RICARDO PAULINO MARQUES

DETECTORES DE FALHAS EM CONTROLE DE PROCESSOS

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Engenharia

Área de Concentração:
Engenharia de Sistemas

Orientador:
Oswaldo Luiz do Valle Costa

São Paulo
1994

Ricardo Paulino Marques
Departamento de Engenharia Eletrônica
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
05508-900 São Paulo SP Brasil

fone: (011) 818 5493
fax: (011) 818 5718
E-mail: rpm@lac.usp.br

Oswaldo Luiz do Valle Costa
Departamento de Engenharia Eletrônica
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
05508-900 São Paulo SP Brasil

fone: (011) 818 5771
fax: (011) 818 5718
E-mail: oswaldo@lac.usp.br

Marques, Ricardo Paulino
Detectores de Falhas em Controle de Processos. São Paulo, 1994.
xviii + 133p. + apêndice

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Eletrônica.

1. Detecção de Falhas. 2. Sistemas Tolerantes a Falhas. 3. Controle de Processos I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Eletrônica II. t.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho contou com o apoio da FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo) sob os processos de números 91/3964-0 e 91/0508-3.

Resumo

Neste trabalho se considera o problema de obter sistemas de detecção de falhas para eventual uso como partes integrantes de um sistema de controle tolerante a falhas. Inicialmente o problema de detecção de falhas é introduzido e são discutidos os seus princípios gerais. Em seguida são considerados três métodos de detecção de falhas: os métodos GLR (Razão de Verossimilhança Generalizada), MM (Modelos Múltiplos) e NO (Observadores Insensíveis). Simulações computacionais da aplicação desses métodos a uma coluna de destilação são feitas, os resultados são comparados e analisados, e ao final do trabalho, comentários e algumas conclusões, além de sugestões para trabalhos futuros são apresentadas.

Abstract

The problem of constructing fault detection systems for possible use as part of a fault tolerant control system is considered in this work. Initiallly the fault detection problem is introduced and its general principles discussed. Afterwards, three algorithms for fault detection are considered: the GLR (Generalized Likelihood Ratio), the MM (Multiple Models) and the NO (Nonsensitive Observers) methods. Computational simulations of the application of these methods to a distillation column are performed, and the results are compared and analyzed. In conclusion some final comments, conclusions as well as suggestions for future research are presented.

Sumário

Capítulo 1 - Introdução

1.1 Motivação do Trabalho 1

1.2 Conceitos Básicos 1

1.3 A Base dos Métodos 3

1.4 Medindo o Desempenho de um Método 3

1.5 As Tarefas de um Sistema Tolerante a Falhas 4

1.6 Metodologia de Trabalho 6

1.7 Plano Geral da Obra 7

Capítulo 2 - O Método NO

2.1 Introdução 8

2.2 Observadores Insensíveis 9

2.3 Projeto de um Banco de Observadores 14
- 2.3.1 Projeto Simplificado 14
- 2.3.2 Procedimento Geral de Projeto 16

Capítulo 3 -
O Método GLR

3.1 Introdução 18

3.2 O Método 19
3.2.1 Caso Geral 19
3.2.2 O Método GLR Simplificado 24

Capítulo 4 -
O Método MM

4.1 Introdução 25

4.2 O Método 26
4.2.1 Formulação Usual 26
4.2.2 Simplificações na Formulação do Método 28

4.3 O Método MM na Detecção de Falhas 29
4.3.1 Considerações Básicas 29
4.3.2 O Método MM e as Falhas de Sensores 31

Capítulo 5 -
A Coluna de Destilação

5.1 Introdução 33

5.2 Modelamento 35
5.2.1 A Coluna 35
5.2.2 O Tanque de Acúmulo 39
5.2.3 Interação entre os Modelos 41
5.2.4 Ponto de Equilíbrio e Linearização 41
5.2.5 Ruído e Discretização 42

