado

c_n Coeficientes generalizados de Fourier

$[P]$ Matriz operacional de integração

r Número de termos de expansão

a_n e b_n Coeficientes de Fourier

$p_n(z)$ Polinômios de Legendre

$L_n(t)$ Polinômios transformados de Legendre

$P_i(z)$ Polinômios de Chebyshev

$T_i(t)$	Polinômios transformados de Chebyshev
$[M]$	Matriz de massa
$[C]$	Matriz de amortecimento
$[K]$	Matriz de rigidez
$\{x(t)\}$	Vetor de deslocamento
$\{\dot{x}(t)\}$	Derivada primeira do vetor deslocamento
$\{\ddot{x}(t)\}$	Derivada segunda do vetor deslocamento
$\{f(t)\}$	Vetor das forças de excitação
$[X]$	Matriz dos coeficientes da expansão de $\{x(t)\}$
$[V]$	Matriz dos coeficientes da expansão de $\{\dot{x}(t)\}$
$[A]$	Matriz dos coeficientes da expansão de $\{\ddot{x}(t)\}$
$[F]$	Matriz dos coeficientes da expansão de $\{f(t)\}$

Capítulos 5, 6 e 7

$\{x(t)\}$	Vetor de estado
$\{u(t)\}$	Vetor dos sinais de entrada
$\{y(t)\}$	Resposta medida do sistema
$[\Phi]$	Matriz de transição de estado do sistema
$[A]$	Matriz dinâmica do sistema
$[B]$	Matriz de entradas do sistema
$[D]$	Matriz de transmissão direta
n	Ordem do sistema

m	Número de entradas conhecidas do sistema
k	Número de saídas de $\{y(t)\}$
$[C_{me}]$	Matriz de medidas
O	Matriz de Observabilidade
$\{\hat{x}(t)\}$	Estado gerado pelo Observador
$[L]$	Matriz de ganho do Observador
$\{e(t)\}$	Erro na estimação do estado
$\{E(t)\}$	Erro de estimação na saída
$\{\varepsilon(t)\}$	Representa um distúrbio no sistema
$\{\eta(t)\}$	Representa o ruído no sensor
Ξ e Θ	Vetores que representam a intensidade dos ruídos
$[K_{KF}]$	Matriz de ganho do observador de estado do tipo filtro de Kalman
$\{v_d(t)\}$	Vetor de distúrbio ou entrada desconhecida
p	Número de entradas desconhecidas
$[B_d]$	Matriz distribuição do distúrbio
$\{w\}$	Vetor de estado do distúrbio
$[A_d]$	Matriz que representa a dinâmica do estado do distúrbio
$\{C_d\}$	Matriz que indica como o distúrbio é dependente do ‘estado’ $\{w\}$
$[K_p]$	Matriz de ganho proporcional
$[K_i]$	Matriz de ganho integral

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – Primeiros termos da base vetorial de Fourier.	26
Figura 3.2 – Primeiros termos dos polinômios de Legendre.....	30
Figura 3.3 – Primeiros termos dos polinômios de Chebyshev.	33
Figura 5.1 - Sistema de controle com malha fechada.....	48
Figura 5.2 - Sistema de controle a malha aberta.	48
Figura 5.3 - Definição do Observador de Estado.	52
Figura 7.1 - Observador com entrada desconhecida.	63
Figura 7.2 - Sistema de Observação Robusta.....	66
Figura 8.1 - Junta flexível de um robô.	71
Figura 8.2 - Voltagem de armadura do motor identificada através do método de Fourier.	73
Figura 8.3 - Sistema simulado sem e com falha (azul) x Observador global (vermelho).	73
Figura 8.4 - Sistema real simulado com falha (azul) e Observador robusto com 10% de redução nos parâmetros sujeitos a falhas (vermelho).	74
Figura 8.5 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, antes de ter sido provocada a falha.....	75
Figura 8.6 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, após a falha de ter sido provocada.	76
Figura 8.7 - Voltagem de Armadura do motor Identificada através do método de Legendre.....	77
Figura 8.8 - Sistema simulado sem e com falha (azul) x Observador global (vermelho).	77
Figura 8.9 - Sistema real simulado com falha (azul) x Observador robusto com 10% de redução nos parâmetros sujeitos a falha (vermelho).	78
Figura 8.10 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, antes da falha ter sido provocada.	79
Figura 8.11 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.	80
Figura 8.12 - Voltagem de Armadura do motor Identificada através do método de Chebyshev.	81
Figura 8.13 - Sistema simulado sem e com falha (azul) x Observador global (vermelho).	82
Figura 8.14 - Sistema real simulado com falha (azul) x Observador robusto com 10% de redução nos parâmetros sujeitos a falha (vermelho).	82
Figura 8.15 – Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com	

variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, antes da falha ter sido provocada.	83
Figura 8.16 – Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.	84
Figura 8.17 - Entrada identificada por Legendre.	86
Figura 8.18 - Entrada identificada por Chebyshev.	86
Figura 8.19 - Junta flexível de um robô com distúrbio provocado devido ao peso.	88
Figura 8.20 - Distúrbio estimado através do observador PI	90
Figura 8.21 - Estrutura treliçada com 20 barras	92
Figura 8.22 - Força estimada através do observador Proporcional-Integral	92
Figura 8.23 - Banco de observadores robustos gerados com variação de 10% em cada parâmetro para o sistema sem falha.	93
Figura 8.24 - Banco de observadores robustos gerados com variação de 10% em cada parâmetro para o sistema com uma falha de 30% provocada na barra 4.	94
Figura 9.1 - Montagem Experimental: Mesa Vibratória.	95
Figura 9.2 - Sistema com Mesas Vibratórias Discretizado.	97
Figura 9.3 - Determinação dos Parâmetros da Mesa Vibratória Inferior.	99
Figura 9.4 - Frequência Natural da Mesa Vibratória Inferior	99
Figura 9.5 – Determinação dos Parâmetros da Mesa Vibratória Intermediária.	100
Figura 9.6 - Frequência Natural da Mesa Vibratória Intermediária.	101
Figura 9.7 - Determinação dos Parâmetros da Mesa Vibratória Superior.	102
Figura 9.8 - Frequência Natural da Mesa Vibratória Superior.	102
Figura 9.9 - Fluxograma de comandos apresentado na forma de diagramas de blocos, utilizando quatro canais para aquisição dos sinais de deslocamento e força.	103
Figura 9.10 - Resposta medida na estrutura excitada por força harmônica.	103
Figura 9.11 - Forças identificadas respectivamente pelos métodos de Fourier, Legendre e Chebyshev.	104
Figura 9.12 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, antes da falha ter sido provocada.	105
Figura 9.13 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha de ter sido provocada.	106
Figura 9.14 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto,	

antes de ter sido provocada à falha.....	107
Figura 9.15 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.	108
Figura 9.16 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, antes de ter sido provocada à falha.....	109
Figura 9.17 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.	110

RESUMO

Neste trabalho desenvolveram-se metodologias de diagnóstico de falhas utilizando observadores de estado do tipo Filtro de Kalman, nas quais, as entradas para os observadores são identificadas utilizando as funções ortogonais de Fourier, Legendre e Chebyshev. Um tipo de observador denominado Proporcional-Integral é apresentado para a identificação de entradas desconhecidas. Este observador consegue estimar, sob certas condições, as entradas e ou distúrbios presentes no sistema e essas entradas são utilizadas para a diagnose de falha utilizando um observador do tipo Filtro de Kalman. Também é apresentado o desenvolvimento de uma metodologia de identificação de parâmetros bem como das forças de excitação, através das funções ortogonais, utilizando somente a resposta. Apresentam-se resultados obtidos por meio de simulações computacionais e realizados experimentalmente numa bancada de teste pertencente ao laboratório de vibrações mecânicas do Departamento de Engenharia Mecânica de Ilha Solteira.

Palavras-Chaves: Diagnóstico de Falha, Identificação de Força, Funções Ortogonais, Observadores de Estado, Filtro de Kalman, Observador Proporcional-Integral.

Morais, T.,S., 2006, “Diagnóstico de Falhas Via Observadores de Estado com Excitações Desconhecidas, Identificadas Via Funções Ortogonais”, Dissertação de mestrado, Departamento de Engenharia Mecânica, UNESP – Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, SP, Brasil.

ABSTRACT

In this work a methodology for fault diagnosis of mechanical systems was developed by using Kalman Filter state observers, in which the input of the observers are identified by using Fourier, Legendre and Chebyshev orthogonal functions. A proportional-integral observer is presented to the unknown input identification. This observer is able to find the unknown inputs of the system and these inputs are used to fault detection purposes by using a Kalman Filter Observer. The methodology for the identification of system parameters and excitation forces by using only the response of the system, through orthogonal functions. The methodology developed is applied to a mechanical structure containing vibrating tables, in the Mechanical Vibrations Laboratory, at Unesp, Ilha Solteira.

Key-words: Fault detection, Force Identification, Orthogonal Functions, State observers, Kalman Filter, Proportional-Integral Observer.

JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DO TRABALHO

Novas técnicas de detecção e localização de falhas em sistemas mecânicos têm tido destaque atualmente devido aos processos industriais necessitarem de equipamentos que possam trabalhar durante longos períodos e, às vezes, intermitentemente. Com essa preocupação constante, as indústrias atualmente estão investindo fortemente no desenvolvimento de técnicas de diagnóstico de falhas em máquinas. Neste trabalho desenvolveram-se algumas metodologias de identificação de parâmetros e forças de excitação utilizando funções ortogonais, sendo que o monitoramento do sistema é realizado através da metodologia dos observadores de estado.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Com o aumento do processo produtivo é cada vez maior a exigência, pelas indústrias, de dispor de máquinas e equipamentos capazes de executar um maior número de funções no menor tempo possível e, em muitos casos, com ação intermitente. Isso leva ao fato de que esses sistemas estão sujeitos à atuação de forças dinâmicas elevadas. Normalmente, esses mecanismos são de custos elevados e, por isso, uma das grandes preocupações das indústrias, hoje em dia, é manter seus equipamentos em funcionamento sem que ocorram paradas repentinas. Com essa preocupação constante, observa-se, nos últimos anos, o desenvolvimento de novas técnicas de detecção e localização de falhas em sistemas mecânicos submetidos a carregamentos dinâmicos. A fim de garantir o funcionamento desses sistemas com segurança, estes devem ser supervisionados e monitorados para que as falhas sejam sanadas o mais rapidamente possível, caso contrário, os distúrbios em operação normal do equipamento podem levar a uma deterioração da performance do sistema ou até mesmo a situações perigosas.

Atualmente, o controle automático tem desempenhado um papel vital no avanço da engenharia e da ciência. Com uma grande importância no desenvolvimento de veículos espaciais, sistemas de guiamento de mísseis, sistemas robóticos e similares, o controle automático tornou-se uma parte importante e integrante dos processos industriais e de manufatura moderna. O primeiro trabalho significativo em controle automático foi o de James Watt, que construiu no século XVIII, um controlador centrífugo para o controle de velocidade de uma máquina a vapor. Outros trabalhos importantes nos primeiros estágios de desenvolvimento da teoria do controle se devem a Minorsky, Hazen e Nyquist, dentre outros. Em 1922, Minorsky trabalhou em controladores automáticos para pilotar navios e mostrou

como poderia determinar sua estabilidade a partir da representação do sistema através de equações diferenciais. Tendo em vista que os sistemas modernos, dotados de muitas saídas e tornando-se mais complexos, a descrição dos sistemas de controle envolvem um grande número de equações. A teoria de controle clássica, que trata somente de sistemas com uma única entrada e uma única saída, tornou-se insuficiente para lidar com sistemas de entradas e saídas múltiplas. A partir de 1960, aproximadamente, a disponibilidade dos computadores digitais tornou possível a análise de sistemas complexos, começando o desenvolvimento da moderna teoria de controle baseada nas técnicas de análise e síntese através de variáveis de estado. Esta teoria foi desenvolvida com o objetivo de tratar a complexidade crescente dos sistemas modernos e atender às rigorosas exigências quanto a peso, exatidão e custos de projetos relativos às aplicações militares, espaciais e industriais, (Ogata 1998).

Apresenta-se neste trabalho uma técnica de identificação de falhas utilizando funções ortogonais e uma ferramenta de controle, atualmente com significativa aplicação, que é o observador de estado. Para o diagnóstico da falha utilizando a metodologia dos observadores de estado convencionais há a necessidade do conhecimento prévio das entradas do sistema. Neste trabalho desenvolveu-se a metodologia de identificação de forças (entradas) utilizando as funções ortogonais de Fourier, Legendre e Chebyshev. Foram empregadas estas funções, pois, como visto no trabalho de Pacheco (1999), se adequaram bem ao tipo de aplicação proposta. As forças identificadas são usadas como entrada para os observadores de estado e, assim, pode-se realizar a identificação da falha que possa estar ocorrendo na estrutura sem a medição prévia das forças excitadoras.

No trabalho de Luenberg publicado em 1964 pode-se verificar que os observadores de estado têm a capacidade de reconstruir o vetor de estado de um sistema linear e que este vetor reconstruído pode ser incorporado ao controle do sistema. O mesmo autor publicou em 1971 um trabalho em que utiliza uma metodologia para a reconstrução de estados por meio dos observadores de estado. Neste trabalho apresentam-se observadores do tipo identidade e observadores de ordem reduzida, bem como as suas propriedades de estabilidade. Assim, os observadores de estado como visto nos trabalhos de Luenberg, podem reconstruir os estados não medidos ou os valores provenientes de pontos de difícil acesso no sistema. Desta forma, conhecendo-se as entradas e determinados os sinais provenientes do sistema mecânico, pode-se realizar o monitoramento de falhas no sistema, utilizando, para isso, uma baixa quantidade de sensores para o acompanhamento do processo de falha. As metodologias utilizando

observadores de estado existentes são, na sua maioria, destinadas a resolver problemas de controle e detecção de possíveis falhas em sensores e instrumentos. Em 1998, Melo, em sua tese de doutorado, desenvolveu uma metodologia para detecção e localização de falhas em sistemas mecânicos discretos usando a técnica dos observadores de estado. Os parâmetros sujeitos a falhas são escolhidos e projeta-se um observador global que analisa todo o sistema. A cada parâmetro sujeito à falha, são projetados observadores robustos que tem a capacidade de localizar e quantificar a irregularidade no sistema.

Utilizou-se, neste trabalho, o observador do tipo filtro de Kalman, no qual, o ganho deste observador é dado pelo ganho ótimo encontrado pela equação algébrica de Riccati (Valer 1999). Este tipo de observador leva em consideração os ruídos presentes no sistema. Realizando um levantamento bibliográfico, pôde-se verificar a existência de observadores em que não há a necessidade de se conhecer todas as entradas do sistema. Desta maneira, desenvolveu-se uma metodologia de identificação das entradas utilizando o observador do tipo Proporcional-Integral para estimar as entradas não conhecidas. A localização e quantificação das falhas são realizadas através dos observadores do tipo Filtro de Kalman, como descrito anteriormente.

A metodologia de identificação da força de excitação utilizando as funções ortogonais de Fourier já havia sido completamente desenvolvida por Melo em 1992, em sua dissertação de mestrado, sendo apresentado um método para a identificação de sistemas mecânicos discretos com vários graus de liberdade operando no domínio do tempo. A metodologia baseia-se na expansão da excitação e da resposta do sistema em séries de Fourier e na transformação das equações diferenciais do movimento em equações algébricas por meio de integrações sucessivas e da utilização de uma matriz operacional para integração das funções que formam aquelas séries. Já em 1999, Pacheco, utiliza, em sua tese de doutorado, uma variação da metodologia desenvolvida por Melo, aplicando, de maneira comparativa, além das Séries de Fourier, várias outras funções ortogonais inclusive com base polinomial, como é o caso das funções de Legendre e Chebyshev.

Em técnicas normais de identificação de parâmetros necessita-se do conhecimento prévio das entradas e da resposta do sistema para determinação dos mesmos. Neste trabalho, diferentemente dos trabalhos citados anteriormente, desenvolveu-se o equacionamento para a identificação dos parâmetros juntamente com as forças de excitação utilizando funções ortogonais, necessitando, para isso, somente da resposta do sistema antes e após se provocar

variações conhecidas nos parâmetros da estrutura. Aplicou-se esta metodologia em uma simulação para a identificação da entrada e dos parâmetros de um braço robótico utilizando as funções ortogonais de Legendre e Chebyshev.

Valer em 1999 apresenta em sua dissertação de mestrado o desenvolvimento do observador Proporcional-Integral. O observador é aplicado, neste trabalho, para a identificação da entrada que será utilizada para o diagnóstico da falha estrutural utilizando observadores de estado do tipo filtro de Kalman. Valer também implementa projetos de sistemas de controle utilizando observadores de estado, realizando uma revisão dos principais tipos de observadores, incluindo observadores robustos. Utiliza técnicas modernas de controle robusto para melhorar as propriedades de robustez dos sistemas de controle. Uma obra que serviu de base para este trabalho, principalmente relacionada com a teoria inicial dos observadores de estado, foi a dissertação de mestrado de Lemos publicada em 2004. Nesta, o autor apresenta os conceitos básicos de sistema de controle que foi incorporado neste trabalho. Na literatura pode-se encontrar uma ampla gama de autores trabalhando com detecção e localização de falhas em sistemas mecânicos. Dentre estes, pode-se citar Jones et al. (1995), Saito e Yokota (1996), Hermans e Van der Auweraer (1999), Peeters e De Roeck (1999), Ndambi et al. (2000), Huang (2001), Peeters e Ventura (2003), Cremona et al. (2003) e Amani et al. (2004). Neste contexto Farrar e James III (1997) publicaram um trabalho em que afirmam que em um sistema, considera-se falha qualquer modificação estrutural.

CAPÍTULO 2

ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está dividido em 11 capítulos. De uma maneira geral, os capítulos 3 e 4 referem-se às funções ortogonais, os capítulos 5, 6, e 7 à metodologia dos observadores de estado, já no capítulo 8 são realizadas algumas simulações computacionais das metodologias desenvolvidas. No capítulo 9 encontra-se a aplicação experimental da metodologia de diagnóstico de falha e identificação de força aplicada em um sistema de mesas vibratórias pertencente ao laboratório de vibrações, no capítulo 10 estão contidas as considerações finais e no capítulo 11 apresentam-se as referências bibliográficas utilizadas.

No capítulo 3 apresenta-se o desenvolvimento da metodologia das funções ortogonais de Fourier, Legendre e Chebyshev para identificação das forças que serão utilizadas como entrada para os observadores de estado. Essa metodologia desenvolvida neste capítulo, já havia sido apresentada em parte por Melo (1992) (séries de Fourier) e por Pacheco (1999). No capítulo 4 apresenta-se uma modificação das metodologias anteriores, na qual torna-se possível através somente dos sinais de resposta do sistema e de variações conhecidas nos parâmetros deste, identificar os parâmetros bem como as forças que excitam o sistema. No capítulo 5 apresentam-se os conceitos básicos da metodologia dos observadores de estados e como estes serão utilizados para a localização e quantificação de falhas. Já no capítulo 6 é utilizado o observador de estado do tipo filtro de Kalman para análise de falha, esse tipo de observador apresenta características superiores com relação à presença de ruídos e o ganho determinado por esse tipo de observador garante estabilidade ao sistema. O capítulo 7 está relacionado com a modelagem do observador Proporcional-Integral, tendo sido este empregado para determinação de entradas do sistema. Tais entradas foram utilizadas com o mesmo objetivo das entradas identificadas através das funções ortogonais (capítulo 3), mas no

caso dos observadores Proporcional-Integral não é necessário o conhecimento de todas as respostas do sistema.

2.1. CONTRIBUIÇÃO EFETIVA DESTE TRABALHO

Sabe-se que o leitor sempre tem o interesse, ao ler um trabalho científico, de conhecer o que o trabalho trás de contribuições em relação aos trabalhos já existentes. Este item será dedicado à apresentação do que se desenvolveu neste trabalho e que não se verificou em trabalhos anteriores, após um levantamento bibliográfico dos temas desenvolvidos.

Contribuições:

- 1 Diagnóstico de falha utilizando Observadores de Estado do tipo Filtro de Kalman com entradas identificadas por meio das funções ortogonais de Legendre e Chebyshev.
- 2 Modificação da metodologia de identificação de parâmetros e forças utilizando funções ortogonais com o objetivo de identificar os parâmetros e as forças simultaneamente, através de variações conhecidas na estrutura.
- 3 Aplicação do observador Proporcional-Integral para estimação de entradas ou distúrbios que servirão de entradas para o banco de observadores do tipo Filtro de Kalman que será responsável para localizar e quantificar alguma possível falha que esteja ocorrendo em uma estrutura.

CAPÍTULO 3

FUNDAMENTOS DO MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO DE FORÇAS UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS.

Nas técnicas de identificação de forças que agem excitando um sistema mecânico procuram-se determinar os valores desconhecidos pela manipulação dos sinais de saída. O tratamento e análise de sinais são relativamente recentes na engenharia, sendo que seu desenvolvimento deu-se juntamente com o dos sensores e condicionadores de sinais e mais recentemente, com os sistemas automáticos de aquisição de dados. Nos últimos anos, vários métodos têm sido propostos para resolver problemas de identificação de forças excitadoras (Melo e Steffen, 1993), (Pacheco e Steffen, 1999) e (Pacheco, 2001) embora nenhum deles possa ser considerado como sendo universalmente adequado a todas as situações. Conhecendo-se os parâmetros dos sistemas, pode-se acompanhar através de monitoramento e técnicas de identificação, a evolução de possíveis falhas devido à variação desses parâmetros. Com o conhecimento das forças atuantes, podem-se avaliar as alterações dos esforços devido à falta de lubrificação, desgastes e variações dimensionais e/ ou geométricas dos componentes mecânicos do sistema. Para o desenvolvimento dessas metodologias, há a necessidade de construção de modelos matemáticos capazes de representar o comportamento mecânico dos mais variados tipos de sistemas. Desta forma, escrevem-se as chamadas equações do movimento com base nas leis que regem os fenômenos envolvidos, sendo que as análises dinâmicas, feitas em seguida, dependem da integração de tais equações, o que pode ser feito tanto por métodos analíticos como numéricos. Assim, passa-se a conhecer a resposta do sistema a diferentes tipos de excitações, sendo possível, daquilo que se aprendeu da análise, elaborar recomendações de projeto, entrando na engenharia propriamente dita. É dentro deste

contexto que recorrem-se a técnicas de determinação de forças atuantes em sistemas dinâmicos utilizando funções ortogonais (Pacheco e Steffen, 2003). Os processos de identificação, a partir destes tipos de funções, começam com a construção de uma matriz operacional para a integração de vetores de bases ortogonais, o que permite a conversão de um conjunto de equações diferenciais em um conjunto de equações algébricas e, conseqüentemente, a obtenção das forças desconhecidas. Neste capítulo apresentam-se as técnicas de identificação de forças utilizando as funções ortogonais de Fourier, Legendre e Chebyshev. O método de identificação proposto pode utilizar qualquer tipo de resposta no tempo, seja em relação ao deslocamento, velocidade ou aceleração.

3.1. FUNÇÕES ORTOGONAIS

Seja um conjunto de funções reais $\varphi_k(t)$, $k = 1, 2, 3, \dots$ definidas no intervalo $[a, b] \subset \mathbb{R}$. Tal conjunto é dito ortogonal neste intervalo se (Spiegel, 1976):

$$\int_a^b \varphi_m(t) \varphi_n(t) dt = K \quad (3.1)$$

na qual K é uma constante igual a zero se $m \neq n$ e diferente de zero se $m = n$.

O conjunto de funções $\phi_k(t)$ é dito ortonormal se for válida a relação (Spiegel, 1976):

$$\int_a^b \phi_m(t) \phi_n(t) dt = \delta_{mn} \quad (3.2)$$

na qual δ_{mn} , denominado delta de Kronecker, se define como “0” se $m \neq n$ ou “1” se $m = n$ e $\phi_k(t)$ é o conjunto de funções ortonormais.

Se o conjunto $\varphi_k(t)$ é ortonormal em relação à função densidade ou função peso $w(t)$ na qual $w(t) \geq 0$, então o conjunto de funções ortonormais é obtido através da equação:

$$\phi_k(t) = \sqrt{w(t)} \varphi_k(t), \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (3.3)$$

E verifica-se a relação:

$$\int_a^b \varphi_m(t) \varphi_n(t) w(t) dt = \delta_{mn} \quad (3.4)$$

Se uma função $f(t)$ é contínua ou seccionalmente contínua no intervalo $[a, b]$, então $f(t)$ pode ser expandida em séries de funções ortonormais, ou seja:

$$f(t) = \sum_{n=1}^{\infty} c_n \phi_n(t) \quad (3.5)$$

Tais séries, chamadas séries ortonormais, constituem generalizações das séries de Fourier. Admitindo que a série na Eq. (3.5) convirja para $f(t)$, pode-se multiplicar ambos os membros por $\phi_m(t)$ e integrá-los no intervalo $[a, b]$, obtendo-se:

$$c_m = \int_a^b f(t) \phi_m(t) dt \quad (3.6)$$

na qual c_m são os coeficientes generalizados de Fourier.

Um conjunto finito de funções ortonormais possui a seguinte propriedade em relação à sua integração sucessiva no intervalo $[0, t]$:

$$\int_0^t \underbrace{\int_0^t \dots \int_0^t}_{n \text{ vezes}} \{\phi(\tau)\} (d\tau) \cong [P]^n \{\phi(t)\} \quad (3.7)$$

na qual: $\{\phi_m(t)\} = \{\phi_0(t) \ \phi_1(t) \ \dots \ \phi_r(t)\}^T$ é o conjunto finito da série ortogonal, $[P]$ é uma matriz quadrada de ordem “ r ” com elementos constantes, denominada matriz operacional de integração.

Na verdade, se for utilizada a base vetorial completa, ou seja, se a série não for truncada, a relação obtida na Eq. (3.7) é uma igualdade. Porém, na prática, isto se torna inviável, devido à ordem elevada da matriz $[P]$.

3.1.1. Séries de Fourier

A base vetorial $\{\varphi(t)\}$ das séries de Fourier, no intervalo $[0, T]$, é dada por (Spiegel, 1976):

$$\{\varphi(t)\} = \{\varphi_0(t) \ \varphi_1(t) \ \dots \ \varphi_s(t) \ \varphi_1^*(t) \ \dots \ \varphi_s^*(t)\}^T \quad (3.8)$$

na qual:

$$\begin{aligned} \varphi_n(t) &= \cos \frac{2n\pi t}{T} & n &= 0, 1, \dots, s \\ \varphi_n^*(t) &= \sin \frac{2n\pi t}{T} & n &= 1, \dots, s \end{aligned}$$

na qual T é definido como sendo o período.

Utilizando as equações anteriores, podem-se obter as primeiras funções das séries de Fourier como pode ser visto na Eq. (3.9) e na Fig. 3.1.

$$\begin{aligned} \varphi_0(t) &= 1 \\ \varphi_1(t) &= \cos \frac{2\pi t}{T} & \varphi_1^*(t) &= \sin \frac{2\pi t}{T} \\ \varphi_2(t) &= \cos \frac{4\pi t}{T} & \varphi_2^*(t) &= \sin \frac{4\pi t}{T} \end{aligned} \quad (3.9)$$

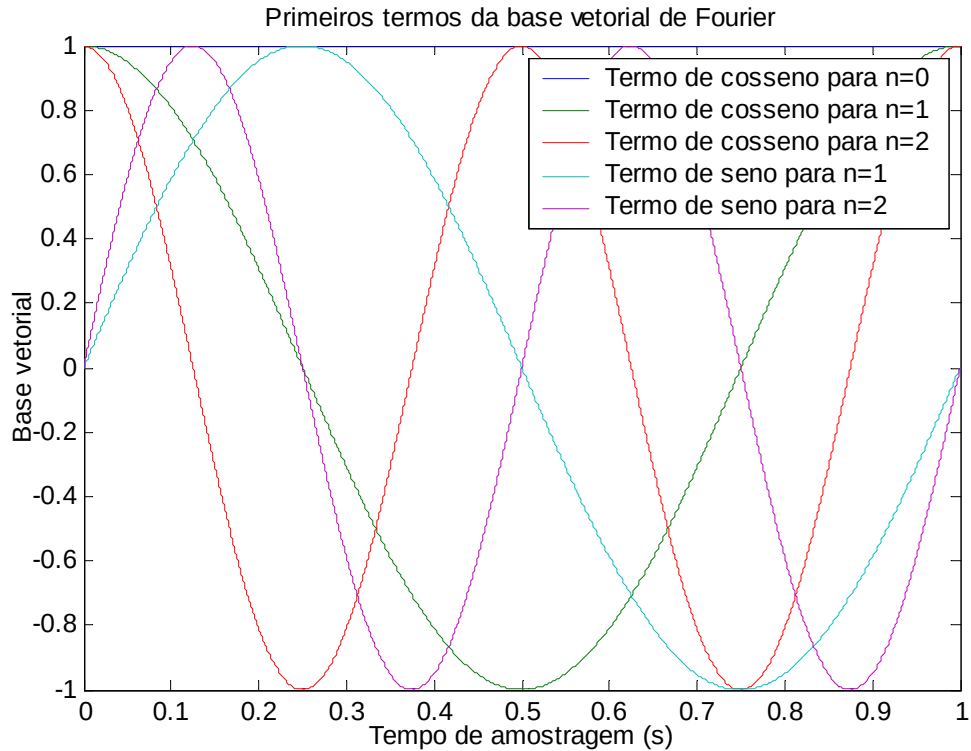


Figura 3.1 – Primeiros termos da base vetorial de Fourier.