5.3 O Cálculo do Equilíbrio Líquido/Vapor 43

Capítulo 6 - Falhas Padrão

6.1 Introdução 45

6.2 Falhas para a Coluna 46

6.3 Falhas Adicionais 51

Capítulo 7 - Aplicando o Método GLR

7.1 Introdução 53

7.2 Generalidades Sobre a Aplicação do Método GLR 53
- 7.2.1 A Monitoração do Sistema 53
- 7.2.2 Como o detector percebe a ocorrência de falhas 54
- 7.2.3 A janela de dados 54
- 7.2.4 A janela de dados e a percepção de falhas 55

7.3 O Método GLR Aplicado à Coluna de Destilação 57
- 7.3.1 A Geração de Assinaturas 57
- 7.3.2 Determinação do tamanho da janela 57
- 7.3.3 Magnitude da Falha Suposta Conhecida 57
  - 7.3.3.1 Detectando falhas iguais às assinaturas 58
  - 7.3.3.2 Detectando falhas diferentes das assinaturas 65
- 7.3.4 Magnitude da Falha Desconhecida 68
  - 7.3.4.1 Detectando falhas iguais às assinaturas 69
  - 7.3.4.1 Detectando falhas diferentes das assinaturas 79

7.4 Observações sobre o Desempenho do Método GLR 85
- 7.4.1 Como e Porque o Método GLR Confunde Falhas 85
- 7.4.2 As Incertezas e a Magnitude Estimada 87

Capítulo 8 -
Aplicando o Método MM

8.1 Introdução 89

8.2 Como o Método MM é Aplicado 89
- 8.2.1 Os Modelos Básicos 90
- 8.2.2 Os diferentes Modelos e a Percepção de Falhas 90
- 8.2.3 Os Modelos de Transição 91

8.3 O Método MM Aplicado à Coluna de Destilação 91
- 8.3.1 Determinação dos Modelos Básicos 91
- 8.3.2 Determinação dos Modelos de Transição 92
- 8.3.3 Nomenclatura dos Modelos 92
- 8.3.4 Exemplos Representativos do Uso do Método 93
  - 8.3.4.1 A influência dos modelos de transição 93
  - 8.3.4.1 Falhas de componentes correspondendo exatamente aos modelos94
  - 8.3.4.1 Falhas de componentes não correspondentes aos modelos97
  - 8.3.4.1 Falhas de sensores 99

8.4 Observações Sobre o Método MM 102
- 8.4.1 Compromisso Entre Número de Modelos e Implementação 102
- 8.4.2 Como São Obtidos os Modelos de Transição 102

Capítulo 9 - Considerações Sobre a Aplicação do Método NO

9.1 Introdução 103

9.2 Principais Diferenças Entre Este e os Outros Métodos 104

9.3 O Projeto do Banco de Observadores 104
- 9.3.1 Especificando a Dinâmica dos Observadores. 105
- 9.3.2 Ruído e Observadores de Detecção 106
- 9.3.3 Especificando a Insensibilidade dos Observadores 107

9.4 Bancos de Observadores Para a Coluna 109

9.5 A Interpretação dos Sinais de Erro 109

9.6 Aplicando o Método NO à Coluna 112
- 9.6.1 Falhas Padrão 112
- 9.6.2 Outras Falhas 116
- 9.6.3 Análise dos Sinais de Erro 118

Capítulo 10 - Considerações Finais

10.1 Introdução 121

10.2 A Respeito da Coluna de Destilação 121

10.3 A Respeito dos Métodos 122
- 10.3.1 Um Confronto das Características de Cada Método 122
- 10.3.2 Situações Específicas 124

10.4 Esquemas Alternativos e Trabalhos Futuros 125
- 10.4.1 Alguns Esquemas Não Utilizados Neste Trabalho 125
- 10.4.2 Possíveis Desdobramentos 126

10.5 Palavras Finais 127

Referências Bibliográficas 129

Apêndice A -
Implementação Computacional

Lista de Figuras

Figura 4.1 : Transição entre Modelos 29

Figura 5.1 : Esquema do equipamento 34

Figura 5.2 : Esquema de um prato da coluna 36

Figura 6.1 : Perfil dinâmico de uma falha tipo 1 48

Figura 6.2 : Perfil dinâmico de uma falha tipo 2 49

Figura 6.3 : Perfil dinâmico de uma falha tipo 3 50

Figura 7.1 : Saída do sistema sem falhas 56

Figura 7.2 : Influência do tamanho da janela sobre as curvas de verossimilhança (sem falhas) 56

Figura 7.3 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 1 (magnitude suposta conhecida) 60

Figura 7.4 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 2 (magnitude suposta conhecida) 61

Figura 7.5 : Curvas de verossimilhança para a falha tipo 2 (magnitude suposta conhecida e janela de dados de 250 s) 62

Figura 7.6 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 3 (magnitude suposta conhecida) 63

Figura 7.7 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 4 (magnitude suposta conhecida) 64

Figura 7.8 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 5 (magnitude suposta conhecida) 65

Figura 7.9 : Exemplo de falhas diferentes das assinaturas (magnitude suposta conhecida) 68

Figura 7.10 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 1 (magnitude desconhecida) 70

Figura 7.11 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 1 71

Figura 7.12 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 2 (magnitude desconhecida) 73

Figura 7.13 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 2 74

Figura 7.14 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 3 (magnitude desconhecida) 75

Figura 7.15 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 3 75

Figura 7.16 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 4 (magnitude desconhecida) 76

Figura 7.17 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 4 77

Figura 7.18 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 5 (magnitude desconhecida) 78

Figura 7.19 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 5 78

Figura 7.20 : Exemplo de falhas diferentes das assinaturas (método GLR para magnitude desconhecida) (gráfico acima e páginas anteriores) 83

Figura 7.21 : Curvas de verossimilhança para uma falha no sensor 1 (saída constante a 25C) 84

Figura 7.22 : Magnitudes estimadas para a falha no sensor 1 84

Figura 8.1 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 1 (sem modelo de transição) 93

Figura 8.2 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 1 (com modelo de transição) 93

Figura 8.3 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 1 95

Figura 8.4 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 2 96

Figura 8.5 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 3 97

Figura 8.6 : Aplicando o método MM a falhas não relacionadas a modelos pré-estabelecidos (nesta e nas páginas anteriores) 99

Figura 8.7 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 4 100

Figura 8.8 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 5 101

Figura 8.9 : Curvas de probabilidade para uma falha no sensor 1 (saída constante em 25C) 101

Figura 8.10 : Curvas de probabilidade para uma falha no sensor 2 (saída constante em 25C) 101

Figura 9.1 : Sinais de erro para uma série de três falhas (tipos 1, 2 e 3) 110

Figura 9.2 : Sinais de erro para uma falha de tipo 1 (banco A) 112

Figura 9.3 : Sinais de erro para uma falha de tipo 1 (banco B) 113

Figura 9.4 : Sinais de erro para uma falha de tipo 2 (banco A) 114

Figura 9.5 : Sinais de erro para uma falha de tipo 2 (banco B) 115

Figura 9.6 : Sinais de erro para uma falha de tipo 3 (banco A) 115

Figura 9.7 : Sinais de erro para uma falha de tipo 3 (banco B) 116

Figura 9.8 : Série de falhas com parâmetros variando (banco B) 118

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 : Insensibilidade dos observadores 11

Tabela 5.1 : Ponto de equilíbrio da coluna
para operação normal 42

Tabela 7.1 : Codificação de assinaturas 86

Tabela 9.1 : Insensibilidade para o banco de observadores da coluna........ 108

Tabela 9.2 : Matrizes de insensibilidade para o projeto
do banco de observadores da coluna108

Tabela 9.3 : Dados para caracterização de falhas pelo método NO............ 111

Tabela 9.4 : Caracterização das falhas da coluna....................................... 119

Lista de Símbolos

De um modo geral, as expressões matemáticas utilizadas neste trabalho seguem os seguintes princípios básicos:

i) Os caracteres latinos são apresentados em itálico, salvo se fizerem parte da denominação de funções ou operadores.