Uma função $f(t)$ pode ser expandida em séries de Fourier da seguinte forma:

$$f(t) = a_0 \varphi_0(t) + \sum_1^{\infty} \{a_n \varphi_n(t) + b_n \varphi_n^*(t)\} \quad (3.10)$$

na qual os coeficientes de Fourier a_n e b_n são dados por:

$$\begin{aligned} a_0 &= \frac{1}{T} \int_0^T f(t) dt \\ a_n &= \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos \frac{2n\pi t}{T} dt \quad n = 1, 2, \dots, s \\ b_n &= \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \sin \frac{2n\pi t}{T} dt \quad n = 1, 2, \dots, s \end{aligned} \quad (3.11)$$

Na prática, a expansão é feita truncando-se a série com “ r ” termos ($r = 2s + 1$); sendo s o número de termos em senos e co-senos.

$$f(t) \cong a_0 \varphi_0(t) + \sum_1^s \{a_n \varphi_n(t) + b_n \varphi_n^*(t)\} \quad (3.12)$$

Para a obtenção da matriz operacional de integração cada função da base vetorial é integrada no intervalo $[0, t]$, (Paraskevopoulos e Kekkeris, 1984):

$$\int_0^t \varphi_0(\sigma) d\sigma = \int_0^t d\sigma = t \quad (3.13)$$

$$\int_0^t \varphi_n(\sigma) d\sigma = \int_0^t \cos \frac{2n\pi\sigma}{T} d\sigma = \frac{T}{2n\pi} \int_0^t d\left(\sin \frac{2n\pi\sigma}{T}\right) = \frac{T}{2n\pi} \varphi_n^*(t) \quad (3.14)$$

$$\int_0^t \varphi_n^*(\sigma) d\sigma = \int_0^t \sin \frac{2n\pi\sigma}{T} d\sigma = \frac{-T}{2n\pi} \int_0^t d\left(\cos \frac{2n\pi\sigma}{T}\right) = \frac{T}{2n\pi} \varphi_0(t) - \frac{T}{2n\pi} \varphi_n(t) \quad (3.15)$$

Aproximando-se da Eq. (3.13) por uma série truncada de Fourier, resulta:

$$\int_0^t \varphi_0(\sigma) d\sigma = \int_0^t d\sigma = t \cong c_0 \varphi_0(t) + \sum_{n=1}^s \{c_n \varphi_n(t) + d_n \varphi_n^*(t)\} \quad (3.16)$$

Os coeficientes c_n e d_n são calculados através das Eqs. (3.11), obtendo-se:

$$\begin{aligned}
c_0 &= T/2 \\
c_n &= 0 & n = 1, 2, \dots, s \\
d_n &= -T/n\pi & n = 1, 2, \dots, s
\end{aligned} \tag{3.17}$$

Considerando as Eqs. (3.14) a (3.17) tem-se:

$$\int_0^t \{\varphi(\tau)\} d\tau \cong [P]\{\varphi(t)\} \tag{3.18}$$

na qual:

$$[P] = \begin{bmatrix} \frac{T}{2} & 0 & 0 & \dots & 0 & \frac{-T}{\pi} & \frac{-T}{2\pi} & \dots & \frac{-T}{s\pi} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \frac{T}{2\pi} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \frac{T}{4\pi} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{T}{2s\pi} \\ \frac{T}{2\pi} & \frac{-T}{2\pi} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \frac{T}{4\pi} & 0 & \frac{-T}{4\pi} & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{T}{2s\pi} & 0 & 0 & \dots & \frac{T}{2s\pi} & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \tag{3.19}$$

De uma forma mais compacta:

$$[P] = \begin{bmatrix} \frac{T}{2} & \{0\}_{1 \times s} & -\frac{T}{\pi} \{\tilde{e}\}_s^T \\ \{0\}_{s \times 1} & [0]_{s \times s} & \frac{T}{2\pi} [\tilde{I}]_{s \times s} \\ \frac{T}{2\pi} \{\tilde{e}\}_s & -\frac{T}{2\pi} [\tilde{I}]_{s \times s} & [0]_{s \times s} \end{bmatrix}_{r \times r} \tag{3.20}$$

na qual:

$$\{\tilde{e}\}_s = \begin{Bmatrix} 1 \\ 1/2 \\ 1/3 \\ \vdots \\ 1/s \end{Bmatrix} \quad (3.21)$$

$$[\tilde{I}]_{s \times s} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1/2 & & 0 \\ & & 1/3 & \\ & 0 & & \ddots \\ & & & & 1/s \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

3.1.2. Polinômios de Legendre

Os polinômios de Legendre $p_n(z)$, $n = 0, 1, 2, \dots$, obtidos a partir da equação diferencial de Legendre, são ortogonais no intervalo $z \in [-1, 1]$ e são gerados pela fórmula recursiva (Hwang e Chen, 1985) e (Shih e Kung, 1985):

$$(n+1)p_{n+1}(z) = (2n+1)zp_n(z) - np_{n-1}(z), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (3.23)$$

com: $p_0(z) = 1$ e $p_1(z) = z$.

Para o uso prático dos polinômios de Legendre no intervalo de tempo de interesse, $t \in [0, t_f]$, é necessário fazer uma mudança no domínio de definição através da seguinte transformação de variáveis (Chang e Wang, 1985):

$$z = \frac{2t}{t_f} - 1 \quad 0 \leq t \leq t_f \quad (3.24)$$

Os polinômios transformados de Legendre $p(\frac{2t}{t_f} - 1)$, de agora em diante denominados

$L_n(t)$, são obtidos a partir da fórmula recursiva:

$$L_{n+1}(t) = \frac{(2n+1)}{(n+1)} \left(\frac{2t}{t_f} - 1 \right) L_n(t) - \frac{n}{(n+1)} L_{n-1}(t), \quad n \geq 1 \quad (3.25)$$

com $L_0(t) = 1$ e $L_1(t) = \frac{2t}{t_f} - 1$.

Utilizando as equações anteriores, podem-se obter as primeiras funções dos polinômios de Legendre como pode ser visto na Fig. 3.2.

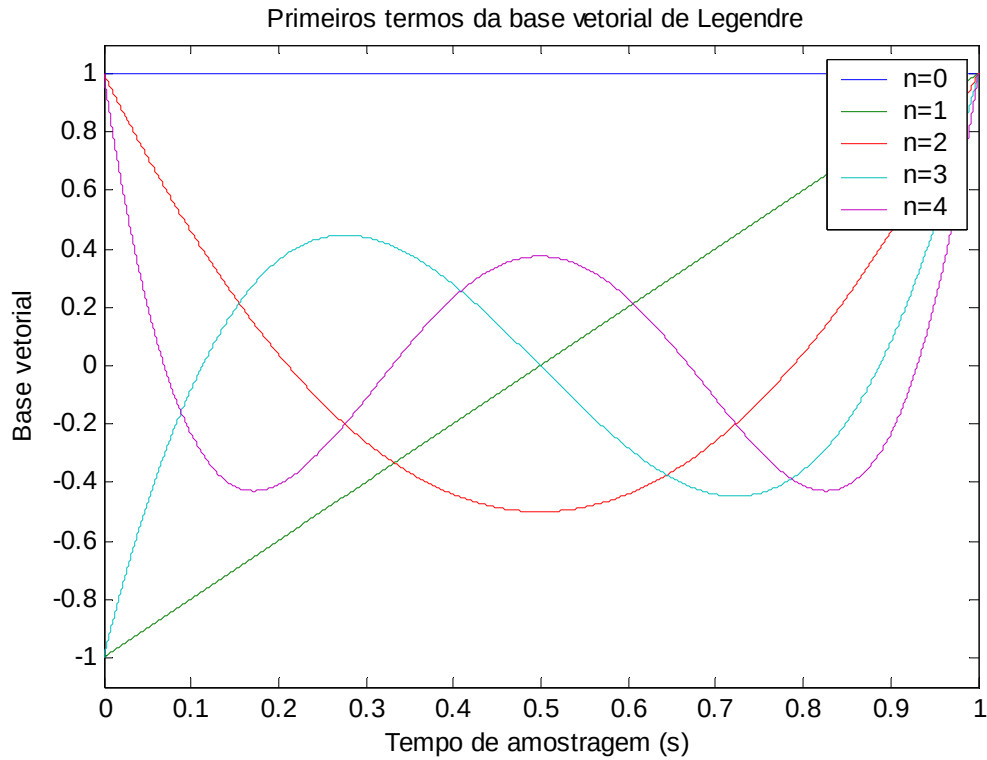


Figura 3.2 – Primeiros termos dos polinômios de Legendre.

Os polinômios transformados de Legendre satisfazem a seguinte relação de ortogonalidade no intervalo $[0, t_f]$ (Chang e Wang, 1985):

$$\int_0^{t_f} L_n(t) L_m(t) dt = \begin{cases} 0 & \text{para } n \neq m \\ \frac{t_f}{(2n+1)} & \text{para } m = n \end{cases} \quad (3.26)$$

Uma função $f(t)$ pode ser aproximada por um número finito de termos de polinômios transformados de Legendre:

$$f(t) \cong \sum_{n=0}^{r-1} f_n L_n(t) \quad (3.27)$$

na qual: $f_n = \frac{2n+1}{t_f} \int_0^{t_f} f(t) L_n(t) dt$ são os coeficientes das séries de Legendre.

A fórmula derivativa recursiva dos polinômios transformados de Legendre é dada por:

$$L_n = \frac{t_f}{2(2n+1)} \left(\frac{d}{dt} L_{n+1}(t) - \frac{d}{dt} L_{n-1}(t) \right) \quad (3.28)$$

Considerando-se a base vetorial $\{L(t)\} = \{L_0(t) \ L_1(t) \ \dots \ L_{r-1}(t)\}$ e integrando-se a Eq. (3.25) de $[0, t]$, obtém-se a matriz operacional de integração dos polinômios transformados de Legendre:

$$\int_0^t \{L(\tau)\} d\tau = [P] \{L(t)\} \quad (3.29)$$

na qual:

$$[P] = \frac{t_f}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -\frac{1}{3} & 0 & \frac{1}{3} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{-1}{2r-3} & 0 & \frac{1}{2r-3} \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \frac{-1}{2r-1} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

3.1.3. Polinômios de Chebyshev

O polinômio de Chebyshev de primeira ordem, denominado de $P_i(z)$, é a solução da equação de Chebyshev definida da seguinte forma (Mohan e Datta, 1988):

$$(1-z^2) \frac{d^2 y}{dz^2} - z \frac{dy}{dz} + i^2 z = 0 \quad (3.31)$$

Os polinômios de Chebyshev são ortogonais no intervalo $z \in [-1, 1]$ e são definidos como:

$$P_i(z) = \cos(i \cos^{-1} z) \quad (3.32)$$

Ou:

$$P_i(z) = \sum_{j=0}^{\lfloor i/2 \rfloor} (-1)^j \frac{j!}{(2j)!(i-2j)!} (1-z^2)^j z^{i-2j} \quad (3.33)$$

na qual a notação $\lfloor i/2 \rfloor$ significa a função mais próxima do inteiro. Utilizando a Eq. (3.33), os primeiros polinômios de Chebyshev são dados por:

$$\begin{aligned} P_0(z) &= 1 & P_3(z) &= 4z^3 - 3z \\ P_1(z) &= z & P_4(z) &= 8z^4 - 8z^2 + 1 \\ P_2(z) &= 2z^2 - 1 & P_5(z) &= 16z^5 - 20z^3 + 5z \end{aligned} \quad (3.34)$$

A fim de resolver problemas práticos, o domínio deve ser transformado para $t \in [0, t_f]$ através da seguinte transformação de coordenadas (Chou e Horng, 1985):

$$z = \frac{2t}{t_f} - 1 \quad (3.35)$$

Os polinômios transformados de Chebyshev, $P_i(2t/t_f - 1) = T_i(t)$, são obtidos pela fórmula de recorrência:

$$T_{i+1}(t) = 2 \left(\frac{2t}{t_f} - 1 \right) T_i(t) - T_{i-1}(t) \quad i = 1, 2, \dots \quad (3.36)$$

$$\text{com } T_0(t) = 1 \text{ e } T_1(t) = \frac{2t}{t_f} - 1.$$

Utilizando as equações anteriores, podem-se obter as primeiras funções dos polinômios de Chebyshev como pode ser visto na Fig. 3.3.

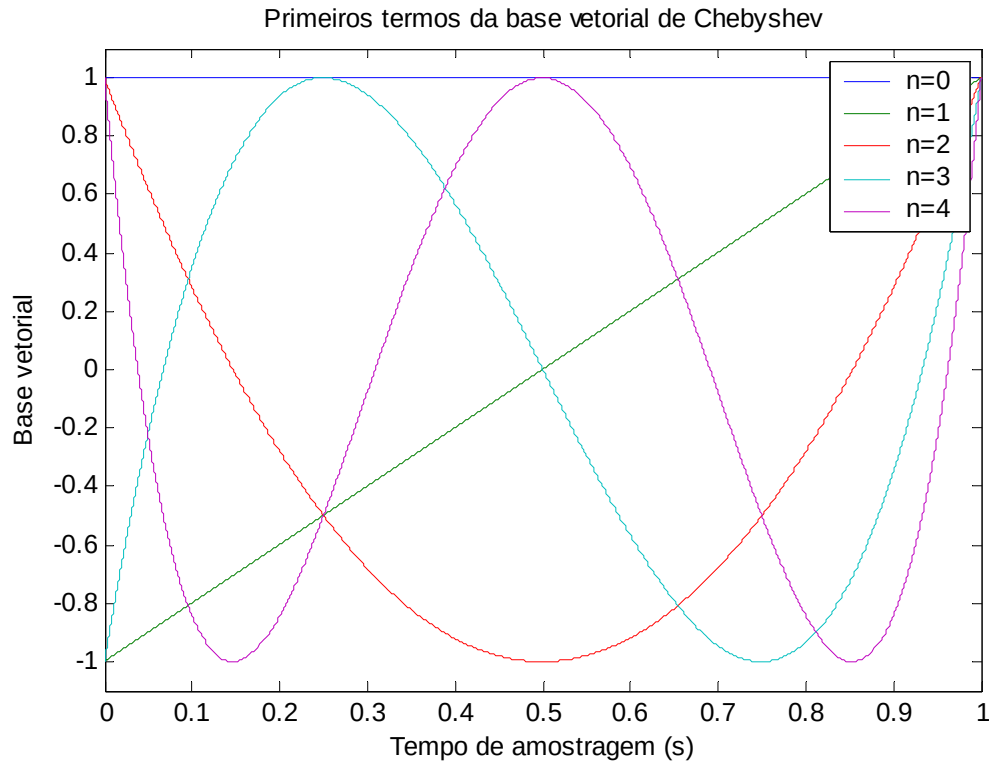


Figura 3.3 – Primeiros termos dos polinômios de Chebyshev.

A condição de ortogonalidade dos polinômios transformados de Chebyshev é:

$$\int_0^{t_f} \frac{T_i(t)T_j(t)}{\sqrt{t(t_f-t)}} dt = \begin{cases} 0 & \text{se } i \neq j \\ \pi/2 & \text{se } i = j \neq 0 \\ \pi & \text{se } i = j = 0 \end{cases} \quad (3.37)$$

Uma função do tempo arbitrária $f(t)$ pode ser aproximada por polinômios de Chebyshev, da seguinte forma:

$$f(t) \cong \sum_{i=0}^{r-1} f_i T_i(t) \quad (3.38)$$

na qual f_i são os coeficientes da expansão em série de polinômios transformados de Chebyshev e são dados por:

$$f_i = k \int_0^{t_f} \frac{f(t)T_i(t)}{\sqrt{t(t_f-t)}} dt \quad (3.39)$$

na qual: $k = \begin{cases} 1/\pi & \text{se } i = 0 \\ 2/\pi & \text{se } i \neq 0 \end{cases}$

A fórmula derivativa recursiva dos polinômios transformados de Chebyshev é dada por:

$$2t(t_f - t) \frac{dT_i(t)}{dt} = it_f [T_{i-1}(t) - T_1(t)T_i(t)] \quad (3.40)$$

Utilizando a relação da Eq. (3.36) na Eq. (3.40) e integrando de $[0, t]$, obtém-se a matriz operacional de integração dos polinômios transformados de Chebyshev:

$$\int_0^t \{T(\tau)\} d\tau = [P] \{T(t)\} \quad (3.41)$$

Na qual:

$$[P] = \frac{t_f}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{6} & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{(-1)^{r-1}}{(r-1)(r-3)} & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{-1}{2(r-3)} & 0 & \frac{1}{2(r-1)} \\ \frac{(-1)^r}{r(r-2)} & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \frac{-1}{2(r-2)} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

3.2. IDENTIFICAÇÃO DE FORÇAS EM SISTEMAS MECÂNICOS POR MEIO DE FUNÇÕES ORTOGONAIS

O método proposto neste trabalho opera no domínio do tempo, ou seja, utiliza os sinais temporais do sistema para identificação das forças. A principal característica desta técnica de identificação decorre da propriedade do cálculo de integrais das funções ortogonais

normalizadas, (Chen e Patton, 1996), (Chen e Hsiao, 1975), (Chen et al., 1977) e (Chow e Willsky, 1984) a qual possibilita a transformação da equação diferencial de movimento do sistema mecânico em uma equação algébrica cuja resolução é muito mais rápida e simples.

Na seqüência serão apresentadas as formulações para os diversos casos possíveis no que se refere ao tipo de sinal de resposta utilizado.

3.2.1. Sistema Forçado - Formulação Usando o Deslocamento

A equação do movimento de um sistema mecânico linear de n graus de liberdade sujeito à excitação é dada por:

$$[M]\{\ddot{x}(t)\} + [C]\{\dot{x}(t)\} + [K]\{x(t)\} = \{f(t)\} \quad (3.43)$$

na qual: $[M]$, $[C]$ e $[K] \in \mathfrak{R}^{n,n}$ são respectivamente, a matriz de massa, de amortecimento e de rigidez, $\{x(t)\} \in \mathfrak{R}^{n,1}$ é o vetor deslocamento e $\{f(t)\} \in \mathfrak{R}^{n,1}$ é o vetor das forças de excitação.

Integrando a Eq. (3.43) duas vezes no intervalo $[0,t]$, obtém-se:

$$\begin{aligned} [M](\{x(t)\} - \{x(0)\} - \{\dot{x}(0)\}t) + [C]\left(\int_0^t \{x(\tau)\}d\tau - \{x(0)\}t\right) + [K]\int_0^t \int_0^t \{x(\tau)\}d\tau^2 = \\ = \int_0^t \int_0^t \{f(\tau)\}d\tau^2 \end{aligned} \quad (3.44)$$

Os sinais $\{x(t)\}$ e $\{f(t)\}$ são expandidos em séries de funções ortogonais truncadas com “ r ” termos:

$$\{x(t)\} = [X]\{\phi(t)\} \quad (3.45a)$$

$$\{\dot{x}(t)\} = [V]\{\phi(t)\} \quad (3.45b)$$

$$\{\ddot{x}(t)\} = [A]\{\phi(t)\} \quad (3.45c)$$

$$\{f(t)\} = [F]\{\phi(t)\} \quad (3.46)$$

Na qual:

$[X]$ é a matriz ($n \times r$) dos coeficientes da expansão de $\{x(t)\}$.

$[V]$ é a matriz $(n \times r)$ dos coeficientes da expansão de $\{\dot{x}(t)\}$.

$[A]$ é a matriz $(n \times r)$ dos coeficientes da expansão de $\{\ddot{x}(t)\}$.

$[F]$ é a matriz $(n \times r)$ dos coeficientes da expansão de $\{f(t)\}$.

Substituindo a Eq. (3.45a) e a Eq. (3.46) na Eq. (3.44) obtém-se:

$$\begin{aligned}
 [M]([X]\{\phi(t)\} - \{x(0)\} - \{\dot{x}(0)\}t) + [C]\left(\int_0^t [X]\{\phi(\tau)\}d\tau - \{x(0)\}t\right) + \\
 + [K]\int_0^t \int_0^t [X]\{\phi(\tau)\}d\tau^2 = \int_0^t \int_0^t [F]\{\phi(\tau)\}d\tau^2
 \end{aligned} \tag{3.47}$$

Para as funções ortogonais descritas anteriormente, observa-se que a primeira função da série ortogonal é igual à unidade para qualquer instante “ t ”. Portanto, pode-se escrever o seguinte:

$$\{e\}^T \{\phi(t)\} = 1 \tag{3.48}$$

Na qual $\{e\}$ é um vetor constante de dimensões $(r \times 1)$ cuja forma depende da série ortogonal utilizada. Para o caso das séries de Fourier, Chebyshev e Legendre $\{e\}^T = \{1 \ 0 \ \dots \ 0\}$.

Integrando-se a Eq.(3.48) no intervalo $[0, t]$ e aplicando-se a propriedade de integração da base ortogonal da Eq. (3.7) obtém-se:

$$t = \{e\}^t [P]\{\phi(t)\} \tag{3.49}$$

na qual $[P]$ é a matriz operacional de integração específica para cada uma destas funções.

Substituindo a Eq. (3.48) e a Eq. (3.49) na Eq. (3.47), aplicando a propriedade para a integração da base ortogonal da Eq. (3.7) e igualando os coeficientes de $\{\phi(t)\}$, resulta:

$$\begin{bmatrix} [M] & -[M]\{x(0)\} & \{-[M]\{\dot{x}(0)\} - [C]\{x(0)\}\} & [C] & [K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X][P] \\ [X][P]^2 \end{bmatrix} = [F][P]^2 \quad (3.50)$$

A equação (3.50) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} [F] & [M]\{x(0)\} & [M]\{\dot{x}(0)\} + [C]\{x(0)\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [P]^2 \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} = \\ = [M][X] + [C][X][P] + [K][X][P]^2 \end{aligned} \quad (3.51)$$

A Eq. (3.51) pode ser nomeada da seguinte forma:

$$[H][J] = [E] \quad (3.52)$$

na qual:

$$[H] = \begin{bmatrix} [F] & [M]\{x(0)\} & [M]\{\dot{x}(0)\} + [C]\{x(0)\} \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

$$[J] = \begin{bmatrix} [P]^2 \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} \quad (3.54)$$

$$[E] = [M][X] + [C][X][P] + [K][X][P]^2 \quad (3.55)$$

Calculando $[H]$ da Eq. (3.52), obtém-se os coeficientes das forças de excitação desconhecidas, e as condições iniciais do sistema $\{x(0)\}$ e $\{\dot{x}(0)\}$.

3.2.2. Sistema Forçado - Formulação Usando a Velocidade

Integrando a Eq.(3.43) uma vez no intervalo $[0,t]$, obtém-se:

$$[M] \int_0^t \{\ddot{x}(\tau)\} d\tau + [C] \int_0^t \{\dot{x}(\tau)\} d\tau + [K] \int_0^t \{x(\tau)\} d\tau = \int_0^t \{f(\tau)\} d\tau \quad (3.56)$$

Assim temos:

$$\begin{aligned}
& [M]\{\dot{x}(t)\} - [M]\{\dot{x}(0)\} + [C]\int_0^t \{\dot{x}(\tau)\}d\tau + [K]\left(\int_0^t \int_0^t \{\dot{x}(\tau)\}d\tau^2 + \{x(0)\}t\right) = \\
& = \int_0^t \{f(\tau)\}d\tau
\end{aligned} \tag{3.57}$$

Os sinais $\{\dot{x}(t)\}$ e $\{f(t)\}$ são expandidos em séries de funções ortogonais truncadas com “ r ” termos. Substituindo a Eq. (3.45b) e a Eq. (3.46) na Eq. (3.57), tem-se:

$$\begin{aligned}
& [M][V]\{\phi(t)\} - [M]\{\dot{x}(0)\} + [C]\int_0^t [V]\{\phi(\tau)\}d\tau + [K]\left(\int_0^t \int_0^t [V]\{\phi(\tau)\}d\tau^2 + \{x(0)\}t\right) = \\
& = \int_0^t [F]\{\phi(\tau)\}d\tau
\end{aligned} \tag{3.58}$$

Substituindo a Eq. (3.48) e a Eq. (3.49) na Eq. (3.58), aplicando a propriedade para a integração da base ortogonal da Eq. (3.7) e igualando os coeficientes de $\{\phi(t)\}$, resulta:

$$\begin{bmatrix} [M] & -[M]\{\dot{x}(0)\} & [C] & [K] & [K]\{x(0)\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [V] \\ \{e\}^T \\ [V][P] \\ [V][P]^2 \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} = [F][P] \tag{3.59}$$

A equação (3.59) pode ser escrita da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} [F] & [M]\{\dot{x}(0)\} & [K]\{x(0)\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [P] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} = [M][V] + [C][V][P] + [K][V][P]^2 \tag{3.60}$$

Fazendo:

$$[H] = \begin{bmatrix} [F] & [M]\{\dot{x}(0)\} & [K]\{x(0)\} \end{bmatrix} \tag{3.61}$$

$$[J] = \begin{bmatrix} [P] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} \tag{3.62}$$

$$[E] = [M][V] + [C][V][P] + [K][V][P]^2 \tag{3.63}$$

A Eq.(3.60) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$[H][J]=[E] \quad (3.64)$$

Calculando $[H]$ da Eq. (3.64), obtém-se os coeficientes das forças de excitação desconhecidas, e as condições iniciais do sistema $\{x(0)\}$ e $\{\dot{x}(0)\}$.

3.2.3. Sistema Forçado - Formulação Usando a Aceleração

Quando o sinal utilizado para identificação das forças é o de aceleração, temos:

$$\begin{aligned} [M]\{\ddot{x}(t)\} + [C]\left(\int_0^t \{\ddot{x}(\tau)\}d\tau + \{\dot{x}(0)\}\right) + [K]\left(\int_0^t \int_0^t \{\ddot{x}(\tau)\}d\tau^2 + \{\dot{x}(0)\}t + \{x(0)\}\right) = \\ = \{f(t)\} \end{aligned} \quad (3.65)$$

Expandindo o sinal $\{\ddot{x}(t)\}$ e $\{f(t)\}$ em séries de funções ortogonais truncadas com “ r ” termos e substituindo a Eq. (3.45c) e a Eq. (3.46) na Eq. (3.65), resulta:

$$\begin{aligned} [M][A]\{\phi(t)\} + [C]\left(\int_0^t [A]\{\phi(\tau)\}d\tau + \{\dot{x}(0)\}\right) + \\ + [K]\left(\int_0^t \int_0^t [A]\{\phi(\tau)\}d\tau^2 + \{\dot{x}(0)\}t + \{x(0)\}\right) = [F]\{\phi(t)\} \end{aligned} \quad (3.66)$$

Substituindo a Eq.(3.48) e a Eq.(3.49) na Eq.(3.66), aplicando a propriedade para a integração da base ortogonal da Eq. (3.7) e igualando os coeficientes de $\{\phi(t)\}$, resulta:

$$\begin{bmatrix} [M] & [C] & [C]\{\dot{x}(0)\} + [K]\{x(0)\} & [K] & [K]\{\dot{x}(0)\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [A] \\ [A][P] \\ \{e\}^T \\ [A][P]^2 \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} = [F] \quad (3.67)$$

A equação (3.67) pode ser escrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
& \begin{bmatrix} [F] & -[C]\{\dot{x}(0)\} - [K]\{x(0)\} & -[K]\{\dot{x}(0)\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [I]_{r,r} \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} = \\
& = [M][A] + [C][A][P] + [K][A][P]^2
\end{aligned} \tag{3.68}$$

Fazendo:

$$[H] = \begin{bmatrix} [F] & -[C]\{\dot{x}(0)\} - [K]\{x(0)\} & -[K]\{\dot{x}(0)\} \end{bmatrix} \tag{3.69}$$

$$[J] = \begin{bmatrix} [I]_{r,r} \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \end{bmatrix} \tag{3.70}$$

$$[E] = [M][A] + [C][A][P] + [K][A][P]^2 \tag{3.71}$$

a Eq. (3.68) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$[H][J] = [E] \tag{3.72}$$

De forma semelhante aos casos anteriores, estimando a matriz $[H]$ da Eq. (3.72), obtém-se os coeficientes das forças de excitação desconhecidas, e as condições iniciais do sistema $\{x(0)\}$ e $\{\dot{x}(0)\}$.

CAPÍTULO 4

IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS JUNTAMENTE COM AS FORÇAS UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS.

Em técnicas normais de identificação de parâmetros em sistemas mecânicos há a necessidade do conhecimento prévio da entrada para a identificação dos parâmetros. Atualmente, muitas técnicas têm sido desenvolvidas para tornar possível a identificação dos parâmetros sem o conhecimento das entradas, mas nenhuma dessas técnicas pode ser aplicada a qualquer tipo de sistema. Neste trabalho desenvolveu-se uma metodologia da identificação da entrada e dos parâmetros estruturais utilizando funções ortogonais para transformar o sistema de equações diferenciais, que rege o comportamento dinâmico dos sistemas mecânicos, em um conjunto de equações algébricas, cuja manipulação é muito mais simples. Métodos de identificação de forças ou parâmetros, com o objetivo de diagnose de falhas em sistemas mecânicos, utilizando funções ortogonais, têm sido desenvolvidos desde o final dos anos 80, iniciando-se com Chun (1987), até os dias atuais. Em 1993, Melo e Steffen utilizaram as séries de Fourier para a identificação dos parâmetros estruturais e desenvolveram a metodologia inversa para a identificação das forças. Pacheco (2001), em sua tese de doutorado, utilizou várias funções ortogonais para identificação dos parâmetros realizando comparações entre várias funções. Pacheco e Steffen (2003) publicaram um trabalho no qual as funções ortogonais eram utilizadas para identificação de parâmetros em sistemas não lineares. No trabalho Melo e Morais (2004) estudou-se o comportamento do erro encontrado na identificação dos parâmetros variando o número de termos de expansão das séries das funções ortogonais para várias funções, verificando que em torno de 100 termos para o truncamento das bases vetoriais foi o valor mais adequado para os sistemas analisados. Este trabalho, de maneira diferente, tem como objetivo identificar tanto as forças como os parâmetros dos sistemas mecânicos. Nos trabalhos descritos acima a identificação dos

parâmetros só era possível com o conhecimento prévio das entradas (força de excitação ou condição inicial), sendo que aqui desenvolveu-se uma metodologia na qual provoca-se uma variação conhecida em alguns dos parâmetros da estrutura e somente com a medida dos sinais de resposta antes e após a variação ter sido provocada pode-se identificar tanto as forças quanto os parâmetros do sistema.