Por exemplo: $\cos(x)$, $\det[\boldsymbol{A}]$ com a função "cos" apresentada em caracteres com inclinação regular, o mesmo ocorrendo com a notação para determinante de uma matriz. Porém $\frac{d}{dx}\cos(x)$ e $\int\cos(x)dx$ apresentam os diferenciais em itálico.

ii) Vetores são usualmente denotados por letras latinas ou gregas minúsculas, com as exceções destacadas na lista abaixo.

Por exemplo: $\alpha_i(k, \theta)$, $x(k)$.

iii) Matrizes são denotadas por letras latinas maiúsculas em negrito, sem exceções.

Por exemplo: $\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{B}$, $\boldsymbol{C}$, $\boldsymbol{V}^{-1}$, etc.

iv) Escalares reais ou complexos são denotados por caracteres latinos ou gregos, maiúsculos ou minúsculos. No caso de caracteres latinos maiúsculos eles se diferenciam das matrizes por não serem apresentados em negrito.

Obs: Note que 0 (escalar nulo) é diferente de **0** (a matriz nula).

Segue-se abaixo a lista de símbolos utilizados neste trabalho. A notação do trabalho segue sempre que possível (e quando conveniente) os princípios acima. As exceções, que constituem minoria, estão destacadas como tal.

Buscou-se neste trabalho, fazer com que a notação utilizada seguisse a das referências originais, e por isso um mesmo símbolo pode acabar se repetindo, com significados diferentes, ao longo dos capítulos. A lista abaixo é dividida em relação aos capítulos, e é precedida por uma lista geral, com a notação comum a todos os capítulos. Sempre que a notação geral conflitar com a notação de um dado capítulo, esta última tem precedência. Note que um dado símbolo pode eventualmente aparecer indexado por algum dos índices, que são os primeiros símbolos, tanto da lista comum, como das listas de cada capítulo.

Lista Comum

j	Índice genérico
t_f	Instante de ocorrência da falha
$\boldsymbol{A},\boldsymbol{B},\boldsymbol{C}$	Matrizes de sistema.
k	Instante de tempo discreto
$x(k)$	Estado de sistema dinâmico
$y(k)$	Saída de sistema dinâmico
n	Dimensão do estado
p	Dimensão da entrada do sistema dinâmico
m	Dimensão da saída

Capítulo 2

i	Índice indicativo do número do observador
q	Índice genérico
b	Índice indicativo de “banco” de observadores
$\boldsymbol{F}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{P}, \boldsymbol{T}$	Matrizes de sistema do observador
$z(k)$	Estado do observador
$\xi(k)$	Erro de estimação do observador
$e(k)$	Sinal de erro (saída do observador)

$d(k)$	Contribuição devida à falha
e_i	Sinal de erro gerado pelo *i*-ésimo observador (notação abreviada)
$\boldsymbol{Q}$	Matriz de insensibilidade
$\boldsymbol{O}$	Matriz de observabilidade
d_j	Direção do vetor de falhas (notação abreviada — o índice *j* é genérico)
v	Vetor genérico (não confundir com v_j)
α, β	Escalares genéricos
ε	Valor limite para percepção da falha
λ	Autovalor do observador
v_j	Vetor de normalização do *j*-ésimo sinal de erro

Capítulo 3

i	Índice indicativo do tipo da falha
N	Número de tipos de falhas
θ	Instante (discreto) de ocorrência da falha
$\hat{\theta}(k)$	Estimativa para θ
$w(k)$	Ruído de componente
$v(k)$	Ruído de saída
d_{jk}	Delta de Dirac
ν	Magnitude da falha
$\hat{\nu}(k)$	Estimativa para ν
$\left.\begin{array}{l} f_i(k, \theta) \\ f_i(k, \theta) \end{array}\right\}$	Vetores de falha para o *i*-ésimo tipo de falha
$\hat{x}(k\|k)$	Estimativa de para $x(k)$

$P(k|k)$ Covariância para $\hat{x}(k|k)$

$\boldsymbol{Q}$ Matriz de covariância para $w(k)$

$\boldsymbol{R}$ Matriz de covariância para $v(k)$

$\boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}$ Matrizes do filtro de Kalman. Caso não se use o filtro de Kalman de regime, teria-se $\boldsymbol{K}(k+1), \boldsymbol{V}(k+1)$

$\gamma(k+1)$ Inovação do filtro de Kalman

$\left.\begin{array}{r}\alpha_i(k-1.\theta)\\ \beta_i(k,\theta)\\ \mu_i(k+1.\theta)\end{array}\right\}$ Contribuições de uma falha de tipo i ao sistema e ao filtro de Kalman

$\rho_i(k,\theta)$ Assinatura de uma falha de tipo i

$\left.\begin{array}{r}a_i(k,\theta)\\ b_i(k,\theta)\end{array}\right\}$ Quantidades definidas pelo método GLR

$\Gamma(k,1)$ Vetor composto por valores de $\gamma(j)$, $j = 1 \ldots, k$. Note que este é um vetor, apesar de denotado por uma letra grega maiúscula. Eventualmente abreviado por $\Gamma(k)$

$p(\Gamma(k)|(\nu,\theta,i))$ Função verossimilhança

$l(\Gamma(k)|(\nu,\theta,i))$ Função GLR

M_1, M_2 Delimitadores de intervalo de aplicação para o método GLR

W Tamanho da janela de dados

P Covariância de regime de $\hat{x}(k)$

Capítulo 4

i Índice indicativo de modelo

N Número de modelos

$l(k)$	Informações sobre o sistema observadas até o instante k
$p_i(k)$	Probabilidade do i-ésimo modelo ser verdadeiro
H_i	Hipótese do i-ésimo modelo ser o verdadeiro
$p(.\vert.)$	Densidade condicional de probabilidade

Refira-se também à notação do capítulo 3.

Capítulo 5

i	Índice referido à componente da mistura
j	Índice referido ao prato da coluna
l	Índice para "líquido"
v	Índice para "vapor"
m	Índice para série de convergência. Não confundir com o símbolo utilizado para denotar massa, que é o mesmo. No texto esses símbolos são utilizados sempre em contextos diferentes.
n	Índice para série de convergência
T	Temperatura
x	Fração molar da fase líquida
y	Fração molar da fase vapor
L	Vazão de líquido ao longo da coluna
V	Vazão de vapor ao longo da coluna
m	Massa
K	Constante de equilíbrio líquido/vapor
c	Número de componentes da mistura
P_v	Pressão de saturação da substância pura
P	Pressão de trabalho

γ	Constante de correção para o equilíbrio líquido/vapor
$\mathsf{A}, \mathsf{B}, \mathsf{C}$	(fonte Helvética) Constantes de Antoine
Λ	Constante de Margules
X	Retenção molar específica do Etanol
ρ	Densidade da mistura
x_0	Mistura de alimentação da coluna. Eventualmente denotada por x(0). Não confundir com $x(k)$.
Vol	Volume de líquido em cada prato
U	Coeficiente de transmissão de calor
A	(fonte Times) Superfície da serpentina
ΔH	Variação de entalpia
T_{int}	Temperatura interna da serpentina
T_{ext}	Temperatura externa da serpentina (e interna ao tanque de acúmulo de fundo)
C_p	Calor específico a pressão constante
T_{ref}	Temperatura de referência
f, g, h	Funções genéricas
$x(m)$	Valor de x para convergência
$T(n)$	Valor de T para convergência
$T(n_\infty)$	Valor final de T para a série de convergência
x^0	Valor inicial de x para a série de convergência
T^0	Valor inicial de T para a série de convergência

Capítulo 7

$\bar{d}(k, \hat{\theta}(k))$	A barra indica que não há influência de ruído
$\delta(k)$	Contribuição do ruído à falha

Refira-se também à notação do capítulo 3.