4.1. METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

A equação de movimento de um sistema mecânico linear com n graus de liberdade, sujeito à excitação é dada por:

$$[M]\{\ddot{x}(t)\} + [C]\{\dot{x}(t)\} + [K]\{x(t)\} = \{f(t)\} \quad (4.1)$$

Aplicando as mesmas propriedades e transformações descritas no item 3.2.1 chega-se a:

$$\begin{bmatrix} [M] & -[M]\{x(0)\} & \{ -[M]\{\dot{x}(0)\} - [C]\{x(0)\} \} & [C] & [K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X][P] \\ [X][P]^2 \end{bmatrix} = [F][P]^2 \quad (4.2)$$

Admitindo-se que seja provocada uma variação conhecida em alguns dos parâmetros estruturais do sistema, têm-se a partir da Eq. (4.2) a seguinte equação:

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} [M_M] & -[M_M]\{x_M(0)\} & \{ -[M_M]\{\dot{x}_M(0)\} - [C_M]\{x_M(0)\} \} & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M][P] \\ [X_M][P]^2 \end{bmatrix} = \\ & = [F][P]^2 \end{aligned} \quad (4.3)$$

Na qual $[M_M]$, $[K_M]$ e $[C_M]$ são respectivamente as matrizes de massa, rigidez e amortecimento após ter sido provocado alguma modificação nos parâmetros estruturais e

$[X_M]$ os coeficientes de expansão da resposta obtido após ter modificado o sistema. Considerando-se que as forças na entrada do sistema não variam em função de modificações provocadas nos parâmetros, tem-se que:

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} [M_M] & -[M_M]\{x_M(0)\} & \{-[M_M]\{\dot{x}_M(0)\}-[C_M]\{x_M(0)\}\} & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M][P] \\ [X_M][P]^2 \end{bmatrix} = \\
 & = \begin{bmatrix} [M] & -[M]\{x(0)\} & \{-[M]\{\dot{x}(0)\}-[C]\{x(0)\}\} & [C] & [K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X][P] \\ [X][P]^2 \end{bmatrix} = [F][P]^2
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

Assim, tem-se que:

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} [M] & -[M]\{x(0)\} & \{-[M]\{\dot{x}(0)\}-[C]\{x(0)\}\} & [C] & [K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X][P] \\ [X][P]^2 \end{bmatrix} \\
 & - \begin{bmatrix} [M_M] & -[M_M]\{x_M(0)\} & \{-[M_M]\{\dot{x}_M(0)\}-[C_M]\{x_M(0)\}\} & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M][P] \\ [X_M][P]^2 \end{bmatrix} = [0]
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

Como simplificação, considera-se que as condições iniciais de deslocamento e velocidade sejam nulas, assim, pode-se escrever que:

$$\begin{aligned}
& \begin{bmatrix} [M_M] & -[M_M]\{x_M(0)\} & \left\{ -[M_M]\{\dot{x}_M(0)\} - [C_M]\{x_M(0)\} \right\} & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} + \\
& - \begin{bmatrix} [M] & -[M]\{x(0)\} & \left\{ -[M]\{\dot{x}(0)\} - [C]\{x(0)\} \right\} & [C] & [K] \end{bmatrix} = \\
& = \begin{bmatrix} \Delta M & 0 & 0 & \Delta C & \Delta K \end{bmatrix} \quad (4.6)
\end{aligned}$$

Sendo conhecida a variação provocada na estrutura, tem-se que $\begin{bmatrix} \Delta M & 0 & 0 & \Delta C & \Delta K \end{bmatrix}$ é conhecido. Desta forma, pode-se escrever que:

$$\begin{bmatrix} [M] & 0 & 0 & [C] & [K] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [M_M] & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Delta M & 0 & 0 & \Delta C & \Delta K \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Substituindo-se a Eq. (4.7) na Eq. (4.6) tem-se:

$$\begin{aligned}
& \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} [M_M] & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Delta M & 0 & 0 & \Delta C & \Delta K \end{bmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X][P] \\ [X][P]^2 \end{bmatrix} \\
& - \begin{bmatrix} [M_M] & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M][P] \\ [X_M][P]^2 \end{bmatrix} = [0] \quad (4.8)
\end{aligned}$$

Multiplicando-se os termos, tem-se:

$$\begin{aligned}
& \begin{bmatrix} \llbracket M_M \rrbracket & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X] \llbracket P \rrbracket \\ [X] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} [M_M] & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M] \llbracket P \rrbracket \\ [X_M] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} = \\
& = \begin{bmatrix} \llbracket \Delta M \rrbracket & 0 & 0 & [\Delta C] & [\Delta K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X] \llbracket P \rrbracket \\ [X] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.9}$$

Isolando-se as matrizes que contém os parâmetros estruturais modificados, tem-se:

$$\begin{aligned}
& \begin{bmatrix} \llbracket M_M \rrbracket & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X] \llbracket P \rrbracket \\ [X] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M] \llbracket P \rrbracket \\ [X_M] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} \right\} = \\
& = \begin{bmatrix} \llbracket \Delta M \rrbracket & 0 & 0 & [\Delta C] & [\Delta K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X] \llbracket P \rrbracket \\ [X] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{4.10}$$

Multiplicando-se a Eq. (4.10) pela inversa do segundo termo do lado esquerdo desta equação, tem-se:

$$\begin{aligned}
& \begin{bmatrix} \llbracket M_M \rrbracket & 0 & 0 & [C_M] & [K_M] \end{bmatrix} = \\
& = \begin{bmatrix} \llbracket \Delta M \rrbracket & 0 & 0 & [\Delta C] & [\Delta K] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X] \llbracket P \rrbracket \\ [X] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} [X] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X] \llbracket P \rrbracket \\ [X] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M] \llbracket P \rrbracket \\ [X_M] \llbracket P \rrbracket^2 \end{bmatrix} \right\}^{-1}
\end{aligned} \tag{4.11}$$

Desta forma, conhecendo-se as resposta antes e depois de ter sido provocado as variações nos parâmetros do sistema e as variações provocadas, determinam-se as matrizes

$[[M_M] \ 0 \ 0 \ [C_M] \ [K_M]]$. Substituindo agora na Eq. (4.3), pode-se determinar os coeficientes de expansão das forças de excitação. Assim tem-se:

$$[F] = [[M_M] \ 0 \ 0 \ [C_M] \ [K_M]] \begin{bmatrix} [X_M] \\ \{e\}^T \\ \{e\}^T [P] \\ [X_M][P] \\ [X_M][P]^2 \end{bmatrix} [P]^{-2} \quad (4.12)$$

Substituindo a Eq. (4.12) na Eq.(3.46), pode-se determinar as forças que excitam o sistema.

CAPÍTULO 5

OBSERVADORES DE ESTADO

Este capítulo tem como objetivo realizar uma revisão dos conceitos fundamentais para o entendimento da teoria dos observadores de estado e a forma pela qual este é aqui utilizado para a localização e quantificação de falhas em sistemas mecânicos. Realiza-se uma revisão da teoria de sistemas no espaço de estado e a descrição de tipos clássicos de observadores de estado, tais como os do tipo trivial e identidade. Como os observadores de estado são uma ferramenta de controle de sistemas lineares, também apresenta-se, neste capítulo, uma descrição bastante simplificada dos conceitos de controle de sistemas mecânicos. Desta forma, este capítulo é aqui utilizado como subsídio para o capítulo posterior, que está relacionado com observadores do tipo filtro de Kalman que, neste trabalho, é empregado para a localização e quantificação de falhas em sistemas mecânicos.

5.1. SISTEMAS DE CONTROLE

Um sistema de controle que mantém uma relação preestabelecida entre a grandeza de saída e a grandeza de referência, comparando-as e utilizando a diferença como meio de controle, é definido como sistema de controle com retroalimentação ou sistema de controle com malha fechada como pode ser visto na Fig. 5.1, (Ogata, 1998). Em sistemas de controle de malha fechada, o sinal atuante de erro que é a diferença entre o sinal de entrada e o sinal de retroação, excita o controlador de modo a fazer reduzir o erro e trazer o valor do sinal de saída para um valor desejado.

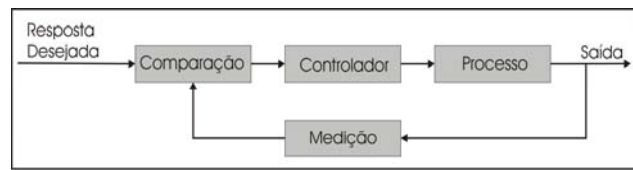


Figura 5.1 - Sistema de controle com malha fechada.

Os sistemas nos quais o sinal de saída não influencia na ação de controle são chamados de sistemas de controle de malha aberta. De forma geral, nos sistemas de controle de malha aberta, o sinal de saída do sistema não é medido nem enviado de volta para a comparação com o sinal de entrada; este tipo de controlador usa um atuador de controle para obter a resposta desejada, como mostrado na Fig. 5.2.

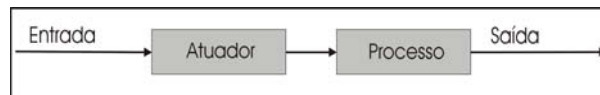


Figura 5.2 - Sistema de controle a malha aberta.

5.1.1. Controlabilidade e Observabilidade

Os conceitos de controlabilidade e observabilidade são de grande importância tanto para o estudo das técnicas de controle, como para os métodos de estimação de sistemas dinâmicos. O conceito de controlabilidade está relacionado à existência de uma possível lei de controle capaz de transferir o estado inicial de um sistema para um outro estado, num tempo finito. De maneira similar, o conceito de observabilidade está relacionado à existência de um algoritmo capaz de estimar as variáveis de estado a partir das variáveis disponíveis.

Um sistema é dito completamente controlável no instante t_0 se é possível por meio de uma excitação $\{u(t)\}$ não restrito, transferir o sistema do estado inicial $\{x(t_0)\}$ a qualquer outro estado $\{x(t_f)\}$ num tempo finito $t_f > t_0$. Além disso, se o sistema é controlável para qualquer instante t_0 e estado inicial $\{x(t_0)\}$, então o sistema é dito completamente controlável (Meirovitch, 1990).

Um vetor de excitação de controle é dito não restrito quando não há limitações quanto a sua amplitude. Assim, pode-se concluir que $\{u(t)\}$ é capaz de influenciar cada uma das variáveis de estado na expressão:

$$\{x(t)\} = [\Phi(t - t_0)]\{x(t_0)\} + \int_{t_0}^t [\Phi(t - \tau)][B]\{u(\tau)\}d\tau \quad (5.1)$$

na qual,

$[\Phi]$ é a matriz de transição de estado do sistema.

Isto requer que:

$$\text{Posto } [M] = \text{Posto de } [[B] \quad [A][B] \dots [A]^{n-1}[B]] = n \quad (5.2)$$

na qual:

$[A]$ é a matriz dinâmica do sistema.

$[B]$ é a matriz de entrada do sistema.

n é a ordem do sistema.

Um sistema é dito observável no instante t_0 , se e somente se é possível determinar o estado inicial $\{x(t_0)\}$ a partir da resposta $\{y(t)\}$ do sistema, durante um intervalo de tempo $t_0 \leq t \leq t_f$ (Meirovitch, 1990).

Isto implica que todas as variáveis de $\{x(t)\}$ influenciam a resposta $\{y(t)\}$:

$$\{y(t)\} = [C_{me}]\{x(t)\} = [C_{me}][\Phi(t - t_0)]\{x(t_0)\} + [C_{me}] \int_{t_0}^t [\Phi(t - \tau)][B]\{u(\tau)\}d\tau \quad (5.3)$$

onde:

$[C_{me}]$ é a matriz de medidas e o estado inicial $\{x(t_0)\}$ é o resultado das excitações de controle aplicadas antes de t_0 .

Existem diferentes critérios para determinar se um sistema é controlável e observável, tais como, os testes do posto de Popov, Belevitch e Hautus (Testes PBH) que avaliam a controlabilidade e observabilidade modal do sistema (Valer, 1999).

Um sistema é completamente observável se pelo menos uma das seguintes condições são satisfeitas:

Um sistema linear com k saídas é completamente observável se e somente se a matriz

$O_{(kn \times n)}$, chamada de matriz de observabilidade, seja, necessariamente, de posto (rank) n .

$$O = \begin{bmatrix} C_{me} \\ C_{me} A \\ C_{me} A^2 \\ \vdots \\ C_{me} A^{n-1} \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

5.1.2. Representação em Espaço de Estado

O estado de um sistema, utilizado nos projetos de um sistema de controle no domínio do tempo, é um conjunto de variáveis tal que o conhecimento dos valores destas variáveis e das funções de entrada, com as equações que descrevem sua dinâmica, fornecem os estados futuros e a saída futura do sistema (Dorf e Bishop, 1998). O estado de um sistema num instante t é descrito em termos de um conjunto de valores das variáveis de estado $[x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$.

O estado de um sistema é descrito por um conjunto de equações diferenciais de primeira ordem escrito em função das variáveis de estado, Eq. (5.5).

$$\begin{aligned} \dot{x}_1(t) &= a_{11}x_1(t) + a_{12}x_2(t) + \dots + a_{1n}x_n(t) + b_{11}u_1(t) + \dots + b_{1m}u_m(t) \\ \dot{x}_2(t) &= a_{21}x_1(t) + a_{22}x_2(t) + \dots + a_{2n}x_n(t) + b_{21}u_1(t) + \dots + b_{2m}u_m(t) \\ &\vdots \\ \dot{x}_n(t) &= a_{n1}x_1(t) + a_{n2}x_2(t) + \dots + a_{nn}x_n(t) + b_{n1}u_1(t) + \dots + b_{nm}u_m(t) \end{aligned} \quad (5.5)$$

na qual,

$$\{\dot{x}(t)\} = dx/dt$$

Este sistema de equações diferenciais pode ser apresentado na forma matricial de acordo com a Eq. (5.6).

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & \cdots & b_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(t) \\ \vdots \\ u_m(t) \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

na qual:

$$\{x(t)\} = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{bmatrix} \text{ é o vetor de estado;}$$

$\{u(t)\}$ é o vetor dos sinais de entrada.

Desta forma, a equação de estado pode ser representada de acordo com a Eq. (5.7).

$$\{\dot{x}(t)\} = [A]\{x(t)\} + [B]\{u(t)\} \quad (5.7)$$

na qual,

$[A]$ é uma matriz quadrada $n \times n$ chamada de matriz de estado ou matriz dinâmica;

$[B]$ é uma matriz $n \times m$, chamada de matriz de entradas;

As saídas de um sistema linear podem ser relacionadas com as variáveis de estado e com os sinais de entrada pela equação de saída, Eq. (5.8).

$$\{y(t)\} = [C_{me}]\{x(t)\} + [D]\{u(t)\} \quad (5.8)$$

na qual:

$\{y(t)\}$ é o conjunto dos sinais de saída;

$[C_{me}]$ é a matriz de saída;

$[D]$ é a matriz de transmissão direta.

5.2. METODOLOGIA DOS OBSERVADORES DE ESTADO

Muitos sistemas de controle são baseados na suposição de que todo o vetor de estado está disponível para medição direta, mas na prática, nem todas as variáveis de estado estão disponíveis diretamente, necessitando assim estimar as variáveis não medidas (Melo e Lemos, 2004).

No projeto de sistemas de controle utilizando observadores de estado, os mesmos

podem reconstruir os estados não medidos ou os valores provenientes de pontos de difícil acesso no sistema, a partir das variáveis de estado disponíveis (Meirovitch, 1990).

5.2.1. Conceito de Observador de Estado

Um observador de estado para um sistema dinâmico com estado $\{x(t)\}$, saída $\{y(t)\}$ e entrada $\{u(t)\}$ é um sistema dinâmico auxiliar, ou melhor, uma cópia do sistema original que possui a mesma entrada deste sistema e que tem a capacidade de estimar os estados desconhecidos do sistema a partir de estados conhecidos (Fig. 5.3).

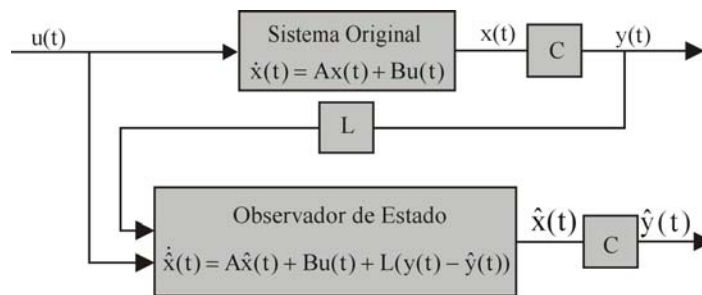


Figura 5.3 - Definição do Observador de Estado.

A construção deste observador de estado é possível somente se o sistema dinâmico for observável.

5.2.2. Observadores Triviais

Uma solução trivial para o problema de estimação de estado de um sistema é construir uma cópia do sistema original. Por exemplo, se o sistema original é:

$$\{\dot{x}(t)\} = [A]\{x(t)\} + [B]\{u(t)\} \quad (5.9)$$

O observador deveria ser:

$$\{\dot{\hat{x}}(t)\} = [A]\{\hat{x}(t)\} + [B]\{u(t)\} \quad (5.10)$$

Se $\{x(0)\} = \{\hat{x}(0)\}$, o modelo seguirá exatamente o sistema original. O problema com esta técnica é que o erro não reduz rapidamente. Pode-se verificar que:

$$[\{\hat{x}(t)\} - \{x(t)\}] = [A][\{\hat{x}(t)\} - \{x(t)\}] \quad (5.11)$$

Através da Eq. (5.11), verifica-se que o erro somente tende a zero se o sistema original é assintoticamente estável e na velocidade de convergência determinada pelos autovalores do sistema original, limitando seriamente a metodologia empregada (Melo, 1998).

5.2.3. Observadores do tipo Identidade

Para descrição do observador identidade, considera-se o seguinte sistema linear e invariante no tempo apresentado pela Eq. (5.12):

$$\begin{cases} \dot{\{x(t)\}} = [A]\{x(t)\} + [B]\{u(t)\} \\ \{y(t)\} = [C_{me}]\{x(t)\} \end{cases} \quad (5.12)$$

na qual:

$[A] \subset \mathbb{R}^{n \times n}$, $[B] \subset \mathbb{R}^{n \times m}$, $[C_{me}] \subset \mathbb{R}^{k \times n}$ sendo n a ordem do sistema, m o número de entradas $\{u(t)\}$, e k o número de saídas de $\{y(t)\}$. O sistema é assumido como totalmente observável (Muscolino et al, 2003).

Um observador para este sistema é dado como:

$$\{\hat{\dot{x}}(t)\} = [A]\{\hat{x}(t)\} + [B]\{u(t)\} + [L](\{y(t)\} - \hat{y}(t)) \quad (5.13)$$

$$\{\hat{y}(t)\} = [C_{me}]\{\hat{x}(t)\} \quad (5.14)$$

na qual:

$[L]$ é a matriz do observador de estado.

O erro de estimação de estado fica:

$$\{e(t)\} = \{\hat{x}(t)\} - \{x(t)\} \quad (5.15)$$

E o erro de estimação na saída (resíduo):

$$\{E(t)\} = \{\hat{y}(t)\} - \{y(t)\} \quad (5.16)$$

Substituindo as equações (5.9), (5.12), (5.13), e (5.14) em (5.15) e (5.16) tem-se:

$$\{\dot{e}(t)\} = ([A] - [L][C_{me}])\{e(t)\} \quad (5.17)$$

$$\{E(t)\} = [C_{me}] \{e(t)\} \quad (5.18)$$

na qual:

$\{\dot{e}(t)\} = d\{e(t)\}/dt$ representa a evolução do erro do observador.

Os autovalores da matriz do observador $[[A] - [L][C_{me}]]$ são usualmente escolhidos, no plano complexo, à esquerda dos autovalores da matriz dinâmica $[A]$ para garantir a estabilidade do sistema e rápida convergência.

5.2.4. Observadores de Estado Global e Robusto

Na metodologia desenvolvida são utilizados dois tipos de observadores de estado. O primeiro é responsável pela detecção da falha (observador de estado global) e, o segundo, é responsável pela localização da mesma (observador de estado robusto).

A análise teórica de cálculo, tanto para o observador global quanto para o observador robusto dedicado a um parâmetro sujeito à falha, é a mesma. A diferença básica ocorre na montagem da matriz dinâmica do sistema. O observador global nada mais é do que uma cópia do sistema original, e analisa todo o sistema detectando possíveis falhas no mesmo. Os observadores de estado robustos conseguem detectar a falha caso esta ocorra no parâmetro para o qual ele foi projetado. Na verdade deve-se montar um banco de observadores robustos, cada um em relação a um parâmetro a ser monitorado, para se tornar possível um bom diagnóstico e localização do problema.

Quando o sistema está funcionando adequadamente, sem indícios de falhas, o observador de estado global responde exatamente como o sistema real. O observador de estado global é um conjunto de equações diferenciais ordinárias.

Primeiramente, deve-se calcular a matriz dinâmica do sistema que contém as características do mesmo, ou seja, a matriz de massa, rigidez e amortecimento, na forma:

$$[A] = \begin{bmatrix} [0] & [I] \\ -([M]^{-1}[K]) & -([M]^{-1}[C]) \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

A matriz dinâmica $[A]$ é utilizada para o cálculo do observador global. No caso de se montar o observador robusto em relação a um determinado parâmetro, exclui-se percentuais

do parâmetro sujeito à falha da matriz dinâmica. Agora o passo a ser tomado é a escolha da matriz de medidas; esta matriz indica o parâmetro que vai ser medido para a reconstrução dos demais. Para um sistema de três graus de liberdade, por exemplo, a matriz fica $[C_{me}] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, sendo que apenas se mede $\{x_1(t)\}$ (deslocamento da primeira massa) e o próprio observador reconstruirá as outras medidas, $\{x_2(t)\}$ e $\{x_3(t)\}$.

Estabelecida a matriz de medidas, verifica-se se o sistema é observável com as medidas estipuladas. Se isto não ocorrer, as medidas devem ser tomadas em outros pontos, e desta forma a nova matriz de medidas ficaria:

$$[C_{me}] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.20)$$

medindo-se assim os valores das saídas $\{x_1(t)\}$ e $\{x_2(t)\}$ do sistema, reconstruindo $\{x_3(t)\}$.

A seguir são calculados os autovalores da matriz dinâmica, pois os autovalores impostos para os cálculos posteriores devem estar à esquerda dos autovalores da matriz dinâmica para que se possa garantir estabilidade e rápida convergência. Para isto assumem-se os valores negativos inteiros em módulo, uma unidade superior, ao maior dentre os calculados, pois se os autovalores são impostos aleatoriamente e com valores elevados, podem resultar em problemas de ordem numérica na resolução do sistema de equações diferenciais. Pelas equações (5.13) e (5.14), verifica-se a necessidade do cálculo da matriz $[L]$ do observador de estado (Lemos, 2004). Neste trabalho o ganho do observador dado pela matriz $[L]$ assume o nome $[K_{KF}]$ que será melhor estudado no próximo capítulo.

CAPÍTULO 6

OBSERVADORES DE ESTADO TIPO FILTRO DE KALMAN

É fisicamente e economicamente inviável, em vários sistemas de controle, a instalação de todos os transdutores que serão necessários para medir todas as variáveis de estado. Ao analisar a metodologia dos observadores de estado, verifica-se que os mesmos possuem a capacidade de reconstruir os estados inacessíveis ou inviáveis. No entanto, a condição necessária para esta reconstrução é que todos os estados sejam observáveis, Luenberger (1964), Luenberger (1966) e D'Azzo e Houpis (1988). Sabe-se que o ruído no sensor pode afetar muito a convergência do observador. Nos observadores de Luenberger o ganho é determinado através de algoritmos de alocação de autovalores e/ou autovetores da matriz do observador com um certo critério (por exemplo, para minimização da sensibilidade da alocação dos autovalores frente a variação de parâmetros), cuidando com que a velocidade de estimação, determinada pelos autovalores, não seja muito grande, evitando o aumento da sensibilidade ao ruído no sensor, sendo que este tipo de observador corresponde a um observador determinístico (Marano, 2002). O problema do ruído no sensor conduz naturalmente a um observador estocástico que não apenas maneja melhor este ruído, mas também é caracterizado por ter um ganho ótimo segundo um certo critério, como será visto na sequência. O observador ótimo, ou observador estocástico, é conhecido como filtro de Kalman-Bucy (KF). O filtro de Kalman tem demonstrado ser útil em várias aplicações (tais como em navegação, identificação de parâmetros e filtro de sinais), no entanto, o interesse aqui é sua aplicação no diagnóstico de falhas.

Neste trabalho utiliza-se um observador otimizado no qual a matriz de ganho é calculada pela equação algébrica de Riccati como será visto mais adiante.

6.1. ESTRUTURA GERAL DO OBSERVADOR DE ESTADO: FILTRO DE KALMAN

Considere-se um sistema linear, invariante no tempo e observável:

$$S: \begin{cases} \dot{\{x(t)\}} = [A]\{x(t)\} + [B]\{u(t)\} + [L]\{\xi(t)\} \\ \{y(t)\} = [C_{me}]\{x(t)\} + \{\eta(t)\} \end{cases} \quad (6.1)$$

no qual, $\{x(t)\}$ é um vetor de estado $n \times 1$, $\{u(t)\}$ é um vetor de entrada $m \times 1$, $\{y(t)\}$ é um vetor de saída $k \times 1$, $[A]$ é uma matriz do sistema $n \times n$ (matriz dinâmica), $[B]$ é uma matriz de distribuição $n \times m$ (matriz de entradas), $[C_{me}]$ é a matriz de medidas $k \times n$, sendo n a ordem do sistema, m o número de entradas $\{u(t)\}$, e k o número de saídas $\{y(t)\}$. O vetor $\{\xi\}$ é chamado de ruído de excitação no estado e representa um distúrbio no sistema e o vetor $\{\eta\}$ é chamado de ruído no sensor. Devido a natureza estocástica dos vetores $\{\xi\}$ e $\{\eta\}$, no filtro de Kalman, considera-se que estes têm certas propriedades estatísticas, correspondente ao ruído Gaussiano branco, estacionário (invariante no tempo) e não correlacionados entre si. Matematicamente, têm-se:

$$E[\{\xi(t)\}] = 0, E[\{\eta(t)\}] = 0, \forall t \quad (6.2)$$

$$E[\{\xi(t)\}\{\xi^T(t)\}] = \Xi \delta(t - \tau), E[\{\eta(t)\}\{\eta^T(t)\}] = \Theta \delta(t - \tau) \quad (6.3)$$

$$E[\{\xi(t)\}\{\eta^T(\tau)\}] = E[\{\eta(t)\}\{\xi^T(\tau)\}] = 0 \quad (6.4)$$

Onde, E denota o valor esperado, $\delta(t - \tau)$ é o delta de Dirac (impulso em $t = \tau$) as matrizes Ξ e Θ são chamadas de intensidade dos ruídos $\{\xi\}$ e $\{\eta\}$, respectivamente, e são matrizes simétricas e positivas definidas:

$$\Xi = \Xi^T \geq 0, \Theta = \Theta^T > 0 \quad (6.5)$$

A Eq. (6.2) é uma característica do ruído branco e significa que o valor esperado (média) é zero em qualquer instante de tempo. A Eq. (6.3) indica também uma característica do ruído branco: é completamente imprevisível já que é não correlacionado para qualquer $t \neq \tau$. Por último, a Eq. (6.4) indica que os ruídos $\{\xi\}$ e $\{\eta\}$ não estão correlacionados entre si. Uma observação importante a fazer aqui é que ruídos brancos contínuos não existem na

realidade, sendo simplesmente uma abstração, mas devido a suas propriedades, estes conduzem a deduções mais simples. É um limite para um processo estocástico. No domínio da frequência, o ruído branco corresponde a um processo estocástico com uma densidade de potência espectral constante (com valor Ξ e Θ correspondentes aos ruídos $\{\xi\}$ e $\{\eta\}$, respectivamente) para todas as frequências, e por conseguinte com potência infinita.

Dadas as suposições acima mencionadas, o problema de estimação ótima do vetor de estado $\{x(t)\}$ na presença de ruídos brancos (tanto nos vetores de estado como nas variáveis medidas) pode ser formulado como um problema de se encontrar um valor ótimo (filtro de Kalman) que gere uma estimação $\{\hat{x}(t)\}$ para o vetor de estado real $\{x(t)\}$, no sentido que minimize a covariância do erro de estimação $\{e(t)\} = \{\hat{x}(t)\} - \{x(t)\}$:

$$\mathfrak{S}_{KF} = E[\{e(t)\}\{e^T(t)\}] \quad (6.6)$$

que está sujeito à equação de restrição (6.1).

Kalman e Bucy provaram que a melhor estrutura para o filtro de Kalman (dentre todas as estruturas possíveis, lineares e não lineares) quando a dinâmica do sistema é linear e os ruídos são brancos e Gaussianos, é a seguinte:

$$\bar{S}_{KF} : \{\hat{\dot{x}}(t)\} = [A] \{\hat{x}(t)\} + [B] \{u(t)\} + [K_{KF}] (\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}) \quad (6.7)$$

Na qual $[K_{KF}]$ é a matriz do observador de estado, $\{\hat{x}(t)\}$ é o vetor de estado do observador. A equação acima é exatamente igual à estrutura de um observador de ordem plena. Então o problema se reduz a determinação da matriz de ganho “ótima” do filtro $[K_{KF}]$, a qual minimiza o funcional na Eq. (6.6).

6.1.1. Equação de Riccati Algébrica do Filtro (Fare)

A solução do problema de otimização pode ser encontrada na literatura como em Valer (1999). Já que no presente trabalho o principal interesse é a aplicação das metodologias de controle, apresenta-se aqui, sem demonstração formal, a solução para este problema. Para isso, admite-se que o vetor de estado inicial não é correlacionado aos ruídos $\{\xi\}$ e $\{\eta\}$:

$$E[\{x(0)\} \{\eta^T(t)\}] = E[\{x(0)\} \{\xi^T(t)\}] = 0 \quad (6.8)$$

O ganho ótimo $[K_{KF}]$ para o filtro de Kalman é dado pela seguinte relação:

$$[K_{KF}] = [S_{KF}] [C_{me}^T] \Theta^{-1} \quad (6.9)$$

na qual $[S_{KF}]$ é uma matriz simétrica e positiva definida que cumpre a seguinte equação algébrica de Riccati para o filtro de Kalman (FARE) em regime:

$$[S_{KF}] [A^T] + [A] [S_{KF}] + [L] \Xi [L^T] - [S_{KF}] [C_{me}^T] \Theta^{-1} [C_{me}] [S_{KF}] = 0 \quad (6.10)$$

6.1.2. Propriedades do Filtro de Kalman

O filtro de Kalman possui a garantia de estabilidade. A matriz $[K_{KF}]$, determinada por FARE, garante a estabilidade do observador, pois tem-se que: $\Re(\lambda_i([A] - [K_{KF}] [C_{me}])) < 0$, para $i = 1, \dots, n$

na qual:

$$[L_{KF}](s) = [C_{me}] (s[I] - [A])^{-1} [K_{KF}] \quad (6.11)$$

é chamada de matriz da malha do filtro de Kalman.

6.1.3. Intensidades dos Ruídos

Na prática, as intensidades Ξ e Θ dos dois ruídos no estado e no sensor são desconsideradas. Além disso, na realidade o ruído no sensor não é branco e este é apenas uma mera aproximação. Por isso, estas matrizes podem ser consideradas como parâmetros de projeto para obter uma boa resposta no filtro de Kalman. Neste sentido, é comum considerar:

$$\Xi = I, \text{ e } \Theta = \mu I \quad (6.12)$$

na qual μ é um parâmetro do projeto que deverá ser escolhido pelo projetista. Isto equivale a considerar $\{\xi(t)\} = \{w_1(t)\}$ e o vetor $\{\eta(t)\} = \sqrt{\mu} I \{w_2(t)\}$, na qual $\{w_1\}$ e $\{w_2\}$ são ruídos brancos com intensidade unitária, médias zero e não correlacionados entre si. É claro que o filtro de Kalman será ótimo somente no caso em que essas intensidades coincidam com as intensidades reais. Um critério para escolher a constante μ é considerar que quanto menor seja este parâmetro, para uma mesma matriz $[L]$, menor será a capacidade de rejeição de

ruído do observador e mais rápida a sua resposta.

CAPÍTULO 7

OBSERVADORES DE ESTADO PROPORCIONAL-INTEGRAL COM GANHO DETERMINADO POR FARE

Os observadores em que todas as entradas do sistema devem ser conhecidas e disponíveis têm grande utilidade no caso em que a única entrada ao sistema de controle é o próprio vetor de controle. Nos casos em que o sistema está exposto a entradas desconhecidas ou distúrbios, os quais não podem ser medidos ou são de medição muito difícil ou simplesmente impossível, o desempenho desse observador pode ser muito ruim. Desenvolveu-se a metodologia de diagnóstico de falhas, utilizando observadores de estado, na qual suas entradas são consideradas desconhecidas ou parcialmente desconhecidas utilizando o observador Proporcional e Integral para estimar as entradas desconhecidas, na qual, o ganho deste observador é determinado pelo ganho dado por aquele do Filtro de Kalman. Após a identificação das entradas desconhecidas, estas são utilizadas para a detecção de possíveis falhas que estejam ocorrendo nos sistemas. Para isso, o Filtro de Kalman é utilizado para gerar os estados não conhecidos (Guan, 1991).

7.1. METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO UTILIZANDO OBSERVADOR PROPORCIONAL - INTEGRAL

Uma representação muito conveniente para sistemas com estas características é como indicada pela seguinte equação:

$$S: \begin{cases} \dot{\{x(t)\}} = [A]\{x(t)\} + [B]\{u(t)\} + [B_d]\{v_d(t)\} \\ \{y(t)\} = [C_{me}]\{x(t)\} \end{cases} \quad (7.1)$$

na qual:

$\{x(t)\}$ é um vetor estado $n \times 1$,

$\{u(t)\}$ é um vetor entrada $m \times 1$,

$\{y(t)\}$ é um vetor saída $k \times 1$,

$\{v_d(t)\}$ é um vetor de distúrbio $p \times 1$,

$[A]$ é uma matriz do sistema $n \times n$ (matriz dinâmica),

$[B]$ é uma matriz de distribuição $n \times m$ (matriz de entradas),

$[C_{me}]$ é a matriz de medidas $n \times k$,

$[B_d]$ é a matriz distribuição do distúrbio $n \times p$,

sendo n a ordem do sistema, m o número de entradas $\{u(t)\}$, k o número de saídas $\{y(t)\}$ e p o número de distúrbios $\{v_d(t)\}$.

O problema de estimar o estado de um sistema linear invariante no tempo conduzido por entradas conhecidas e desconhecidas tem sido tema de pesquisas nas últimas décadas. Isto é de considerável importância, já que na prática existem muitas situações onde os distúrbios estão presentes ou algumas das entradas são inacessíveis. Logo, um observador convencional que supõe o conhecimento de todas as entradas não pode ser utilizado. Neste sentido, um observador capaz de estimar o estado de um sistema linear com entradas parcialmente desconhecidas, ou seja, robusto diante de distúrbios, pode ser de grande utilidade.

A idéia aqui é projetar um observador capaz de estimar o distúrbio $\{v_d\}$. A Fig. 7.1 sugere a função deste observador.

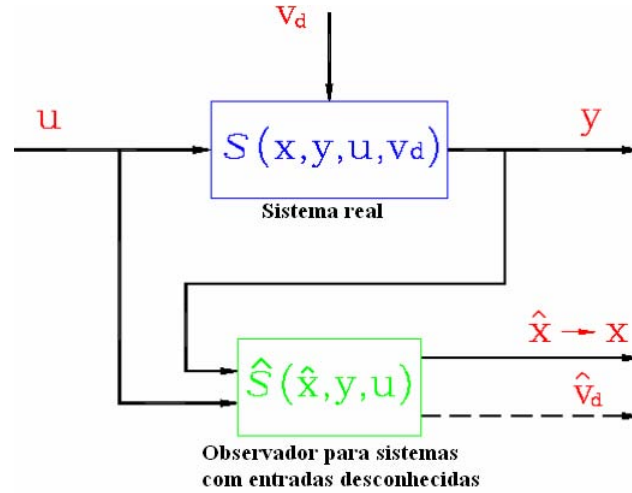


Figura 7.1 - Observador com entrada desconhecida.

7.1.1. Modelagem do Observador com Entradas Desconhecidas

Segundo esta abordagem, admite-se que a dinâmica do vetor de distúrbio satisfaz a seguinte equação diferencial:

$$\{v_d(t)\} = [C_d]\{w(t)\} \quad (7.2)$$

$$\{\dot{w}(t)\} = [A_d]\{w(t)\} \quad (7.3)$$

Na qual $\{w\}$ faz o papel do ‘estado’ do distúrbio cuja dinâmica está contida na matriz $[A_d]$ e a matriz $\{C_d\}$ indica como o distúrbio é dependente deste ‘estado’. A escolha destas matrizes depende da natureza do distúrbio. Assim, por exemplo, no caso em que o distúrbio $\{v_d\}$ seja constante, uma escolha conveniente para os distúrbios é que a matriz $[A_d] = 0$ e que $[C_d] = [I]$. Combinando as equações (7.1) com (7.2) e (7.3) obtemos um modelo de estado aumentado para a planta:

$$S_a : \begin{cases} \{\dot{x}_a(t)\} = \begin{bmatrix} \{\dot{x}(t)\} \\ \{\dot{w}(t)\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [A] & [B_d][C_d] \\ 0 & [A_d] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \{x(t)\} \\ \{w(t)\} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} [B] \\ 0 \end{bmatrix} \{u(t)\} \\ \{y(t)\} = \begin{bmatrix} [C_{me}] & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \{x(t)\} \\ \{v_d(t)\} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (7.4)$$

Observa-se na equação acima que $\{w\}$ não é controlável através de $\{u\}$. Mas, em geral, é observável e daqui é possível projetar um observador para este sistema que seja capaz de

estimar tanto as variáveis $\{x\}$ como $\{w\}$. Assim, um observador de ordem plena para este novo sistema será:

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}(t) \\ \dot{\hat{w}}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [A] & [B_d] [C_d] \\ 0 & [A_d] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}(t) \\ \hat{w}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} [B] \\ 0 \end{bmatrix} \{u(t)\} + \begin{bmatrix} [K_1] \\ [K_2] \end{bmatrix} (\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}) \quad (7.5)$$

na qual a matriz $[K] = \begin{bmatrix} [K_1^T] & [K_2^T] \end{bmatrix}^T$ é tal que garanta estabilidade ao observador. Equivalentemente, tem-se:

$$\hat{S}_{ed/ds} : \begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = [A] \{\hat{x}(t)\} + [B] \{u(t)\} + [B_d] [C_d] \{\hat{w}(t)\} + [K_1] (\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}) \\ \dot{\hat{w}}(t) = [A_d] \{\hat{w}(t)\} + [K_2] (\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}) \end{cases} \quad (7.6)$$

7.1.2. Observador Proporcional-Integral

Quando o espectro de distúrbios não contém altas frequências, o observador da seção (7.1.1) pode ser utilizado considerando $[A_d] = 0$ e $[C_d] = [I]$ o que conduz a uma grande simplificação, resultando que um observador muito útil pode ser projetado. Neste caso, o ramo correspondente à estimação do vetor de distúrbio torna-se um banco de integradores e o ramo correspondente ao estimado do vetor de estado se torna proporcional e integral ao residual: $\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}$. Este observador é chamado proporcional-integral ou PI e tem propriedades superiores sobre o observador proporcional de ordem plena. O observador proporcional-integral é capaz de estimar qualquer distúrbio (constante, linear, não linear) sempre que este seja mais lento que a constante de tempo da ação integral e o número de medições não seja menor que o número de distúrbios. Aumentando o ganho integral é possível rejeitar distúrbios mais rápidos, no entanto, isto tem o efeito negativo de diminuir a margem de estabilidade do observador. Usando a Eq. (7.6), tem-se para o caso do observador proporcional-integral:

$$\hat{S}_{pi} : \begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = [A] \{\hat{x}(t)\} + [B] \{u(t)\} + [B_d] \{v_d(t)\} + [K_p] (\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}) \\ \dot{\hat{v}}_d(t) = [K_i] (\{y(t)\} - [C_{me}] \{\hat{x}(t)\}) \end{cases} \quad (7.7)$$

Ou, equivalentemente,

$$\hat{S}_{pi} : \{\hat{\hat{x}}_a(t)\} = [A_a] \{\hat{x}_a(t)\} + [B_a] \{u(t)\} + [K_a] (\{y(t)\} - [C_a] \{\hat{x}_a(t)\}) \quad (7.8)$$

na qual: $\{\hat{x}_a\} = \begin{bmatrix} \{\hat{x}\} \\ \{v_d\} \end{bmatrix}$, $A_a = \begin{bmatrix} A & B_d \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $B_a = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}$, $C_a = [C_{me} \quad 0]$, $K_a = \begin{bmatrix} K_p \\ K_I \end{bmatrix}$

A condição necessária e suficiente para a existência do observador é que o par $([A_a], [C_a])$ seja, no mínimo, observável, de maneira que seja possível alocar os autovalores da seguinte matriz do plano complexo:

$$[\hat{A}_a] = [A_a] - [K_a][C_a] = \begin{bmatrix} [A] - [K_p][C_{me}] & [B_d] \\ -[K_I][C_{me}] & 0 \end{bmatrix} \quad (7.9)$$

Neste trabalho o ganho do observador PI é determinado pelo ganho obtido pelo filtro de Kalman apresentado no item (6.1.1).

7.1.3. Projeto utilizando Observador PI para estimação da entrada e diagnóstico de falha estrutural

Apresenta-se na Fig. 7.2 o esquema de um sistema funcionando com observadores de estado, onde se verifica a força de excitação conhecida $\{u(t)\}$, entrada (distúrbio) desconhecido $\{v_d(t)\}$, a resposta medida $\{y(t)\}$, os observadores PI utilizados para identificar a entrada desconhecida, os observadores global e robusto aos parâmetros sujeitos a falhas $s_1, \dots, s_n$ e uma unidade de decisão lógica. Conforme anteriormente comentado, o observador de estado global é responsável pela detecção da falha. O observador de estado robusto é responsável pela localização da mesma. O observador global nada mais é do que uma cópia do sistema original, e analisa todo o sistema detectando possíveis falhas no mesmo. Os observadores de estado robustos conseguem detectar a falha caso esta ocorra no parâmetro para o qual ele foi projetado. Na verdade deve-se montar um banco de observadores robustos, cada um em relação a um parâmetro a ser monitorado, para se tornar possível uma boa diagnose e localização do problema.

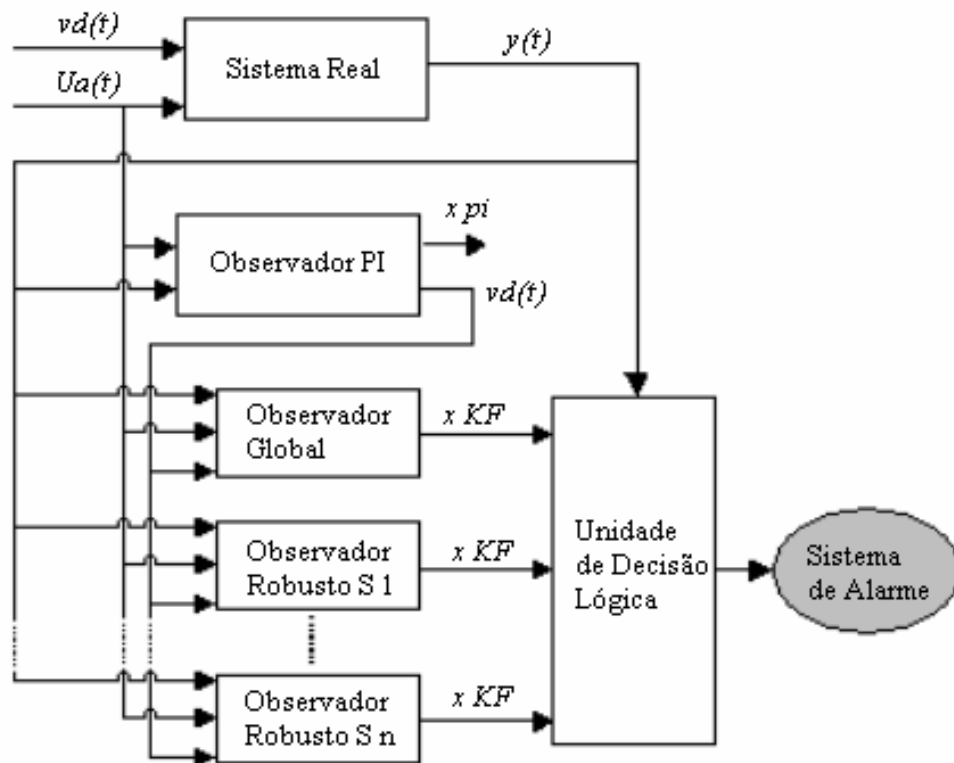


Figura 7.2 - Sistema de Observação Robusta.

Quando o sistema está funcionando adequadamente, sem indícios de falhas, o observador de estado global responde exatamente como o sistema real. Quando um determinado componente do sistema em questão começa a falhar, o observador de estado sente a influência deste processo rapidamente, pois este apresenta a “mesma” resposta do sistema real, desde que este esteja funcionando adequadamente. O objetivo é utilizar este efeito pelo observador de estado para localizar e quantificar a falha no sistema mecânico. Os observadores de estado global e robusto são modelados, neste trabalho, utilizando a metodologia do Filtro de Kalman. Isto deve-se ao fato de que este maneja melhor o ruído no sistema, eles são colocados em um banco de observadores e os valores RMS das diferenças entre os sinais reais (medidos) e os gerados pelos observadores são analisadas em uma unidade de decisão lógica que analisa a tendência da progressão da falha e aciona, quando for necessário, um sistema de alarme. O sistema de alarme pode estar pronto para ser acionado quando ocorrer uma determinada variação percentual em um determinado parâmetro, mas isto depende do sistema que está sendo avaliado. Deve-se ressaltar que este é um processo “on line” e o modelo do observador PI deve ser constantemente atualizado durante todo o processo em que a falha esteja ocorrendo, só assim ele poderá identificar o distúrbio (entrada)

com boa precisão.

CAPÍTULO 8

SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL

Com o objetivo de validar as metodologias desenvolvidas, são apresentadas, nesta seção, algumas simulações computacionais. Os programas desenvolvidos neste trabalho foram realizados utilizando-se o software MATLAB, versão 6.2, produzido e distribuído pela empresa de software MATHWORKS. A escolha deste software deve-se à facilidade de implementação das rotinas computacionais e pela grande utilização deste em várias áreas da engenharia e ciências em geral.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, foram desenvolvidos várias rotinas computacionais, as mais relevantes serão discutidas na sequência.

- 1 **simngdl** - Este programa permite a simulação de um sistema mecânico linear com n graus de liberdade. As variáveis de entrada para esta rotina são: as matrizes de massa, amortecimento e rigidez do sistema a ser simulado, as condições iniciais de deslocamento e velocidade e as forças de excitação bem como o intervalo de tempo a ser considerado e o número de pontos dentro deste intervalo.
- 2 **treli** – Esta rotina é utilizada com o principal objetivo de montar as matrizes de massa e rigidez de um sistema treliçado, composto por elementos de barras, com 2 graus de liberdade por nó.
- 3 **ideforfou** – Rotina utilizada para a identificação de entradas de um sistema mecânico com n graus de liberdade utilizando, para isso, o método de Fourier como pode ser visto na seção 3.1.1. Como entrada deste programa, utiliza-se a resposta no tempo de deslocamento ou

velocidade gerada pelo `simngdl` ou medida diretamente numa estrutura real, as matrizes de massa, amortecimento e rigidez e o número de termos para o truncamento das séries dentro de um certo intervalo de tempo com um determinado número de pontos considerados.

- 4 **ideforlege** – Idem ao `ideforfou`, mas utilizando, neste caso, os polinômios de Legendre, como pode ser visto no item 3.1.2.
- 5 **ideforcheby** – Idem ao `ideforfou`, mas utilizando, neste caso, os polinômios de Chebyshev, como pode ser visto no item 3.1.3.
- 6 **okalman** – Programa utilizado para identificação de falhas em sistemas mecânicos através da metodologia dos observadores de estado do tipo filtro de Kalman proposta no capítulo 6. Com o conhecimento inicial dos parâmetros do sistema, este programa monta um banco de observadores de estado robusto com variações percentuais definidas para cada parâmetro do sistema suscetível à ocorrência de falha. A escolha destes parâmetros depende da habilidade do projetista ou da utilização de outro tipo de metodologia para isso. Com a resposta importada do `simngdl` após a variação de um determinado parâmetro, simulando uma falha e com o conhecimento prévio das entradas, este programa é capaz de localizar e quantificar a falha na estrutura e apresentando-as através de interfaces gráficas.
- 7 **opi** – Este programa é utilizado com o objetivo de determinar as entradas não conhecidas do sistema e utilizá-las como entrada do programa `okalman`. Este programa utiliza a metodologia dos observadores proporcional-integral descrita no capítulo 7 e diferentemente dos programas de identificação de entradas descritos nos itens 3, 4 e 5 pode estimar algumas entradas do sistema somente com a medição em alguns pontos.
- 8 **ideforparfou** – Este programa é utilizado para a identificação das forças e dos parâmetros do sistema, somente com o conhecimento da resposta antes e após uma variação conhecida ter sido provocada. Também, é necessário entrar com o número de termos de expansão, no caso deste

programa, das séries de Fourier. Esta metodologia pode ser vista no capítulo 4.

- 9 **ideforparlege** - Idem ao ideforparfou, mas utilizando, neste caso, os polinômios de Legendre.
- 10 **ideforparcheby** - Idem ao ideforparfou, mas utilizando, neste caso, os polinômios de Chebyshev.

Valer (1999) em sua dissertação de mestrado utiliza um sistema mecânico composto por um braço robótico. Este mesmo sistema é utilizado várias vezes neste trabalho para exemplificar as metodologias aqui desenvolvidas, sendo que a simulação deste sistema mecânico foi realizada utilizando o método de Runge Kutta de quarta ordem. Este sistema é apresentado de duas maneiras diferentes: na primeira o braço fica posicionado na direção horizontal. Na segunda ele se encontra deitado, assim, a força devido ao peso do braço deve ser considerada durante a simulação do sistema, sendo que esta entrada é função da resposta do sistema. Assim, é considerada como uma entrada não linear. Como o objetivo aqui é o de demonstrar a forma com que a metodologia foi desenvolvida, optou-se por um sistema (braço robótico) com certa complexidade (força não-linear), mas com somente dois graus de liberdade. É apresentada também uma estrutura treliçada no exemplo 4, item 8.4.

8.1. EXEMPLO 1: IDENTIFICAÇÃO DE FORÇA UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS E DIAGNÓSTICO DE FALHA UTILIZANDO OBSERVADORES DE ESTADO DO TIPO FILTRO DE KALMAN

É apresentado, a seguir, um exemplo de determinação de uma entrada desconhecida em um braço robótico como mostrado na Fig. 8.1, utilizando as funções ortogonais de Fourier, Legendre e Chebyshev. O diagnóstico da falha é realizado por meio de observadores de estado.

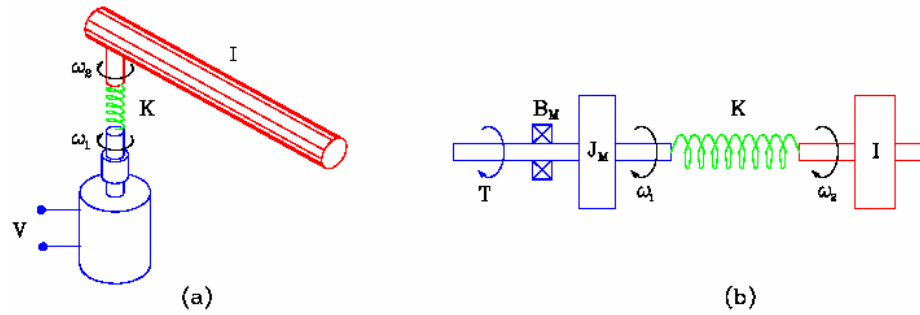


Figura 8.1 - Junta flexível de um robô.

O modelo pode ser representado pela equação de estado (6.1) no qual os parâmetros do sistema são dados:

$$[A] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -K/J_M & K/J_M & -B_M/J_M & 0 \\ K/I & -K/I & 0 & 0 \end{bmatrix}, [B] = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ K_e/J_M \\ 0 \end{bmatrix}, [C_{me}] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} e$$

$$\{x\} = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \omega_1 \quad \omega_2]^T$$

na qual:

$\theta_1(t)$: Deslocamento angular do braço do robô ($\theta_1(0)=15^\circ$)

$\theta_2(t)$: Deslocamento angular na saída da caixa de redução ($\theta_2(0)=15^\circ$).

$\omega_1(t)$: Velocidade angular do braço do robô ($\omega_1(0)=0 \text{ rad s}^{-1}$).

$\omega_2(t)$: Velocidade na saída da caixa de redução ($\omega_2(0)=0 \text{ rad s}^{-1}$).

$V(t)$: Tensão de armadura do motor (= Onda senoidal com amplitude de 1 V e 5 rad/s).

I : Inércia do braço robô ($= 0.4 \text{ Kg m}^2$).

K : Rigidez torcional da mola ($= 1 \text{ N m/rad}$).

J_M : Inércia equivalente do motor incluindo caixa de redução ($= 0.0424 \text{ Kg m}^2$)

B_M : Atrito viscoso no motor incluindo força contraeletromotriz e caixa de redução ($= 0.0138 \text{ N m s/rad}$).

K_e : Ganho para torque do motor ($= 0.0403 \text{ N m/V}$).

A simulação do sistema foi realizada através do programa `simngdl`, gerando 5120 pontos no intervalo de tempo de 5 s. Neste caso, foram utilizados os sinais de deslocamento angular para a identificação da entrada $\{V(t)\}$ do sistema. Para as três funções ortogonais utilizadas na identificação da entrada do sistema foram utilizados 100 termos de expansão das séries. Estas entradas identificadas pelos métodos são utilizadas como entradas para o observador (rotina `okalman`). As entradas identificadas e as reais podem ser vistas nas figuras 8.2, 8.7 e 8.12, assim, estas foram utilizadas para o monitoramento e diagnóstico de falha no sistema. Para simular uma falha que esteja ocorrendo no braço foi provocada uma redução na rigidez torcional K , do braço, em 10%. No caso do braço robótico, aqui simulado, foram considerados como parâmetros susceptíveis à ocorrência de falha os seguintes componentes: I , K , J_M e B_M . O banco de observadores robustos é gerado para os parâmetros factíveis à falha com variação percentual de 5% no valor de cada parâmetro.

8.1.1. Método de Fourier

Na Fig. 8.3 são apresentados os sinais “medidos” antes e após ter sido provocada a falha e os correspondentes sinais gerados pelo observador global. Na Fig. 8.4 são apresentados os sinais de deslocamento angular somente quando os observadores robustos apresentam 10% de perda nos parâmetros analisados. Nas figuras 8.5 e 8.6 é apresentado o valor inverso da diferença RMS entre o sinal de deslocamento angular $\{\theta_1(t)\}$, simulado na saída do motor e os sinais gerados pelos observadores robustos, para o sistema antes e após a falha ter sido provocada, reduzindo em 5% o valor de cada parâmetro sujeito a esta falha.

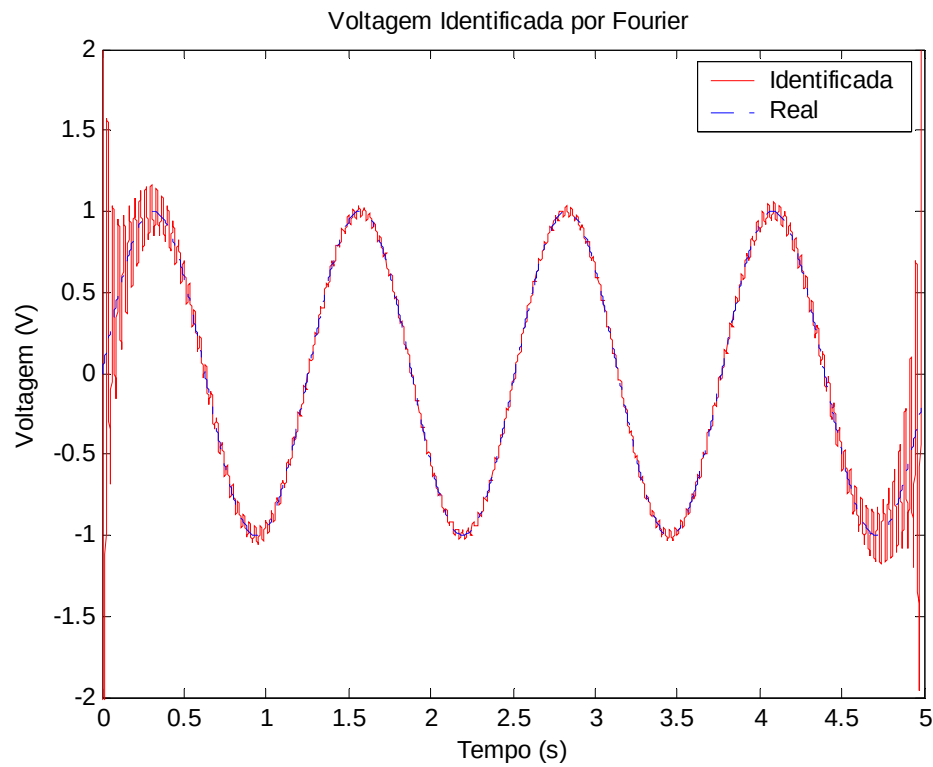


Figura 8.2 - Voltagem de armadura do motor identificada através do método de Fourier.

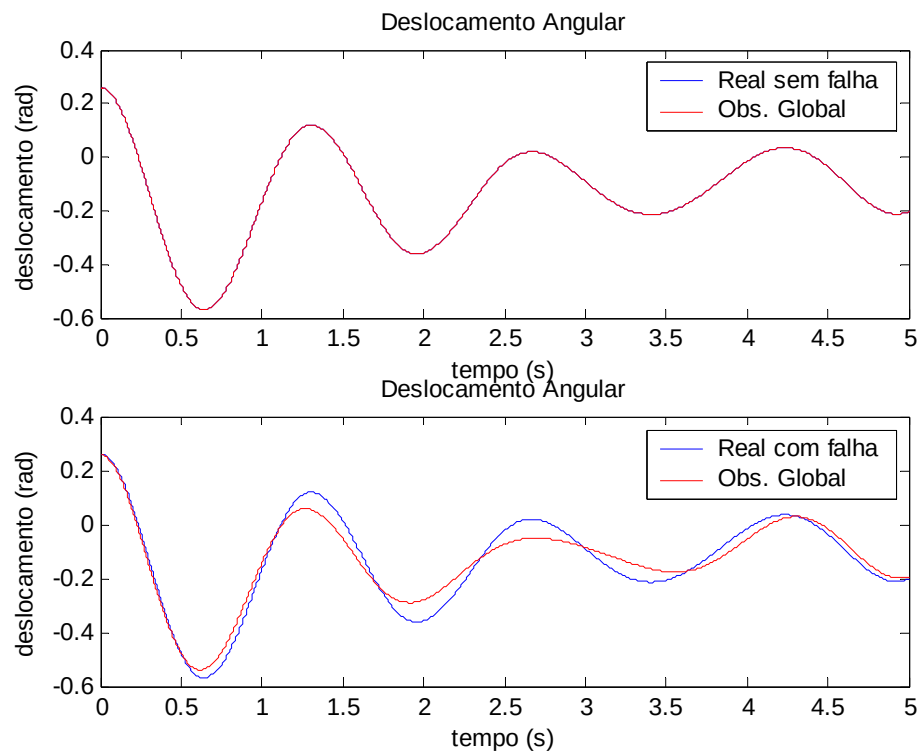


Figura 8.3 - Sistema simulado sem e com falha (azul) x Observador global (vermelho).