Capítulo 8

Refira-se à notação do capítulo 4.

Capítulo 9

z_{slow}	Pólo mais lento da planta
z_{fast}	Pólo mais rápido da planta
z_A, z_B	Polos dos observadores dos bancos A e B
$e(\infty)$	Sinal de erro para o regime (por abuso de notação)
$\bar{e}(\infty)$	Sinal de erro normalizado
$e_{corrente}$	Sinal de erro de regime para a falha corrente
σ	Medida de semelhança entre vetores normalizados
ν	Relação entre normas de vetores (por extensão, magnitude da falha)
x_0	Fração molar da mistura de alimentação

Refira-se também à notação do capítulo 2.

Acrônimos

NO	Nonsensitive Observers
GLR	Generalized Likelihood Ratio

MM	Multiple Models

Observações

MATLAB, SIMULINK, DERIVE e outros nomes de produtos mencionados neste trabalho são marcas registradas dos respectivos proprietários.

Capítulo 1
Introdução

1.1 Motivação do Trabalho

Surgiu recentemente na teoria de controle o conceito de *controle tolerante a falhas*. Trata-se de um sistema de controle capaz de se amoldar a variações imprevistas da planta, mantendo, apesar dessas alterações, um desempenho adequado. Por exemplo, em [2] é apresentado um sistema de controle deste tipo, em que o controlador de uma planta composta de quatro tanques conectados em série é capaz de detectar ocorrências de vazamentos em qualquer dos tanques e manter o nível de líquido constante, com ou sem vazamentos.

Parte integrante de um sistema de controle deste tipo é o subsistema que realiza, antes de qualquer decisão referente ao controle propriamente dito, a *detecção da falha*, isto é, que fornece informações a um próximo subsistema, responsável por definir a estratégia de controle, que dizem de forma conclusiva e bem determinada qual é a situação do sistema: se ele segue o que se convencionou chamar de *comportamento normal* ou se ocorre no momento alguma variação em seu comportamento; caso em que é necessário fornecer informações adicionais, tais como situar onde ocorre essa variação, se ela é grande ou pequena, qual a sua origem provável, etc.

O presente trabalho trata especificamente deste tipo de subsistema, o detector de falhas. Nos próximos itens serão apresentados os conceitos básicos sobre o tema, diversos tipos de detectores de falhas e as suas características principais.

1.2 Conceitos Básicos

Um sistema de controle, do ponto de vista físico, pode ser dividido em três subsistemas com características próprias [1]:

- atuadores;

- estrutura principal (ou processo);
- instrumentação (ou sensores).

É conveniente que qualquer variação em relação ao funcionamento normal do sistema seja associada sempre que possível ao subsistema ou subsistemas correspondentes. É intuitivo e bastante razoável fazê-lo, pois fenômenos associados a subsistemas fisicamente distintos devem ser tratados sob enfoques diversos.

Neste trabalho serão denominadas *falhas de componentes* as falhas que agem sobre os atuadores e/ou sobre o processo, e *falhas de sensores* às falhas que agem sobre a instrumentação. A conveniência destas denominações ficará clara no decorrer do texto.

Antes de prosseguir com o assunto é necessário definir exatamente o que é uma falha. Portanto seja a definição abaixo:

> **Definição 1.1 :**
>
> Define-se como falha em um sistema de controle qualquer variação de parâmetros capaz de alterar o seu comportamento normal, tal como inferido a partir de suas entradas e saídas.