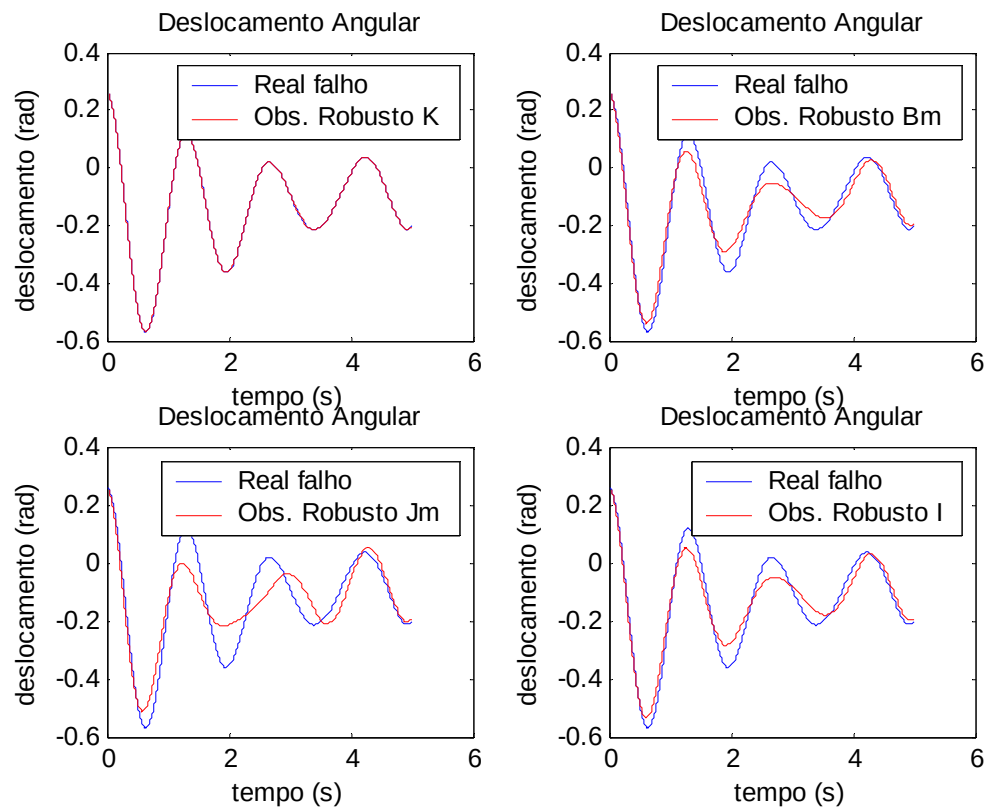


Figura 8.4 - Sistema real simulado com falha (azul) e Observador robusto com 10% de redução nos parâmetros sujeitos a falhas (vermelho).

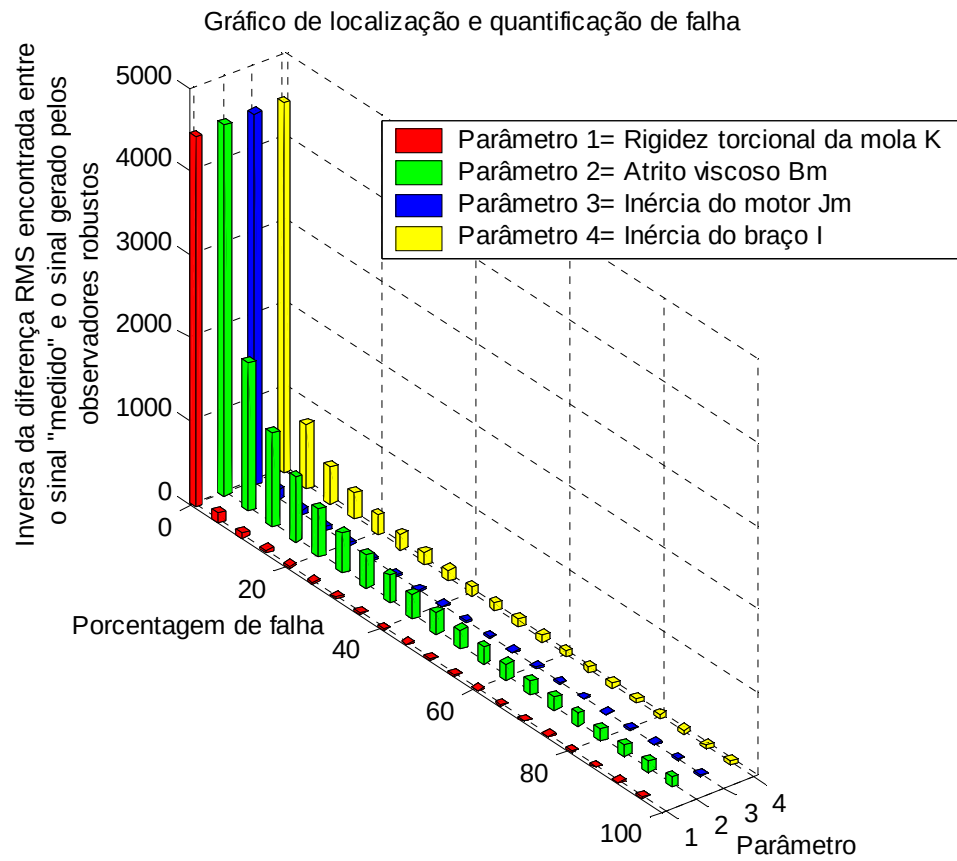


Figura 8.5 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, antes de ter sido provocada a falha.

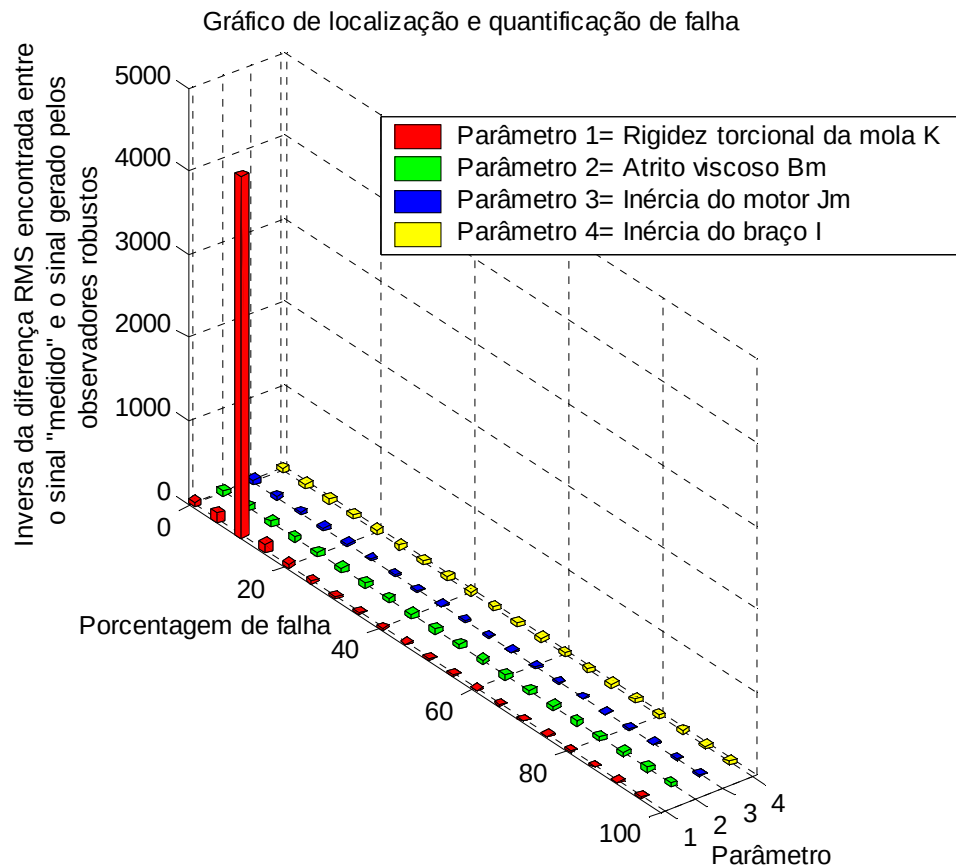


Figura 8.6 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, após a falha de ter sido provocada.

No primeiro gráfico da Fig. 8.4 pode-se verificar que a resposta medida na estrutura com falha é bem próxima da resposta gerada pelo observador robusto a rigidez torcional da mola K com redução de 10%. Na Fig. 8.6 a falha é localizada no parâmetro 1 correspondente ao parâmetro K com 10% de perda.

8.1.2. Método de Legendre

Na Fig. 8.8 são apresentados os sinais “medidos” antes e após ter sido provocada a falha e os correspondentes sinais gerados pelo observador global. Na Fig. 8.9 são apresentados os sinais de deslocamento angular somente quando os observadores robustos apresentam 10% de perda nos parâmetros analisados. Nas figuras 8.10 e 8.11 é apresentado o valor inverso da diferença RMS entre o sinal de deslocamento angular $\theta_1(t)$, “medido” na saída do motor e os sinais gerados pelos observadores robustos, para o sistema antes e após a falha ter sido

provocada, reduzindo em 5% o valor de cada parâmetro sujeito à falha.

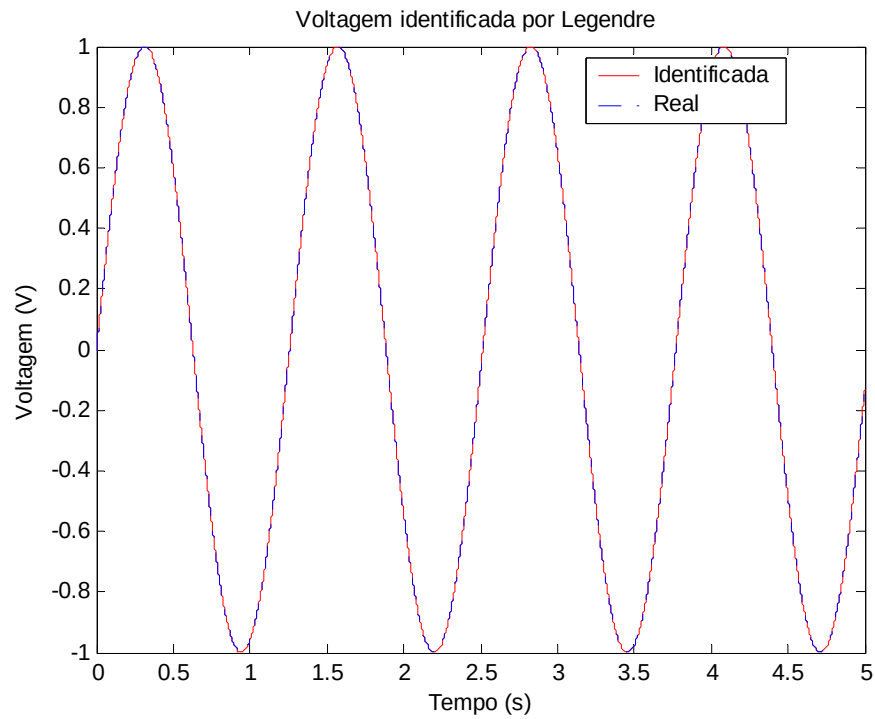


Figura 8.7 - Voltagem de Armadura do motor Identificada através do método de Legendre.

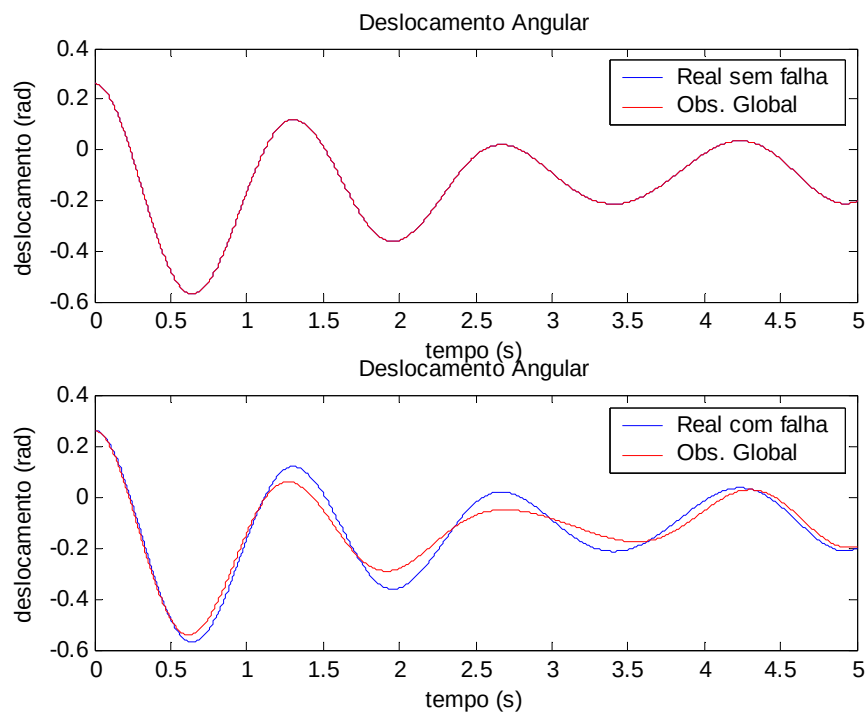


Figura 8.8 - Sistema simulado sem e com falha (azul) x Observador global (vermelho).

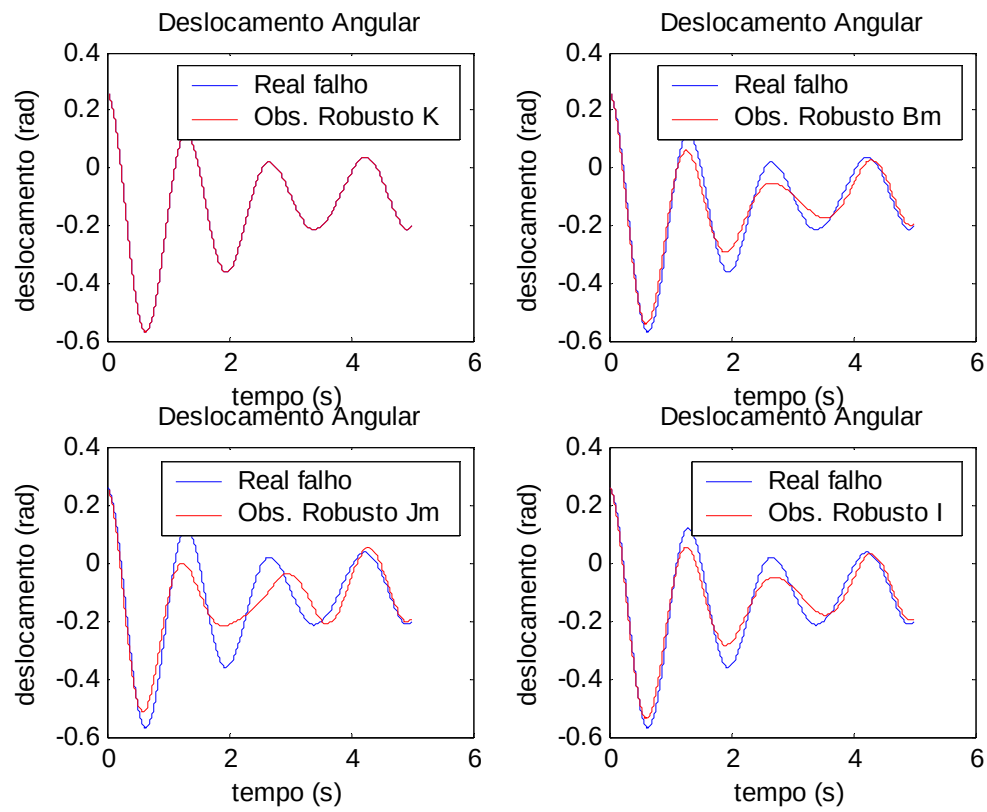


Figura 8.9 - Sistema real simulado com falha (azul) x Observador robusto com 10% de redução nos parâmetros sujeitos a falha (vermelho).

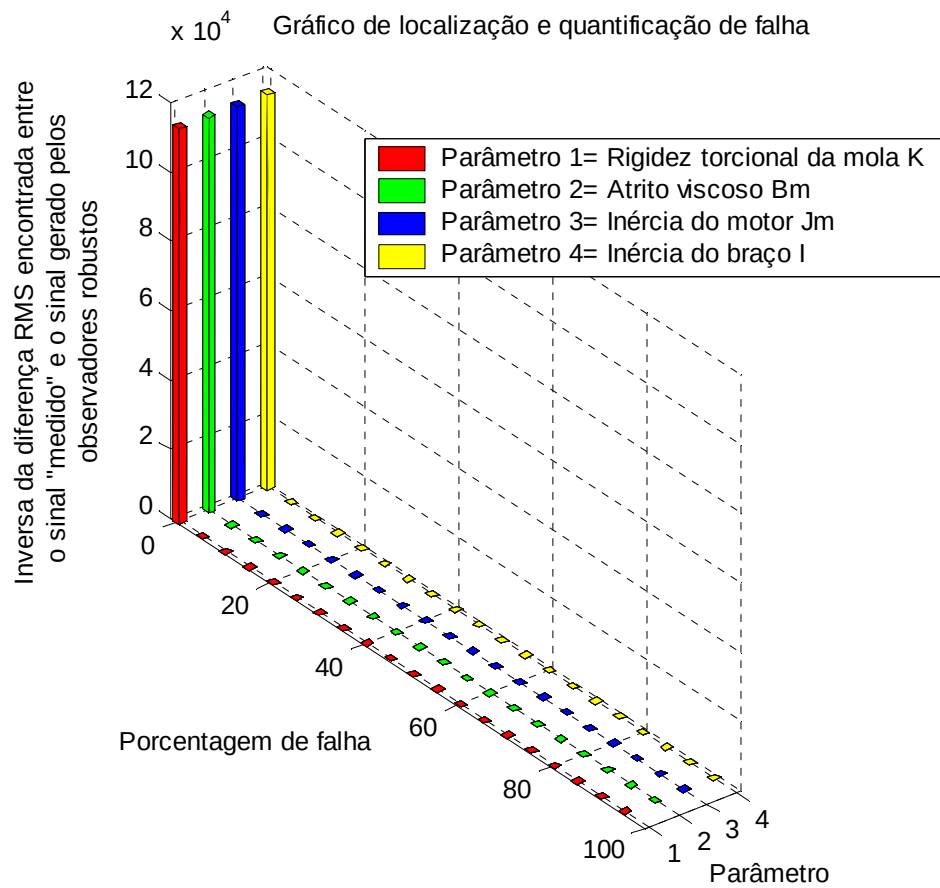


Figura 8.10 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, antes da falha ter sido provocada.

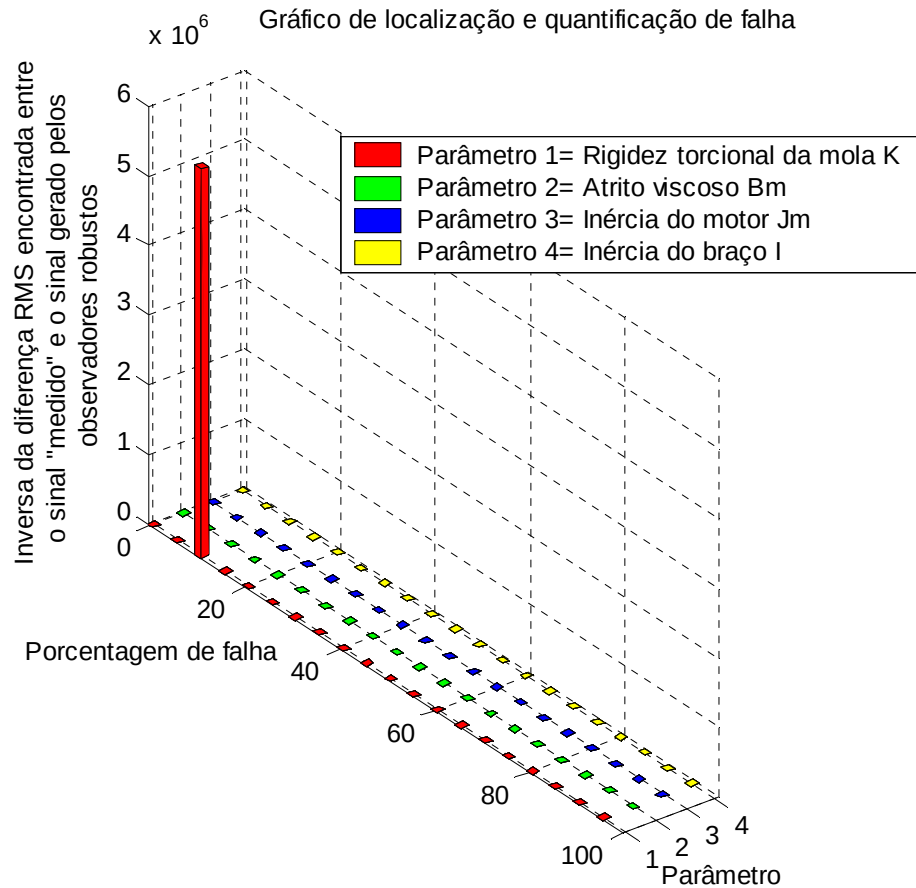


Figura 8.11 - Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.

No primeiro gráfico da Fig. 8.9 verifica-se que a resposta medida no sistema com falha é bem próxima da resposta gerada pelo observador robusto a rigidez torcional da mola K com redução de 10%. Na Fig. 8.11 a falha é localizada no parâmetro 1 correspondente ao parâmetro K com 10% de perda.

8.1.3. Método de Chebyshev

Na figura 8.13 são apresentados os sinais “medidos” antes e após ter sido provocada à falha e os correspondentes sinais gerados pelo observador global. Na figura 8.14 são apresentados os sinais de deslocamento angular somente quando os observadores robustos apresentam 10% de perda nos parâmetros analisados. Nas figuras 8.15 e 8.16 é apresentado o

valor inverso da diferença RMS entre o sinal de deslocamento angular $\theta_1(t)$, “medido” na saída do motor e os sinais gerados pelos observadores robustos, para o sistema antes e após a falha ter sido provocada, reduzindo em 5% o valor de cada parâmetro sujeito à falha.

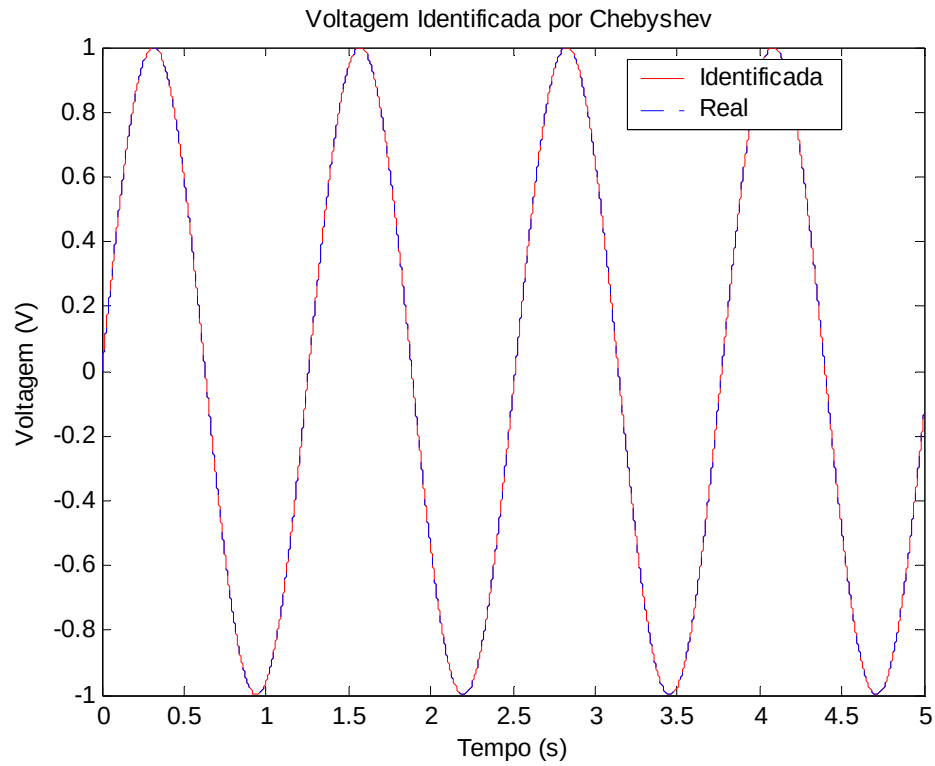


Figura 8.12 - Tensão de Armadura do motor Identificada através do método de Chebyshev.

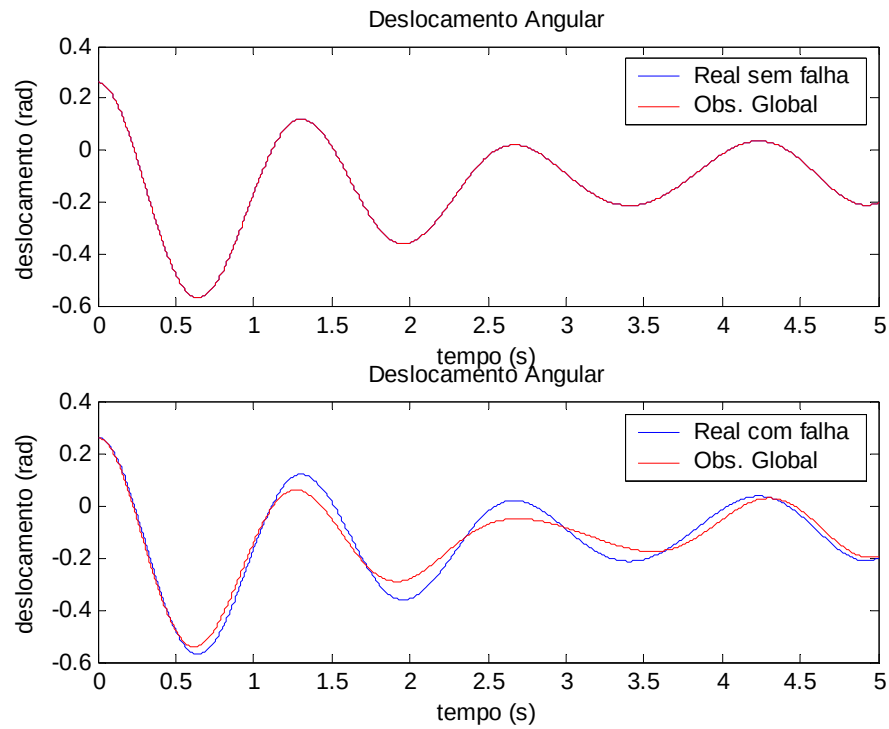


Figura 8.13 - Sistema simulado sem e com falha (azul) x Observador global (vermelho).

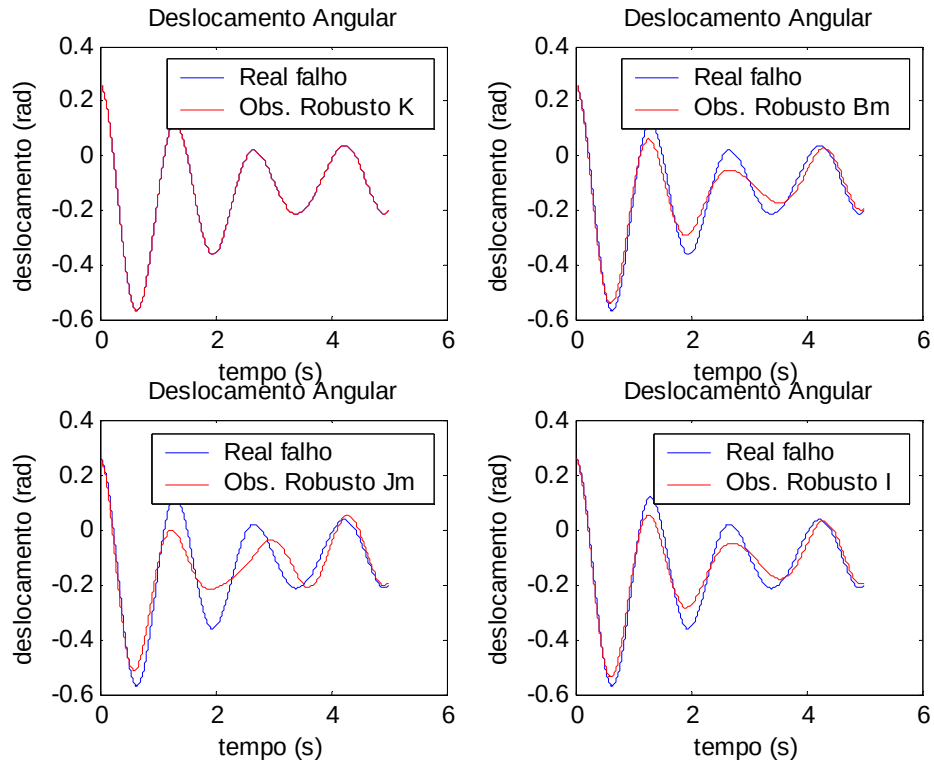


Figura 8.14 - Sistema real simulado com falha (azul) x Observador robusto com 10% de redução nos parâmetros sujeitos a falha (vermelho).

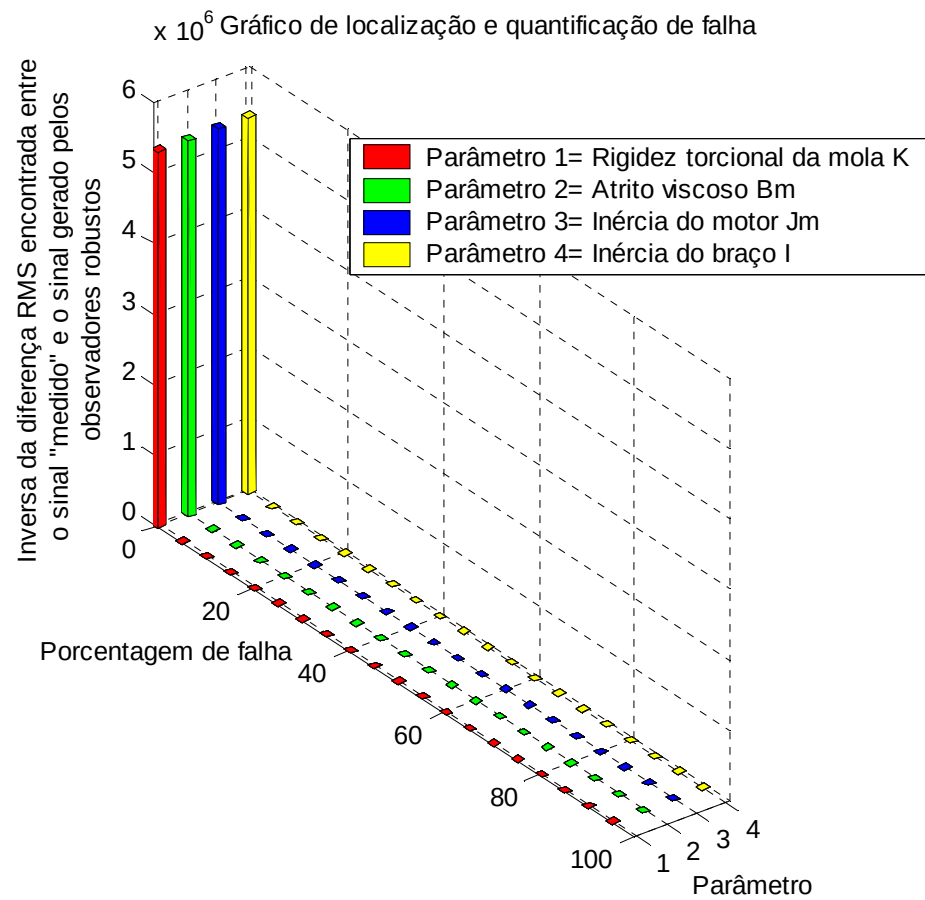


Figura 8.15 – Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal “medido” e gerado pelo observador robusto, antes da falha ter sido provocada.

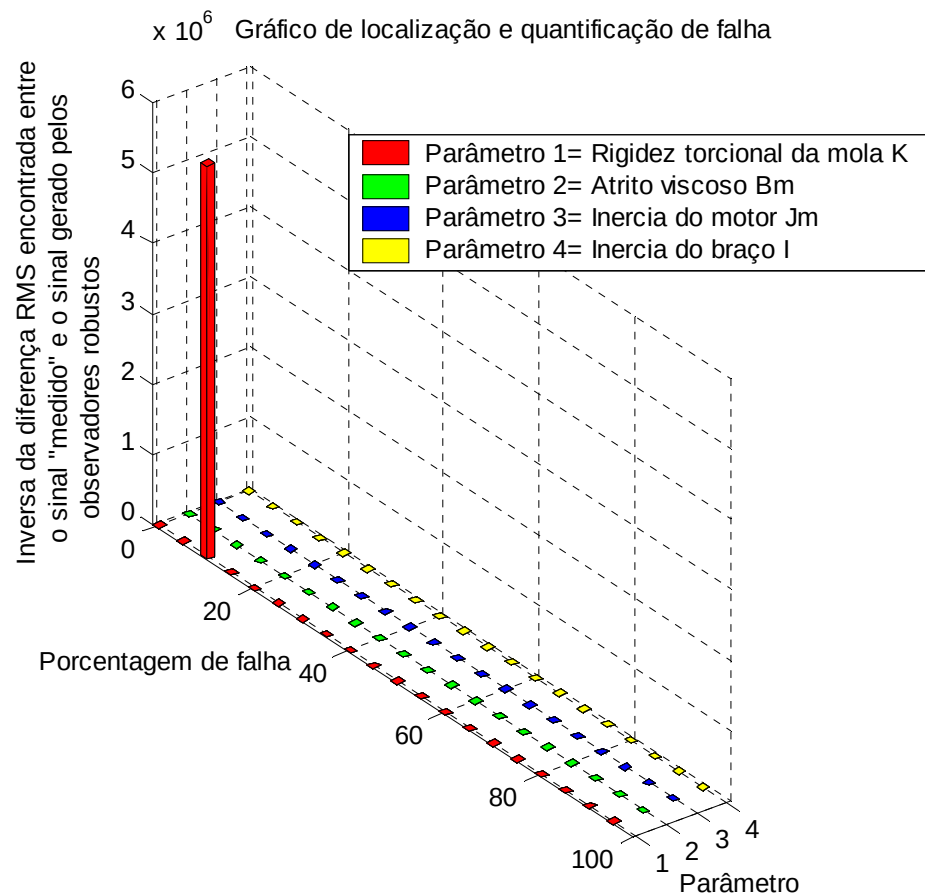


Figura 8.16 – Parâmetro da estrutura sujeito à falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 5% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.

No primeiro gráfico da Fig. 8.14 pode-se verificar que a resposta medida na estrutura com falha é bem próxima da resposta gerada pelo observador robusto a rigidez torcional da mola K com redução de 10%. Na Fig. 8.16 a falha é localizada no parâmetro 1 correspondente ao parâmetro K com 10% de perda.

8.2. EXEMPLO 2. IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS JUNTAMENTE COM AS FORÇAS UTILIZANDO FUNÇÕES ORTOGONAIS.

Neste exemplo utilizaram-se as funções ortogonais para a identificação da entrada e dos parâmetros de um sistema mecânico de acordo com a metodologia desenvolvida no capítulo 4. Para a validação desta metodologia foi utilizado o mesmo braço robótico, como mostrado no exemplo 1, com as seguintes condições:

$\theta_1(t)$: Deslocamento angular do braço do robô ($\theta_1(0)=0^\circ$)

$\theta_2(t)$: Deslocamento angular na saída da caixa de redução ($\theta_2(0)=0^\circ$).

$\omega_1(t)$: Velocidade angular do braço do robô ($\omega_1(0)=0 \text{ rad s}^{-1}$).

$\omega_2(t)$: Velocidade na saída da caixa de redução ($\omega_2(0)=0 \text{ rad s}^{-1}$).

V : Voltagem de armadura do motor (Onda senoidal com amplitude de 10 V e frequência de 60 rad/s).

Para simular o sistema foi utilizado programa *simngdl*, onde gerou-se 2048 pontos no intervalo de tempo de 0,4 s, utilizando os sinais de deslocamento angular para a identificação dos parâmetros e da entrada do sistema. Como variação de parâmetros adicionou-se 0,01Kg m² e 0,001 Kg m² respectivamente na inércia do braço e na inércia do motor. Como visto na metodologia desenvolvida, a identificação do sistema é possível desde que se conheçam as variações provocadas no sistema e a resposta antes e após essas variações terem sido provocadas. Como pode ser visto, os parâmetros em que provocou-se a variação dificilmente é realizado na prática. Sugere-se provocar variações na massa do sistema, pois este é um parâmetro facilmente mensurado. Na Tab. 8.1 são apresentados os resultados obtidos na identificação dos parâmetros utilizando os métodos de Legendre e Chebyshev (rotinas *ideforparlege* e *ideforparcheby*) com 100 termos de expansão das séries. Nas figuras (8.17) e (8.18) encontram-se os valores das entradas identificadas juntamente com as entradas reais do sistema.

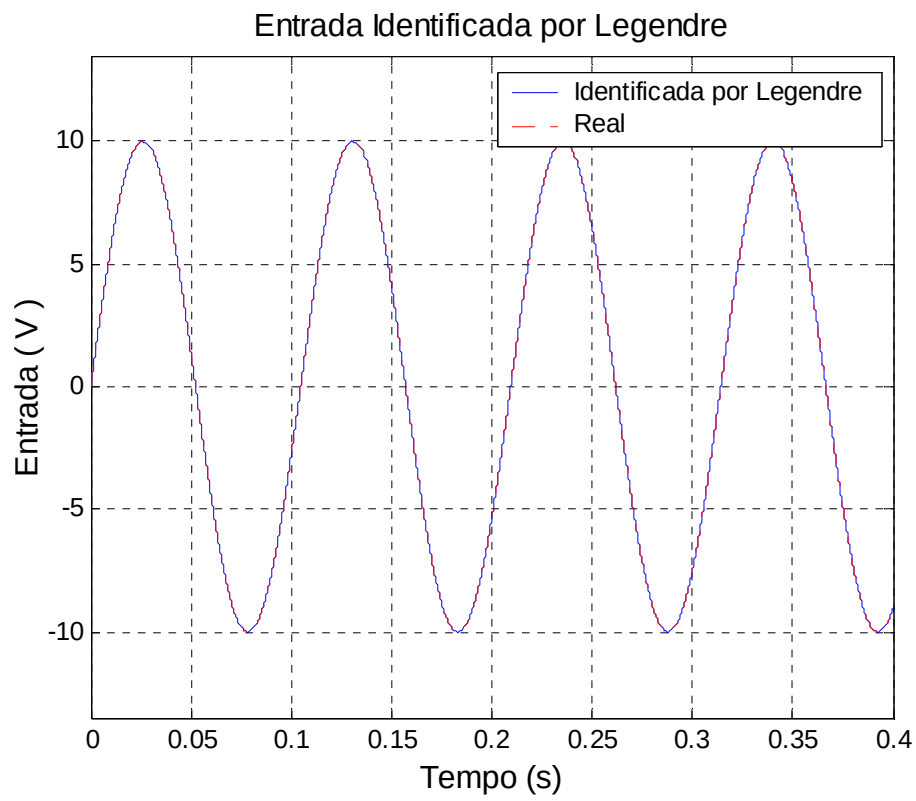


Figura 8.17 - Entrada identificada por Legendre.

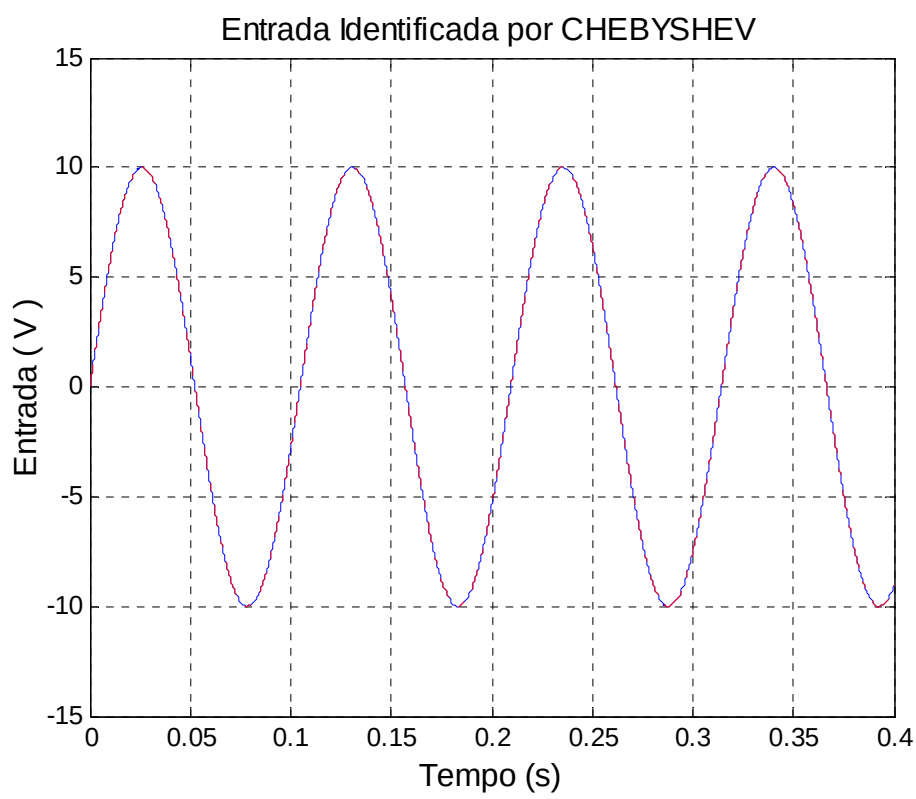


Figura 8.18 - Entrada identificada por Chebyshev.

Tabela 8.1. Parâmetros Identificados através dos Métodos de Legendre e Chebyshev.

Parâmetro	Valor teórico	Identificado por Legendre	Erro % Legendre	Identificado por Chebyshev	Erro % Chebyshev
I (Kg m ²)	0,4000	0,4000	0,0000	0,4000	0,0000
K (N m/rad)	1,0000	0,9999	0,0100	0,9998	0,0200
J _M (Kg m ²)	0,0424	0,0424	0,0000	0,0424	0,0000
B _M (N m s/rad)	0,0138	0,0138	0,0000	0,0138	0,0000

Como pode ser visto, a identificação tanto dos parâmetros como das entradas do sistema apresentaram, durante a simulação, bons resultados. A validação experimental desta metodologia pode ser vista na referência Melo e Morais (2005b).

8.3. EXEMPLO 3. DETERMINAÇÃO DE UMA ENTRADA DESCONHECIDA UTILIZANDO OBSERVADOR DE ESTADO PROPORCIONAL-INTEGRAL EM UM BRAÇO ROBÓTICO.

É apresentado a seguir um exemplo de determinação de uma entrada desconhecida em um braço robótico como mostrado na Fig. 8.19.

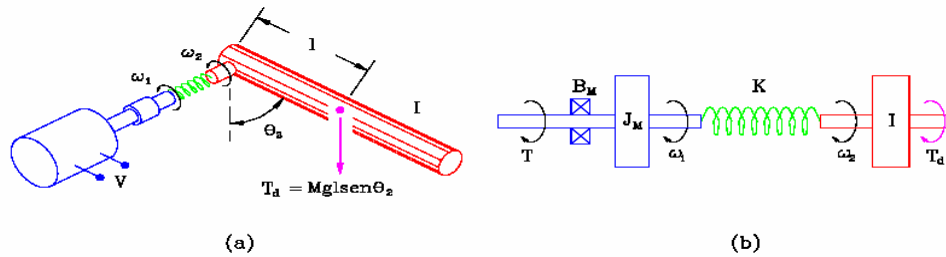


Figura 8.19 - Junta flexível de um robô com distúrbio provocado devido ao peso.

O modelo matemático pode ser representado pela equação de estado:

$$S: \begin{cases} \dot{x}(t) = [A] \{x(t)\} + [B] \{u(t)\} + [B_d] \{v_d(t)\} \\ y(t) = [C_{me}] \{x(t)\} \end{cases}$$

na qual:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -K/J_M & K/J_M & -B_M/J_M & 0 \\ K/I & -K/I & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ K_e/J_M \\ 0 \end{bmatrix}, C_{me} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\{x(t)\} = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \omega_1 \quad \omega_2]^T \text{ e } \{y(t)\} = [\theta_1 \quad \theta_2]^T$$

na qual:

$\theta_1(t)$: Deslocamento angular do braço do robô ($\theta_1(0)=15^\circ$)

$\theta_2(t)$: Deslocamento angular na saída da caixa de redução ($\theta_2(0)=15^\circ$).

$\omega_1(t)$: Velocidade angular do braço do robô ($\omega_1(0)=0$).

$\omega_2(t)$: Velocidade na saída da caixa de redução ($\omega_2(0)=0$).

V : Voltagem de armadura do motor DC (= Onda quadrada de 5 V e 3 rad/s).

I : Inércia do braço robô (= 0.4Kg m²).

K : Rigidez torcional da mola (= 1 N m/rad).

J_M : Inércia equivalente do motor incluindo caixa de redução (= 0.0424 Kg m²)

B_M : Atrito viscoso no motor incluindo força contraeletromotriz e caixa de redução (= 0.0138 N m s/rad).

K_e : Ganho para torque do motor, cte.motor.redução/ resistência elétrica (=0.0403 N m/V).

$T_d(t)$: Força não linear devido ao peso do braço estimada pelo observador PI ($v_d(t)$ = $T_d(t)$).

Para simular o sistema foi utilizado o programa simngdl, na qual considera-se como entrada desconhecida uma força não linear devido ao peso do braço e igual a $T_d = M g l \sin(\theta_2(t))$ com $M = 1$ Kg, $g = 9,8$ Kg ms⁻² e $l = 0.3$ m. Foram considerados 5120 pontos no intervalo de 20 segundos. Para a simulação do sistema realizou-se um processo iterativo. Assim, considerou-se inicialmente a entrada não linear nula no primeiro passo e nos passos seguintes esta entrada é calculada em função do deslocamento angular $\theta_2(t)$ determinado no passo anterior. Esse processo é realizado até convergir e como critério de parada, considerou-se que a diferença entre as normas dos vetores distúrbios ($T_d(t)$) no presente passo e no passo anterior fosse menor que 1e-8. Utilizando o ganho dado pelo Filtro de Kalman, as variáveis de estado estimadas pelo observador PI rejeitam a força (momento) não linear e este consegue estimar este distúrbio. Para o observador PI, a força não linear é considerada como sendo uma entrada interferente ao sistema (rotina opi). Na Fig. 8.20 são apresentadas a entrada real e a estimada pelo observador PI.

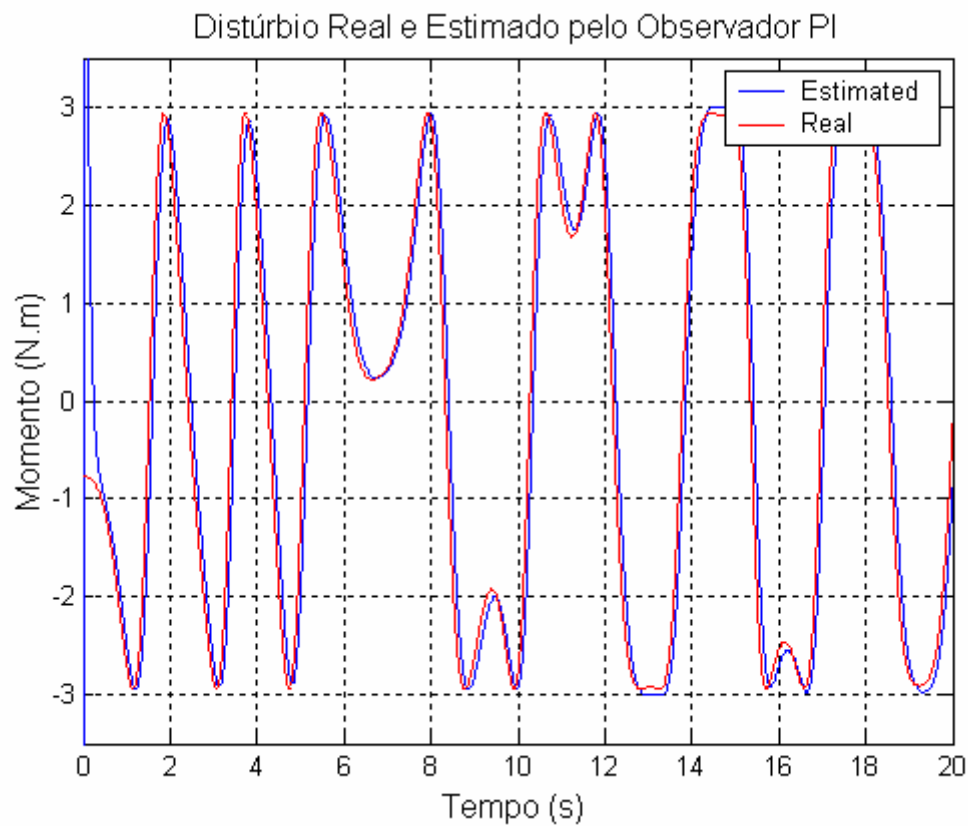


Figura 8.20 - Distúrbio estimado através do observador PI

Verifica-se na Fig. 8.20 que a maior diferença entre a força identificada e a real foi no início do processo devido ao tempo de resposta do observador.

No próximo exemplo é apresentada a identificação de uma entrada utilizando o observador Proporcional-Integral. Esta entrada é usada para a diagnose de uma falha em um sistema treliçado utilizando o observador do tipo Filtro de Kalman. Reforça-se aqui que o observador PI não foi utilizado para a localização da falha devido ao fato do estado estimado por este ter rejeitado o vetor de distúrbio ou entrada desconhecida, para o ganho utilizado, no caso o ganho dado por Kalman.

8.4. EXEMPLO 4. DIAGNÓSTICO DE FALHA EM UMA ESTRUTURA TRELIÇADA COM ENTRADA ESTIMADA ATRAVÉS DO OBSERVADOR PI.

Para validar a metodologia de identificação e localização de falhas aplicada a sistemas mecânicos utilizando o observador de estado, filtro de Kalman, com forças desconhecidas identificadas através de observadores PI, foi simulada uma treliça composta por 20 barras como mostrado na Fig. 8.21. Para isso foi utilizado o método dos elementos finitos para discretizar e simular o sistema, onde cada barra representa um elemento composto por dois nós, sendo que cada nó possui dois graus de liberdade (gdl) (deslocamento em x e y). Considerando que a estrutura tenha restrições nos nós um e dois, tem-se um sistema com 16 gdl, como mostrado na Fig. 8.21. O sistema foi excitado nos nós 9 e 10 na direção de y com forças harmônicas de amplitudes 300 N e 500 N e frequências de 250 rad/s e 3700 rad/s, respectivamente. A força aplicada no nó 9 é considerada desconhecida e será determinada pelo observador PI como pode ser visto na Fig 8.22.

Todos os elementos que compõem a treliça têm as seguintes propriedades e dimensões transversais: $\rho = 7850 \text{ kg/m}^3$, $E = 200 \text{ GPa}$, altura $h = 2 \text{ cm}$, espessura $b = 3 \text{ cm}$. Tem-se que todas as barras na direção de x possui 2 m e na direção de y possui comprimento igual a 0.5 m. Considerou-se durante a simulação que o amortecimento é proporcional à matriz de massa e à matriz de rigidez do sistema dado por: $C = 1.00e-10 * K + 1.00e-04 * M$. A resposta desse sistema foi obtida através do programa simngdl com 4096 pontos no intervalo de um segundo. Desta forma, utilizou-se apenas a resposta de deslocamento na direção de x nos nós sete e três, e a partir dessa resposta, juntamente com a força conhecida aplicado no nó 10 e a estimada pelo observador PI aplicada no nó 9, ambas na direção de y, iniciou-se o processo de identificação e localização da falha provocada na estrutura. Para isso, foi realizado durante o processo de simulação uma redução na área da barra quatro de 30%. Para validar a robustez do filtro de Kalman na presença de ruídos nos sinais, foi adicionado, à entrada, um ruído branco com energia igual a 5% do valor da energia do sinal de entrada $\{u(t)\}$.

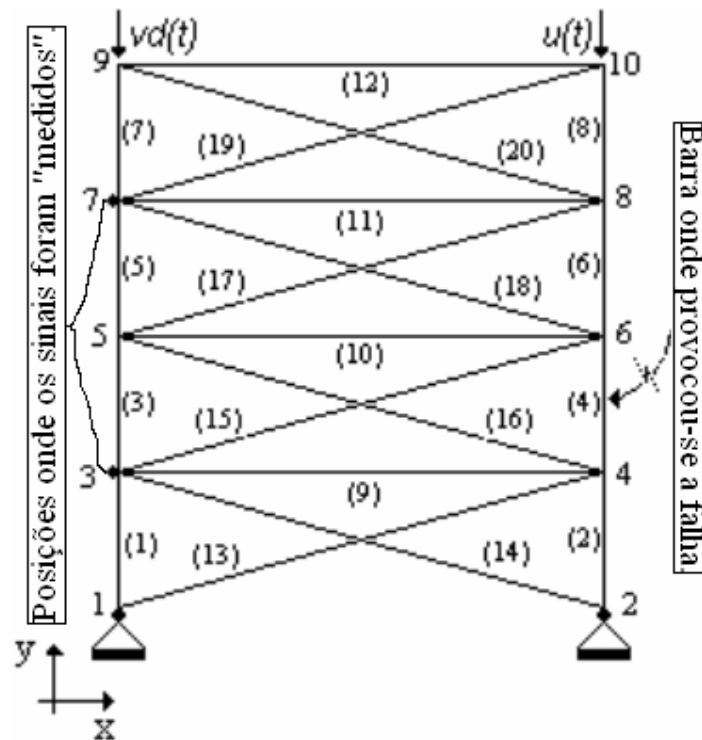


Figura 8.21 - Estrutura treliçada com 20 barras

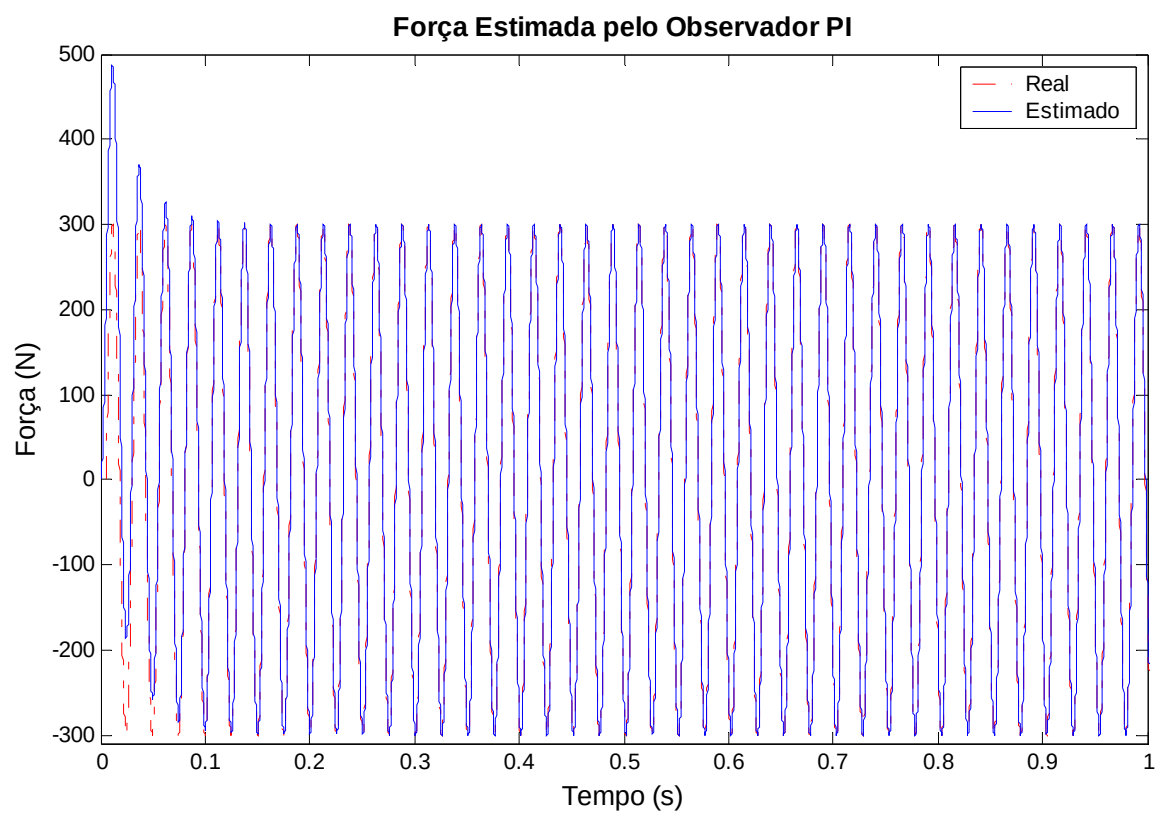


Figura 8.22 - Força estimada através do observador Proporcional-Integral

O banco de observadores robustos é gerado para os parâmetros sujeitos à falha com variação percentual de 10% na área de cada barra. Considerou-se, neste trabalho, que todas as barras do sistema são susceptíveis a ocorrência de uma possível falha. Nas Figs 8.23 e 8.24 são apresentados os valores inversos das diferenças RMS encontrados entre o sinal “medido” na estrutura e os sinais gerados pelos observadores globais e pelos observadores robustos, reduzindo em 10% o valor de cada parâmetro sujeito à falha. Na primeira figura a treliça não apresenta falha, já na segunda, a falha é considerada durante a simulação. Verifica-se na Fig. 8.23 que os maiores valores encontrados foi com 0% de falha, assim não se encontra falha na estrutura. Na Fig. 8.24 pôde-se localizar e quantificar uma falha provocada na barra 4 com 30% de redução neste parâmetro. Sabe-se que 30% de redução na área de uma barra é um valor elevado, mas aqui esta quantidade de redução é usada somente para simulação de uma possível falha e para verificar a eficiência da metodologia utilizada. No próximo capítulo, realizou-se a identificação de uma falha experimentalmente em um sistema real, falha esta com valor menor que a utilizada nesse exemplo.

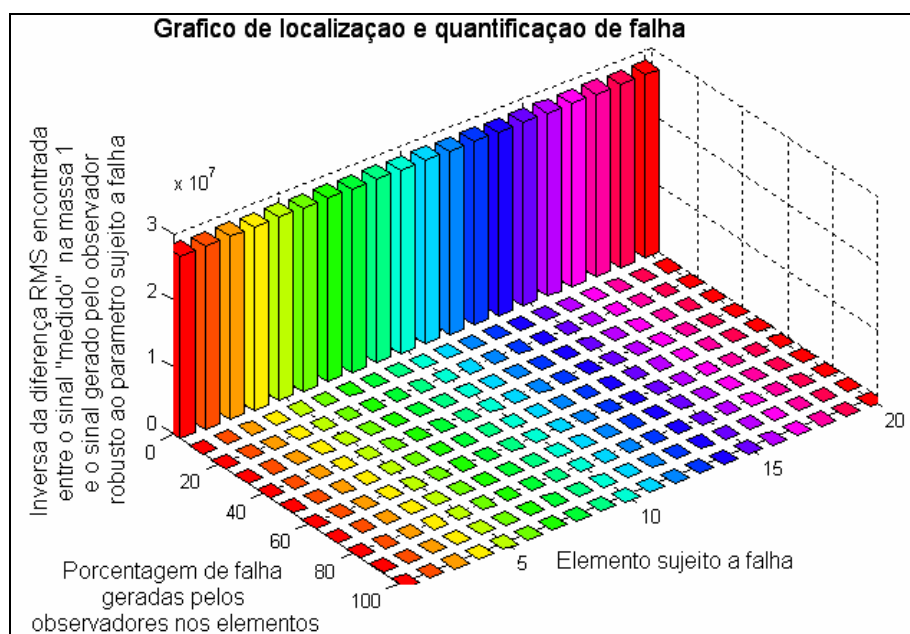


Figura 8.23 - Banco de observadores robustos gerados com variação de 10% em cada parâmetro para o sistema sem falha.

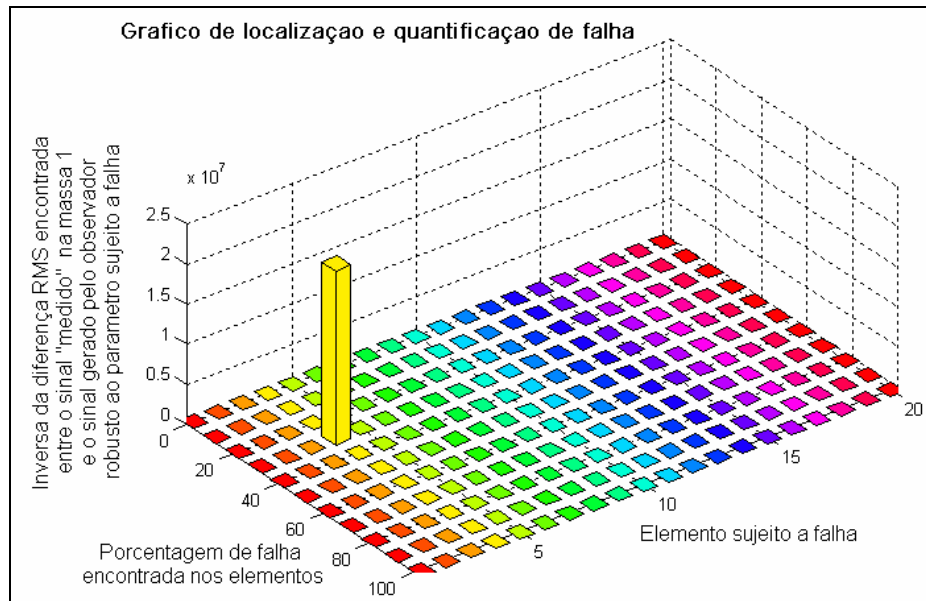


Figura 8.24 - Banco de observadores robustos gerados com variação de 10% em cada parâmetro para o sistema com uma falha de 30% provocada na barra 4.

No caso do exemplo simulado, na montagem do banco de observadores de estado considerou-se que em todas as barras era possível a ocorrência de falhas, mas as falhas não podem ocorrer simultaneamente, pois este caso não foi considerado na montagem do banco de observador robusto aos parâmetros sujeito à falha.

CAPÍTULO 9

RESULTADOS EXPERIMENTAIS

9.1. MONTAGEM DA BANCADA DE TESTES

Foi montado um sistema dinâmico de mesas vibratórias constituído de lâminas metálicas de aço inoxidável que fornecem rigidez ao sistema; de placas de alumínio para construção das mesas e borracha para simular amortecimento viscoso. As borrachas são fixadas entre as lâminas, como se pode observar na Fig. 9.1. (Este mesmo sistema foi utilizado por Melo, 1998)

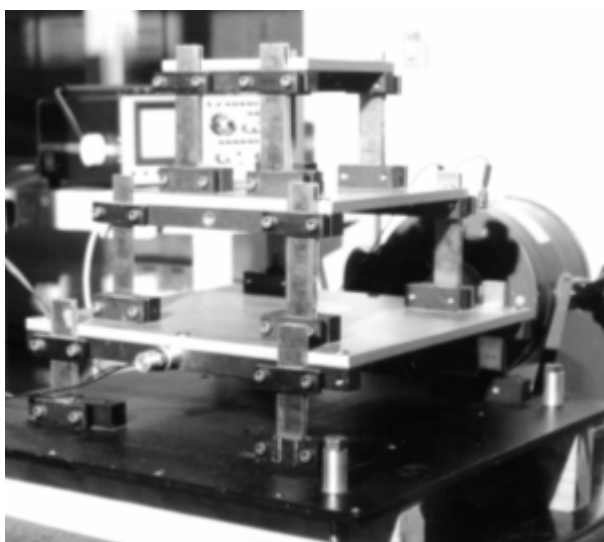


Figura 9.1 - Montagem Experimental: Mesa Vibratória.

Para o sistema acima, foram utilizados os seguintes materiais e equipamentos:

9.1.1. Materiais:

-3 chapas de alumínio com dimensões de (0.350x 0.350x 0.010)m, (0.255 x 0.255x 0.010)m e (0.158 x 0.158 x 0.010)m.

-28 lâminas metálicas de aço inoxidável

Mesa inferior: 8 lâminas de (0.420 x 0.250 x 0.001)m

Mesa intermediária: 10 lâminas de (0.678 x 0.250 x 0.001)m

Mesa superior: 10 lâminas de (0.682 x 0.250 x 0.001)m

- 12 tabletes de borracha de 0.006m de espessura nas dimensões das lâminas

- Parafusos para fixação, chapas de aço para o suporte lateral e a base.

9.1.2. Equipamentos:

Para a aquisição de sinais do sistema mostrado na Fig. 9.1, foram utilizados os seguintes equipamentos:

Sistema de aquisição de dados *A/D Iotech DaqBook/112* utilizando o software de aquisição e análise de dados *DasyLab 4.0*;

Condicionador/Amplificador de sinais *Nexus Conditioning Amplifier Z6 0400* da Bruel & Kjaer;

Acelerômetro Brüel & Kjær (0,1 mV/g);

Martelo de impacto confeccionada em madeira com pontas de borracha;

Transdutor de força da Bruel & Kjaer tipo 8200 (3.93 pC/N);

Gerador de frequência Politem PT-9300 All-in-one instrument;

Amplificador de sinal MMF-LV103 (100VA 3Ω 3HZ...20kHz).

9.2 MODELO MATEMÁTICO DO SISTEMA COM MESAS VIBRATÓRIAS

Considerando-se a montagem experimental da Fig. 9.1 como um sistema de 3 graus de liberdade, o primeiro bloco, com a massa M_1 , representa a mesa vibratória inferior, o segundo bloco, com a massa M_2 , representa a mesa intermediária e o terceiro bloco com a massa M_3 a mesa superior.

É apresentado na Fig. 9.2 um esquema do modelo discretizado do sistema de mesas vibratórias:

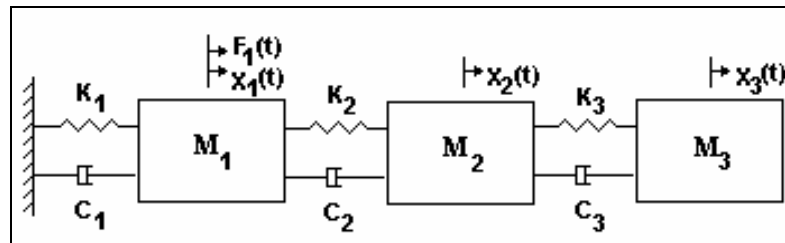


Figura 9.2 - Sistema com Mesas Vibratórias Discretizado.

O sistema de equações diferenciais que descreve este modelo é apresentado na Eq. (9.1). Aplicou-se uma força $F(t)$ somente na mesa inferior: Na forma matricial tem-se a equação:

$$\begin{bmatrix} M_1 & 0 & 0 \\ 0 & M_2 & 0 \\ 0 & 0 & M_3 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \ddot{x}_1(t) \\ \ddot{x}_2(t) \\ \ddot{x}_3(t) \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} (C_1 + C_2) & -C_2 & 0 \\ -C_2 & (C_2 + C_3) & -C_3 \\ 0 & -C_3 & C_3 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} (K_1 + K_2) & -K_2 & 0 \\ -K_2 & (K_2 + K_3) & -K_3 \\ 0 & -K_3 & K_3 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} F(t) \\ 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \quad (9.1)$$

9.3. DETERMINAÇÃO EXPERIMENTAL DOS PARÂMETROS

Para a determinação dos parâmetros espaciais do sistema, o conjunto composto pelas mesas foi desacoplado e os parâmetros físicos de rigidez, amortecimento e massa foram determinados separadamente para cada uma das mesas através do sistema excitado por um martelo de madeira com uma borracha na ponta (entrada impulsiva). O fator de

amortecimento foi determinado por Decremento Logarítmico utilizando os primeiros 5 picos, sabendo que o fator de amortecimento se relaciona com o coeficiente de amortecimento por: $\xi = C/C_c$, na qual, C_c é o coeficiente de amortecimento crítico dado por $C_c = 2.M.\omega_n$, sendo ω_n a frequência natural e M a massa total da mesa (considerando também os sensores e a haste, quando utilizada, para transmissão da força de excitação). Assim, através do valor do fator de amortecimento, da frequência natural amortecida e massa podem-se encontrar os parâmetros de rigidez e o coeficiente de amortecimento.

9.3.1. Determinação dos Parâmetros Físicos: Mesa Inferior

Foi considerada somente a mesa inferior, modelando o sistema para um grau de liberdade, conforme mostra a Fig. 9.3.

Na Fig. 9.4, pode-se verificar que através de uma força impulsiva foi obtida a frequência natural amortecida do sistema. Este sistema é composto de 8 lâminas metálicas, sendo fixadas 2 em cada extremidade e borrachas para simular amortecimento viscoso.

Obtiveram-se os seguintes resultados:

Frequência natural amortecida da mesa inferior – $f_a = 32.37$ Hz

Frequência natural da mesa inferior - $f_{inf} = 32.40$ Hz

Massa da mesa inferior - $M_{1\text{ total}} = 6.6445$ Kg (balança digital)

Rigidez total $K_1 = (2\pi f_{inf})^2 M_{1\text{ total}} = 275367.11$ N/m (34420.89 N/m por lâmina)

Amortecimento total $C_1 = 100.04$ N s/m (Decremento logarítmico);

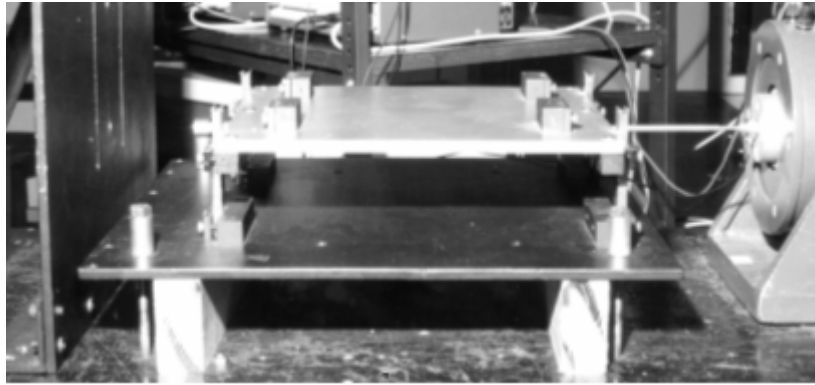


Figura 9.3 - Determinação dos Parâmetros da Mesa Vibratória Inferior.

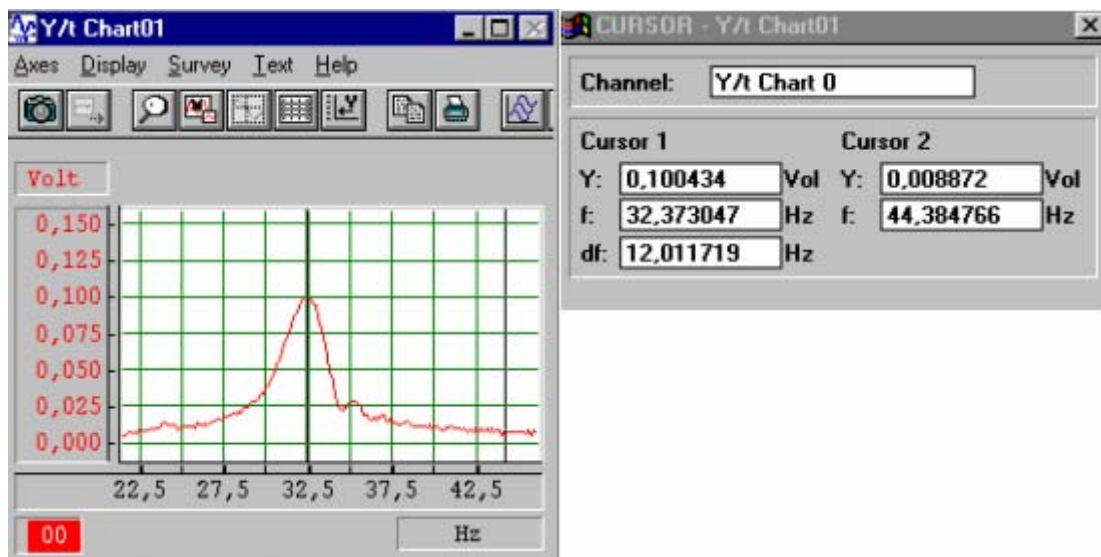


Figura 9.4 - Frequência Natural da Mesa Vibratória Inferior

9.3.2. Determinação dos Parâmetros Físicos: Mesa Intermediária

Foi considerada somente a mesa intermediária, fixando-se a mesa inferior e retirando a superior, sendo que o sistema foi modelado para um grau de liberdade conforme mostra a Fig.9.5.

Na Fig.9.6 pode-se verificar a frequência natural amortecida do sistema, obtida através da curva de espectro de frequência. Este sistema é composto de 10 lâminas metálicas, sendo fixadas em número de 3, 3, 2 e 2 nas extremidades e borrachas para simular amortecimento

viscoso.

Obtiveram-se os seguintes resultados:

Frequência natural amortecida da mesa intermediária – $f_a = 25.049$ Hz.

Frequência natural da mesa intermediária - $f_{int} = 25.057$ Hz.

Massa da mesa intermediária $M_{2\ total} = 4.619$ Kg (balança digital)

Rigidez total – $K_2 = (2\pi f_{int})^2 M_{2\ total} = 114489.55$ N/m (11448.95 N/m por lâmina)

$C_2 = 36.36$ N s/m (Obtido por Decremento logarítmico)

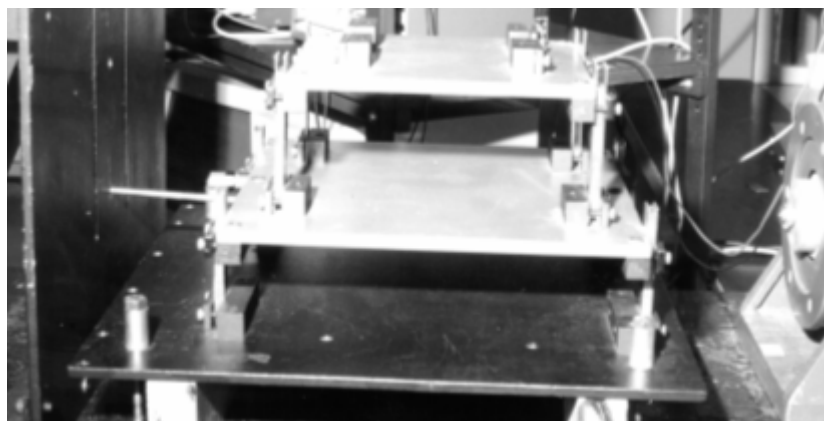


Figura 9.5 – Determinação dos Parâmetros da Mesa Vibratória Intermediária.

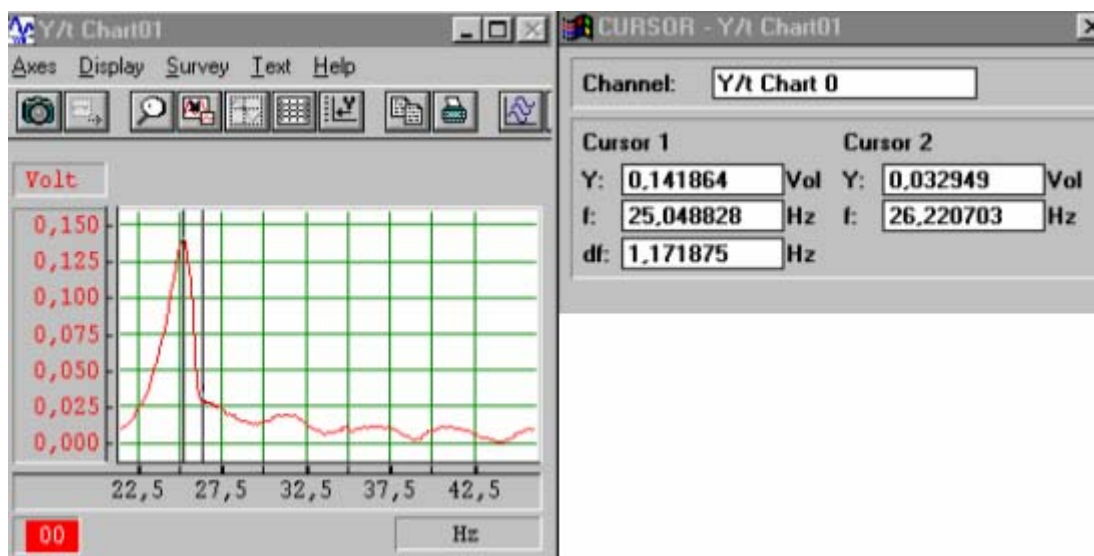


Figura 9.6 - Frequência Natural da Mesa Vibratória Intermediária.

9.3.3. Determinação dos Parâmetros Físicos: Mesa Superior

Foi considerada somente a mesa superior, fixando-se a mesa inferior e a intermediária, sendo que o sistema foi modelado para um grau de liberdade conforme mostra a Fig. 9.7.

Na Fig. 9.8 pode-se também verificar a frequência natural amortecida do sistema. Este sistema também é composto de 10 lâminas metálicas, sendo fixadas da mesma forma que o sistema intermediário.

Obtiveram-se os seguintes resultados:

Massa da mesa superior - $M_{3\text{ total}} = 1.889 \text{ Kg}$

Frequência natural amortecida da mesa superior $f_a = 37.501 \text{ Hz}$

Frequência natural da mesa superior $f_{\text{sup}} = 37.522 \text{ Hz}$

Rigidez total - $K_3 = (2\pi f_{\text{sup}})^2 M_{3\text{ total}} = 104993.80 \text{ N/m}$ (10499.38 N/m por lâmina)

$C_3 = 29.66 \text{ N s/m}$ (Obtido por Decremento logarítmico)

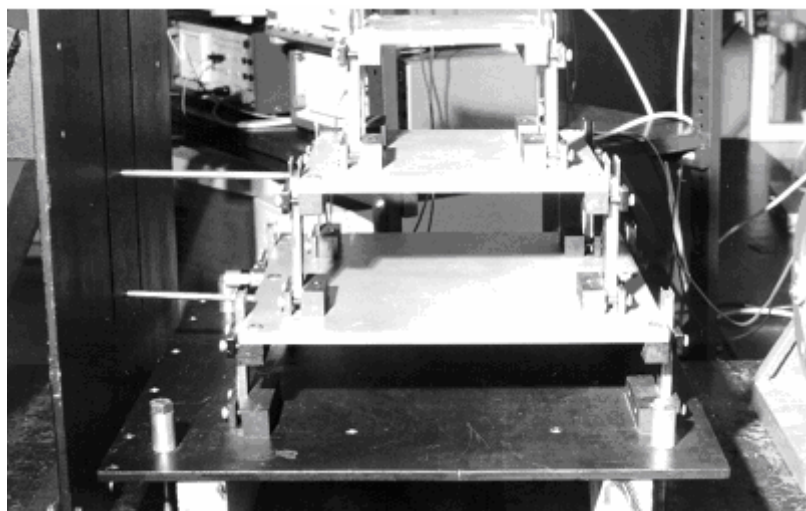


Figura 9.7 - Determinação dos Parâmetros da Mesa Vibratória Superior.

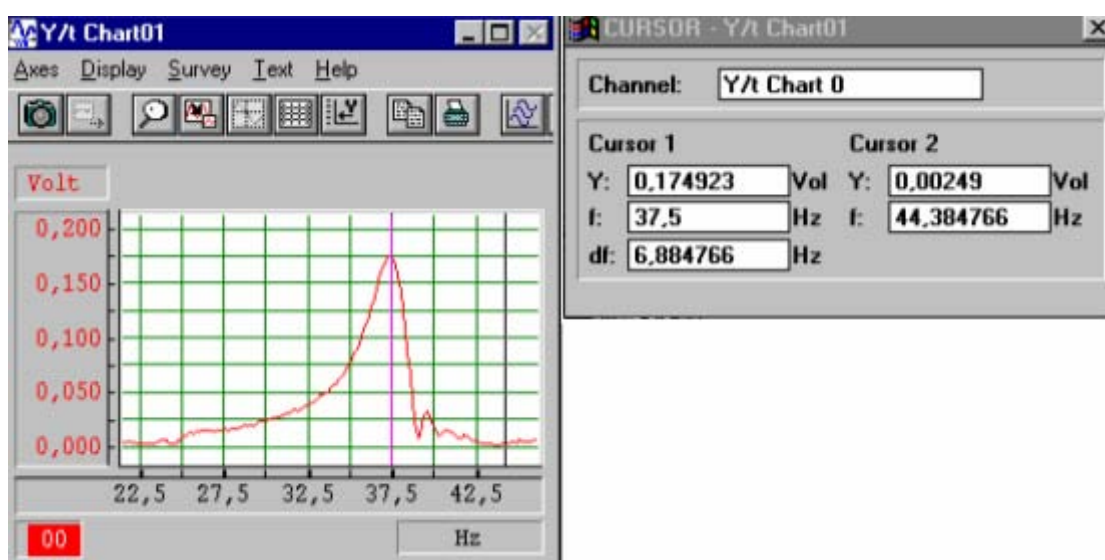


Figura 9.8 - Frequência Natural da Mesa Vibratória Superior.

9.4. DETERMINAÇÃO DA FORÇA DE EXCITAÇÃO

Sendo liberadas as três mesas, excitou-se a mesa inferior com uma força harmônica e fez-se a aquisição dos sinais utilizando o diagrama de blocos apresentado na Fig. 9.9, onde os três primeiros canais foram utilizados para aquisição dos sinais de deslocamento e o último canal para determinação da força de excitação. O fato de medir a força de excitação do

sistema foi com o objetivo de comparação e verificação da eficácia dos métodos de identificação. Como o sinal utilizado foi de deslocamento, as respostas medidas pelos acelerômetros foram integradas duas vezes, utilizando, para isto, o Condicionador/Amplificador de sinais *Nexus da B & K* que possui essa função. A partir dos sinais de resposta, Fig. 9.10, identificou-se as forças que agem na estrutura. Na Fig. 9.11 são apresentados os sinais das forças identificadas respectivamente pelos métodos de Fourier, Legendre e Chebyshev, juntamente com a força real (medida na estrutura).

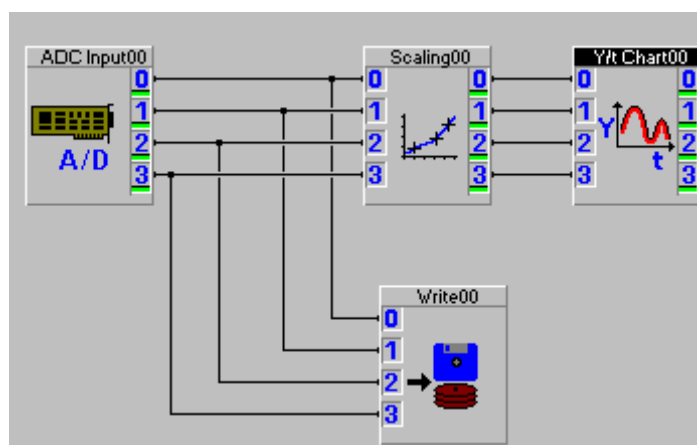


Figura 9.9 - Fluxograma de comandos apresentado na forma de diagramas de blocos, utilizando quatro canais para aquisição dos sinais de deslocamento e força.

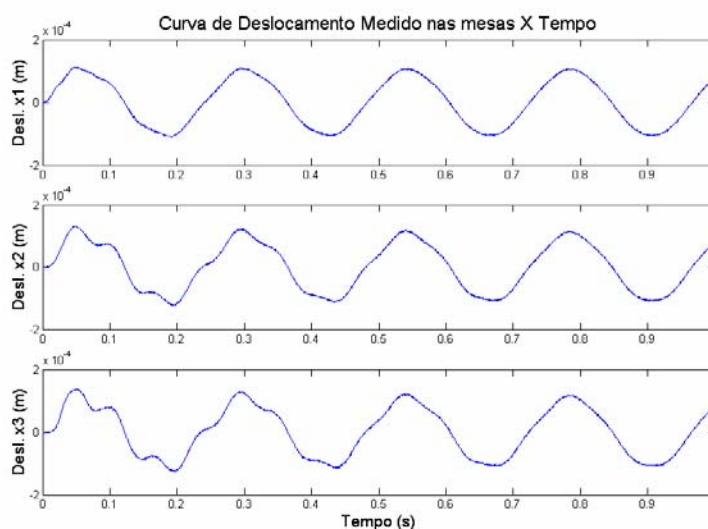


Figura 9.10 - Resposta medida na estrutura excitada por força harmônica.

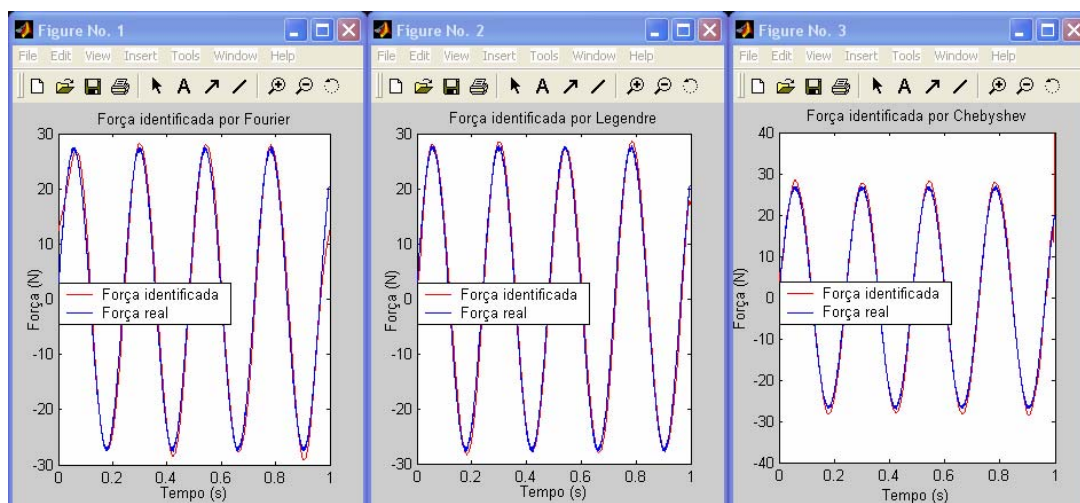


Figura 9.11 - Forças identificadas respectivamente pelos métodos de Fourier, Legendre e Chebyshev.

9.5. *DIAGNÓSTICO DE FALHA*

Após a identificação das forças, iniciou-se o processo de identificação de falha utilizando, para isso, uma variação provocada na estrutura. Retirou-se uma chapa de metal da mesa superior e procurou-se manter todos os outros parâmetros constantes. Esta mesa inicialmente continha 10 chapas que proporcionavam rigidez, com a retirada de uma chapa verificou-se que a rigidez desse sistema diminuiu em 8,9%, saindo de 104993,80 N/m e passando para 95649,35 N/m. Estes valores foram medidos da mesma maneira que no item 9.3.3, quando se procedeu à determinação dos parâmetros físicos da mesa superior, mas agora somente com 9 chapas proporcionando sustentação ao sistema.

Para a determinação da falha, utilizou-se somente a resposta de deslocamento medido na massa 1 e as forças identificadas para cada um dos métodos separadamente. Para a montagem do banco de observadores robustos foram considerados como parâmetros sujeitos a ocorrência de falha a rigidez das mesas. Assim, considerou-se somente 3 parâmetros sujeitos a falha: as rigidezes K_1 , K_2 e K_3 . Desta maneira, na montagem do banco, foram provocadas variações de 1% na rigidez de cada mesa. Apresenta-se, a seguir, respectivamente, a detecção da falha com as forças identificadas pelos métodos de Fourier, Legendre e Chebyshev. Para todos os métodos, foram analisadas as falhas primeiramente antes da retirada da chapa e, posteriormente, após sua retirada. Realizou-se a tentativa de identificação da falha antes da

retirada da chapa, com o objetivo de verificar se o banco de observadores de estado estava correto. Neste caso, espera-se não encontrar nenhuma falha no sistema, ou seja, a menor diferença RMS encontrada entre o sinal gerado pelo banco de observadores e o sinal medido sem falhas deverá ser quando o banco de observadores apresenta redução de 0% nos parâmetros.

9.5.1 Método de Fourier

Nas figuras 9.12 e 9.13 é apresentado o valor inverso da diferença RMS entre o sinal de deslocamento medido na mesa inferior da estrutura, e os sinais gerados pelos observadores robustos, para o sistema antes e após a falha ter sido provocada, reduzindo em 1% o valor de cada parâmetro sujeito à falha.

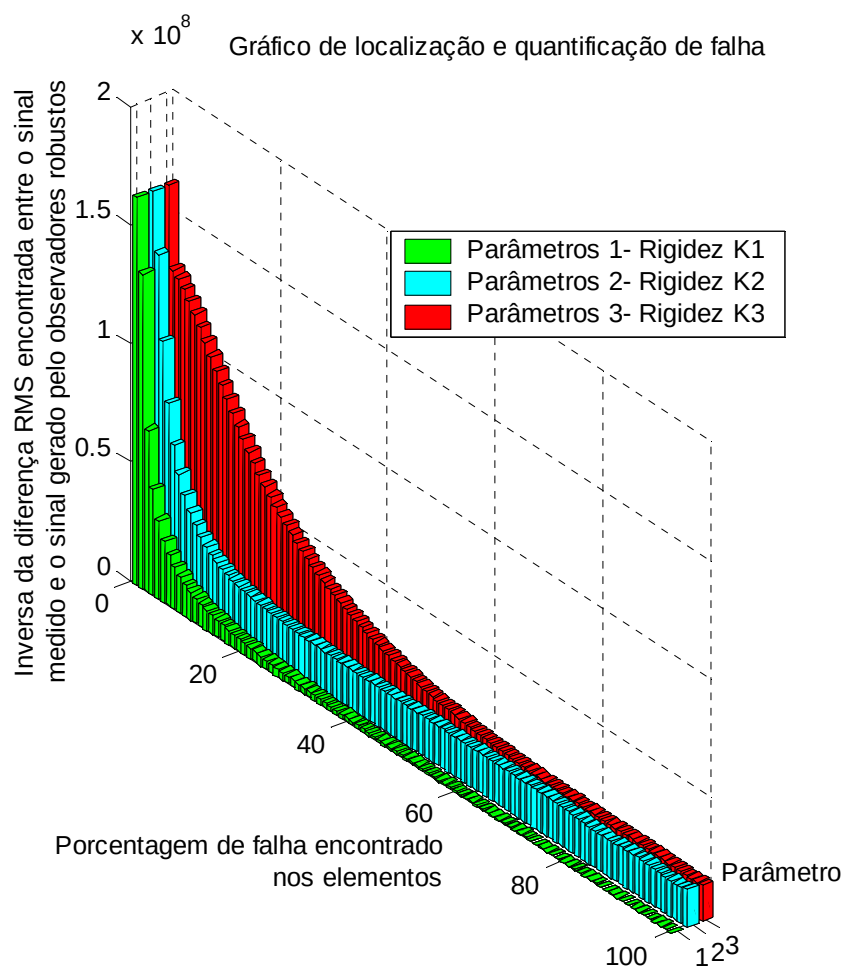


Figura 9.12 - Elemento da estrutura sujeito a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, antes da falha ter sido provocada.

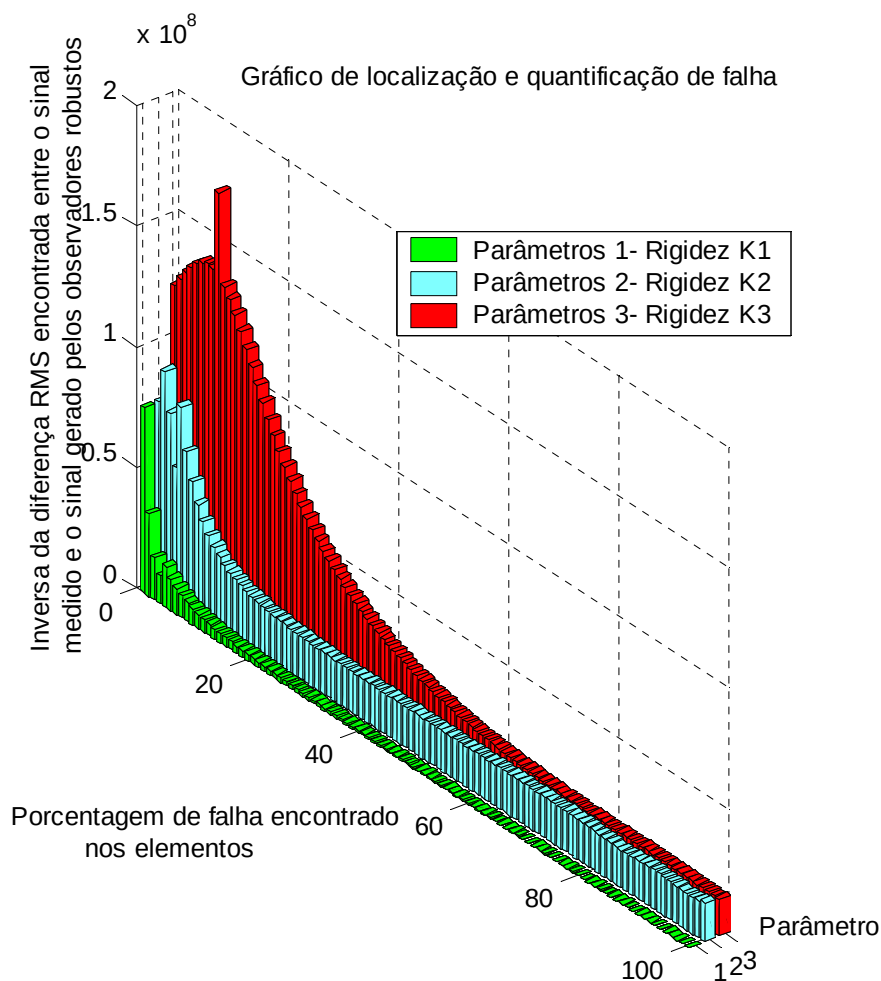


Figura 9.13 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha de ter sido provocada.

Na Fig. 9.12 pode-se verificar que antes da falha ter sido provocada, o maior valor da inversa da diferença RMS encontrada era quando o banco de observadores foi modelado considerando 0% de perda nos parâmetros. Já na Fig 9.13 a falha é localizada na rigidez da mesa superior, K_3 , com maiores valores de perda, encontrada pelos observadores robustos, variando entre 5% a 10% para este parâmetro.

9.5.2. Método de Legendre

Nas Figuras 9.14 e 9.15 é apresentado o valor inverso da diferença RMS entre o sinal de deslocamento medido na mesa inferior da estrutura, e os sinais gerados pelos observadores robustos, para o sistema antes e após a falha ter sido provocada, reduzindo em 1% o valor de cada parâmetro sujeito à falha.

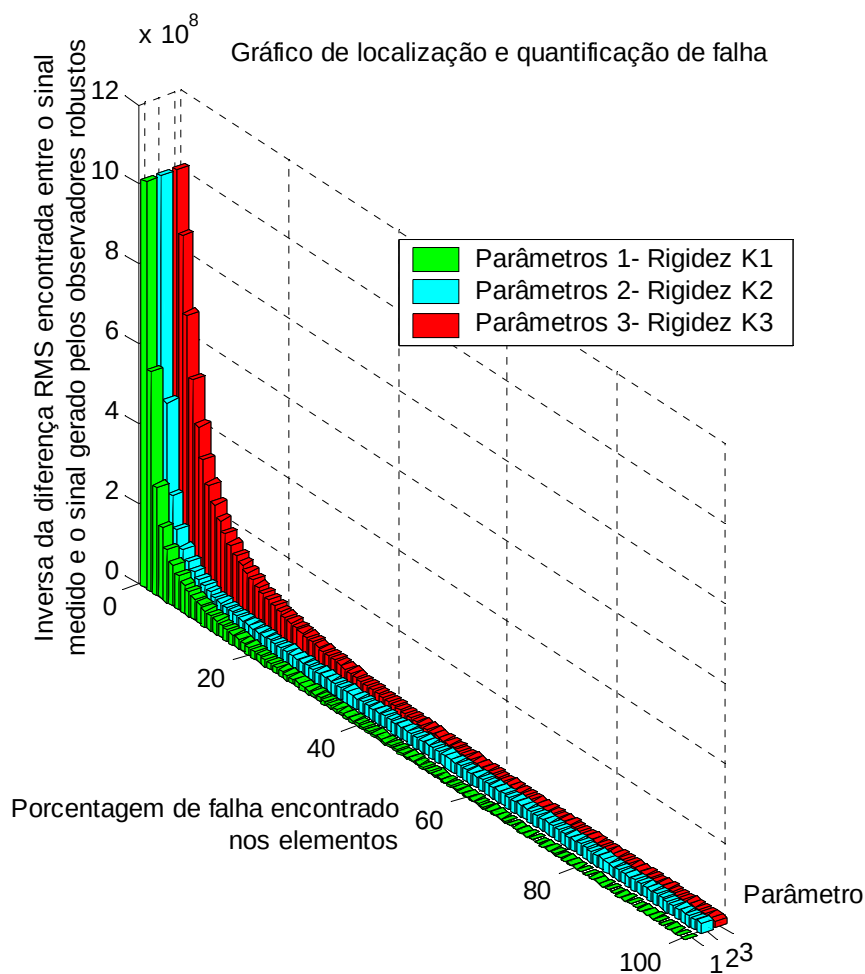


Figura 9.14 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, antes de ter sido provocada a falha.

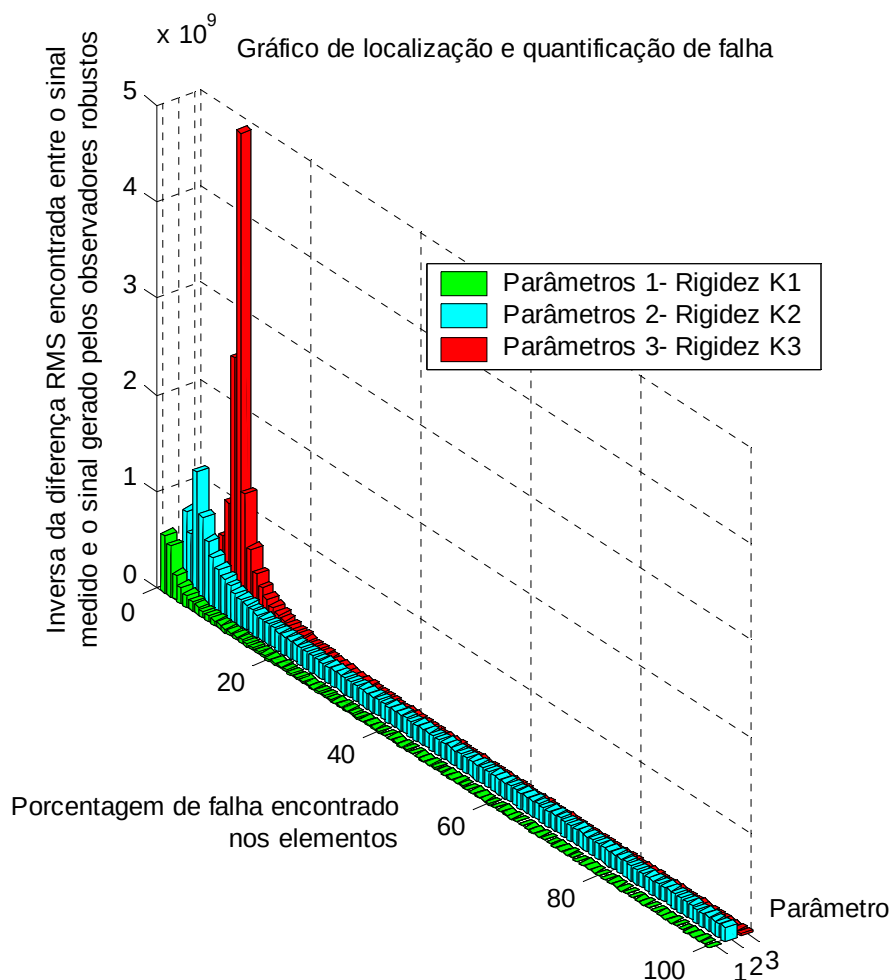


Figura 9.15 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.

Na Fig. 9.14 pode-se verificar que antes da falha ter sido provocada, o maior valor da inversa da diferença RMS encontrada era quando o banco de observadores foi modelado considerando 0% de perda nos parâmetros. Já na Fig 9.15 a falha é localizada na rigidez da mesa superior, K_3 , com maiores valores de perda encontrado, variando entre 7% a 10% para este parâmetro.

9.5.3. Método de Chebyshev

Nas Figuras 9.16 e 9.17 é apresentado o valor inverso da diferença RMS entre o sinal de deslocamento medido na mesa inferior da estrutura, e os sinais gerados pelos observadores

robustos, para o sistema antes e após a falha ter sido provocada, reduzindo em 1% o valor de cada parâmetro sujeito à falha.

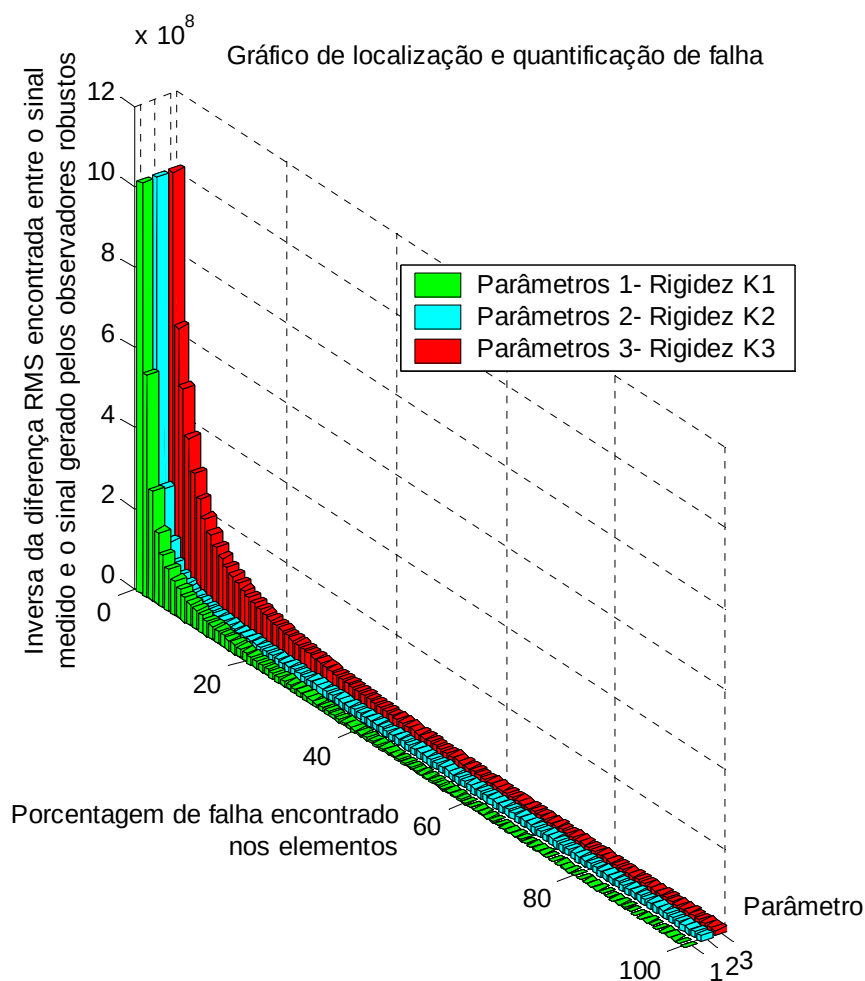


Figura 9.16 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, antes de ter sido provocada a falha.

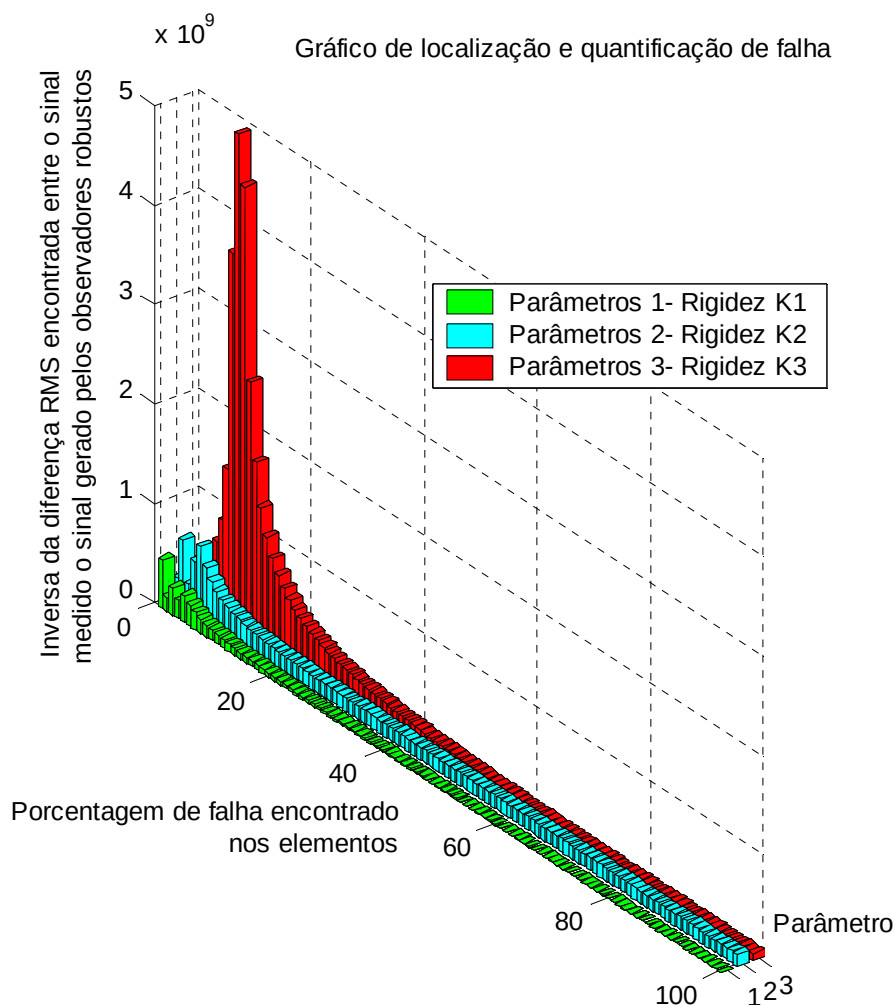


Figura 9.17 - Elemento da estrutura sujeita a falha X Banco de observadores robusto gerados com variação de 1% X inverso da diferença RMS entre o sinal medido e gerado pelo observador robusto, após a falha ter sido provocada.

Na Fig. 9.16 pode-se verificar que antes da falha ter sido provocada, o maior valor da inversa da diferença RMS encontrada era quando o banco de observadores foi modelado considerando 0% de perda nos parâmetros. Já na Fig 9.17 a falha é localizada na rigidez da mesa superior, K_3 , com valores de perda encontrada pelos observadores robustos variando entre 7% a 10% para este parâmetro.

CAPÍTULO 10

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho desenvolveu-se uma metodologia de diagnóstico de falha em sistemas mecânicos utilizando observadores de estado do tipo filtro de Kalman e com entradas identificadas por meio de funções ortogonais. Para a identificação das entradas foram utilizados 100 termos de expansão das séries, sendo que a determinação deste valor foi avaliada por Melo e Moraes (2004). Um observador do tipo Proporcional e integral foi utilizado para a estimação de entradas ou distúrbios desconhecidos presentes no sistema, como pôde ser visto no Exemplo 4 do item 8.4 e no trabalho Melo e Moraes (2005a). As metodologias existentes que realizam este processo de diagnóstico de falha, utilizam observadores convencionais que não levam em consideração a presença de ruídos presentes no sistema e/ ou nos sensores, como ocorre no Filtro de Kalman. Na bibliografia levantada não verificou-se a utilização do observador PI estimando a entrada com fins de diagnose de falha. Uma metodologia de identificação de parâmetros e entradas utilizando as funções ortogonais foi desenvolvida neste trabalho e também pode ser observada uma aplicação experimental no trabalho de Melo e Moraes (2005b). Esta metodologia é baseada na obtenção de sinais provenientes da estrutura antes e após a ocorrência de uma variação conhecida. Apesar da consistência do equacionamento desenvolvido, ainda não se sabe da aplicabilidade, robustez e sensibilidade desta metodologia aplicada em sistemas reais complexos, mas pretende-se como proposta para trabalho futuro, aplicá-la nestes sistemas. São apresentados 4 exemplos neste trabalho, o primeiro apresenta a identificação das forças por meio de funções ortogonais e identificação de falha usando observador de estado. O segundo exemplo utiliza as funções ortogonais para identificação das entradas e dos parâmetros de um sistema. No terceiro exemplo identifica-se uma entrada não linear por meio do observador Proporcional e Integral, já no quarto e último exemplo simulado, usa-se o observador PI para identificar uma

entrada desconhecida e esta entrada é usada como entrada do observador filtro de Kalman. Todos os exemplos simulados apresentaram bons resultados durante a simulação. Quando se leva em consideração o tempo computacional necessário para a montagem do banco de observadores robustos aos parâmetros sujeitos a falha esse tempo é relativamente alto, mas na prática o banco de observadores de estado é montado somente uma vez para cada sistema mecânico. A partir daí, tem-se somente a aquisição on-line fornecendo os dados ao Banco de observadores, que aciona um sistema de alarme, caso haja alguma irregularidade. Um aparato experimental constituído de um conjunto de três mesas vibratórias pertencentes ao laboratório de vibrações mecânicas da faculdade de Ilha Solteira foi utilizado para validar a metodologia desenvolvida. O modelo utilizado, como pode ser visto no item 9, é um sistema simples, altamente linear e já bastante estudado. Verificou-se que os métodos de Legendre e Chebyshev apresentaram melhores resultados na identificação da falha que o método de Fourier, acredita-se que o fato das funções ortogonais de Legendre e Chebyshev serem formadas por bases polinomiais e as séries de Fourier por componentes harmônicas é o que produz maior erro nas séries de Fourier. Observa-se que o maior erro encontrado no método de Fourier é devido ao chamado fenômeno de Gibbs, esse erro está presente nas extremidades das forças encontradas como pode ser melhor visto na força identificada pelo método de Fourier no item 8.1.1.

Com relação a trabalhos futuros, pode-se citar:

Aplicação da metodologia de identificação de parâmetro e forças em sistemas mecânicos mais complexos por meio de simulações computacionais e posteriormente experimentalmente.

Aplicação das funções ortogonais em sistemas mecânicos não lineares.

Utilização dos observadores de estados com o objetivo de realizar updating em parâmetros de sistemas mecânicos

Aplicação da metodologia dos Observadores PI para determinação de entradas desconhecidas em sistemas reais.

Desenvolvimento de rotinas computacionais com interfaces que facilitam o uso das rotinas desenvolvidas.

CAPÍTULO 11

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AMANI, M. G., RIERA, J. D. e CURADELLI, O. R., 2004. Estimación de Parámetros Modales de Estructuras Sometidas a Excitaciones Ambientales. *Revista Sul-Americana de Engenharia Estrutural*, 1(2), 55-73.
- CHANG, R. Y., WANG, M. L., The Application of Shifted Legendre Polynomials to Time-Delay Systems and Parameter Identification, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 107, march, pp. 79-85, 1985.
- CHEN, J. & PATTON, R. J., Optimal Filtering and Robust Fault Diagnosis of Stochastic Systems with Unknown Disturbances, *International Journal of Control*, vol.143, pp. 31-36, 1996.
- CHEN, C-F., HSIAO, C-H., Time Domain Synthesis Via Walsh Functions, *Proc. IEE*, vol. 122, n. 5, pp. 565-570, 1975.
- CHEN, C. F., TSAY, Y. T., WU, T. T., Walsh Operational Matrices for Fractional Calculus and Their Application to Distributed Systems, *Journal of the Franklin Institute*, v. 303, n. 3, p. 267-284, 1977.
- CHOW, E. Y. & WILLISKY, A. S., Analytical Redundancy and the Design of Robust Failure Detection Systems, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol.29, pp. 603-614, 1984.
- CHOU, J-H., HORNG, I-R., Shifted Chebyshev Series Analysis of Linear Optimal Control Systems Incorporating Observers, *International Journal of Control*, v. 41, p. 129-134. 1985.
- CREMONA, C., BARBOSDA, F. S. e ALVANDI, A., 2003. Identification Modale sous Excitation Ambiante: Application a la Surveillance des Ponts. *Mécanique & Industries*, 4, 259- 271.

- FARRAR, C. R. e JAMES III, G. H., 1997. System Identification from Ambient Vibration Measurements on a Bridge. *Journal of Sound and Vibration*, 205(1), 1-18.
- GUAN, Y.; SAIF, M.. “A novel Approach to the Design of Unknown Input Observers”. In *Proc. IEEE Transaction on Automatic Control*, vol.36, no. 5, maio 1991.
- HERMANS, L.; AUWERAER, V.D. (1999). Modal Testing and Analysis of Structures under Operational Conditions: Industrial Applications. *Mechanical System and Signal Processes*, v.13, 193-216.
- HWANG, C., CHEN, M. Y., Suboptimal Control of Linear Time-Varying Multi-Delay Systems Via Shifted Legendre Polynomials, *International Journal of Systems Science*, vol. 16, n o 12, pp. 1517-1537, 1985.
- HUANG, C. S., 2001. Structural Identification from Ambient Vibration Measurement Using the Multivariate AR Model. *Journal of Sound and Vibration*, 241(3), 337-359.
- JONES, N. P., SHI, T., ELLIS, J.H. e SCALAN, R. H., 1995. System-Identification Procedure for System and Input Parameters in Ambient Vibration Surveys. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 54/55, 91-99.
- LEMOES, G. F., 2004, “Detecção De Falhas Via Observadores De Estado Em Sistemas Rotativos, Considerando-Se Suas Fundações”.Tese de mestrado. Fevereiro, 2004.
- LUENBERGER, D. G., “An Introduction to Observers”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol AC16, nº.6, pp. 596-602, 1971.
- MARANO, J. H., “Localização de Falhas Via Observadores de Estado em Sistemas com Variação de Parâmetros”, Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 130p. (Tese de Mestrado), 2002.
- MELO, G.P., LEMOS, G.F., “Fault Diagnosis in Rotation System Using well Conditioned State Observer”, IMAC XXII-A Conference on Structural Dynamics, Dearborn, Michigan’s USA, 2004.
- MELO, G. P., STEFFEN, V. JR., Mechanical Systems Identification Through Fourier-Series Time-Domain Technique, *RBCM* (1993).
- MELO, G. P., “Detecção e Localização de Falhas via Observadores de Estado de Ordem Reduzida, Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica”, Universidade Estadual de Campinas, 125p. Tese (Doutorado) 1998.
- MELO, G. P., MORAIS, T. S.; . “Faults Detection Of Mechanical Systems Via Functions Of Fourier, Legendre And Chebyshev”, in CD-Rom, 9 pag.. In: Iberian Latin American Congress Computational Methods Engineering, 2004, Recife, 2004.

- MELO, Gilberto Pechoto de; MORAIS, Tobias Souza; DANIEL, Gregory Bregon. *Diagnose Of Faults In Mechanical Systems With Unknown Inputs Using Proportional And Integral State Observers*. In: COBEM-18TH INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, 2005, Ouro Preto. 2005.
- MELO, Gilberto Pechoto de; MORAIS, Tobias Souza; DANIEL, Gregory Bregon. *Technique Of Parameters And Inputs Identification In Mechanical Systems*. In: COBEM-18TH INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, 2005, Ouro Preto. 2005.
- MOHAN, B. M., DATTA, K. B., Analysis of Time-Delay Systems Via Shifted Chebyshev Polynomials of the First and Second Kinds, International Journal Of Systems Science, v. 19, n. 9, p. 1843-1851, 1988.
- MUSCOLINO, G.; CACCIOLA, P. & IMPOLLONIA, N., 2003, "Crack detection and location in a damaged beam vibrating under white noise", Computers and Structures, vol. 81 pag 1773-1782, 2003.
- NDAMBI, J. M., PEETERS, B., MAECK, J., DE VISSCHER, J., WAHAB, M. A., VANTOMME, J., DE ROECK, G. e DE WILDE, W. P., 2000. Comparison of Techniques for Modal Analysis of Concrete Structures. Engineering Structures, 22, 1159-1166.
- PACHECO, R. P., STEFFEN JR., V. Identificação de Parâmetros e Reconstrução de Forças Através do Método das Funções Ortogonais, XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Águas de Lindóia –SP, 1999
- PACHECO, R. P., Identificação de Sistemas Mecânicos Através de Métodos no Domínio do Tempo, Uberlândia, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, 127p. Tese de Doutorado, 2001.
- PACHECO, R. P., STEFFEN JR., V. On the identification of non-linear mechanical systems using orthogonal functions, International Journal of Non-Linear Mechanics, 2003.
- PARASKEVOPOULOS, P. N., KEKKERIS, G. T., Output Sensitivity Analysis Using Orthogonal Functions, International Journal of Control , vol. 40, n. 4, p. 763-772. 1984.
- PEETERS, B.; ROECK, G. D., 1999. "Reference-Based Stochastic Subspace Identification for Output-only Modal Analysis", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol.13, pp 855-878.
- PEETERS, B. e VENTURA, C. E., 2003. Comparative Study of Modal Analysis Techniques For Bridges Dynamic Characteristics. Mechanical System and Signal Processing, 17(5),

965-988.

- SAITO, T. e YOKOTA, H., 1996. Evaluation of Dynamic Characteristics of High-Rise Buildings Using System Identification Techniques. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 59, 299-307
- SHIH, D-H., KUNG, F-C., The Shifted Legendre Approach to Non-Linear System Analysis and Identification, *International Journal of Control* , v. 42, n. 6, p. 1399-1410, 1985.
- SPIEGEL, M. R., *Análise de Fourier*, Coleção Schaum, McGraw-Hill, São Paulo, 1976.
- VALER, C., E., I., “Uma introdução ao controle Robusto Com Aplicações a estruturas flexíveis. Faculdade de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica, Rio de Janeiro”. 179p., Tese de Mestrado 1999.

Ilha Solteira-SP, 3 de Agosto de 2006.

Prof. Dr. Gilberto Pechoto de Melo
Orientador

Tobias Souza Moraes
Orientado