Como se pode ver da definição 1.1, a idéia de falha está necessariamente ligada à idéia de *comportamento normal* do sistema. A definição do que seria o comportamento normal de um sistema é algo que fica à conveniência do interessado, ou em termos mais efetivos: cabe ao projetista definir o que lhe é interessante considerar como sendo o comportamento normal do sistema, e baseado nessa idéia particular, definir o que considera como falha.

A definição acima é obviamente vaga e abrangente demais para ter qualquer utilidade imediata. É porém a mais adequada. Todos os métodos de detecção de falhas que serão mencionados ou apresentados aqui se aplicam a algum, não necessariamente o mesmo, subconjunto do universo de falhas dado acima. No caso do sistema de [2], o comportamento dito normal do sistema era associado a um modelo matemático, enquanto que a situação de ocorrência de falhas <u>não</u> era associada à definição 1.1, isto é, a "qualquer variação de parâmetros capaz de alterar o comportamento natural do sistema", mas sim a algumas variações de parâmetros bem específicas, no caso associadas a um conjunto de fenômenos físicos, que são os vazamentos.

Assim como no detector de falhas de [2], que era capaz apenas de detectar vazamentos, de um modo geral, os algoritmos de detecção de falhas não são capazes de detectar todos os fenômenos aplicáveis à definição 1.1 para um dado sistema, porém a definição se aplica a todas as falhas que qualquer um dos algoritmos considerados neste trabalho (e outros não incluídos aqui) são capazes de detectar.

Um ponto importante do enunciado da definição 1.1 é o fato das falhas serem consideradas do ponto de vista entrada/saída. Essa ressalva é feita no enunciado, porém em termos estritamente conceituais, apenas as entradas e saídas de um sistema podem ser monitoradas, e portanto, qualquer fenômeno que envolva um sistema só pode ser percebido a partir das relações entre suas entradas e saídas.

1.3 A Base dos Métodos

Os métodos de detecção de falhas de um modo geral se baseiam em *redundâncias* nas informações obtidas do sistema.São três os tipos de redundâncias:

- física;
- analítica (ou funcional);
- heurística.

A redundância física se refere a sistemas em que dois ou mais sensores medem a mesma variável. Apesar de ser um método bastante eficaz de se detectar sensores defeituosos, o estudo da detecção de falhas com métodos baseados nesse tipo de redundância está fora do escopo deste trabalho e não será discutido aqui. A redundância analítica se baseia no uso de modelos matemáticos do sistema para fornecer a redundância necessária. Por fim a redundância heurística se baseia em conhecimentos sobre o sistema não formalizados matematicamente de modo tratável ou absolutamente não formalizados. É este o tipo de redundância que faz um operador humano ser capaz de, monitorando as saídas de um sistema, determinar a ocorrência de falhas, este é o território de técnicas como Inteligência Artificial, Redes Neurais, etc. Este último tipo de redundância também não será tratado aqui. Apenas métodos que se utilizam de redundância analítica serão vistos neste trabalho. De um modo geral eles se baseiam no uso de filtros ou observadores, a redundância residindo nos modelos matemáticos utilizados nos projetos.

1.4 Medindo o Desempenho de um Método

De modo geral pode-se medir o desempenho de um método segundo os três índices mencionados abaixo:

i) O tempo de detecção de uma falha
Definido como o tempo entre ocorrência da falha e o instante em que o detector de falhas é capaz de apontar inequivocamente que o sistema não apresenta mais o seu comportamento normal, sendo neste instante capaz, ou não, de apontar qual o tipo da falha. Via de regra quanto menor esse tempo, melhor é o detector.

ii) A quantidade de alarmes falsos
Considera-se como *alarme falso*, uma indicação errônea fornecida pelo detector de falhas, em geral em uma das duas situações abaixo:

• O detector assinala a existência de uma falha que não ocorre.

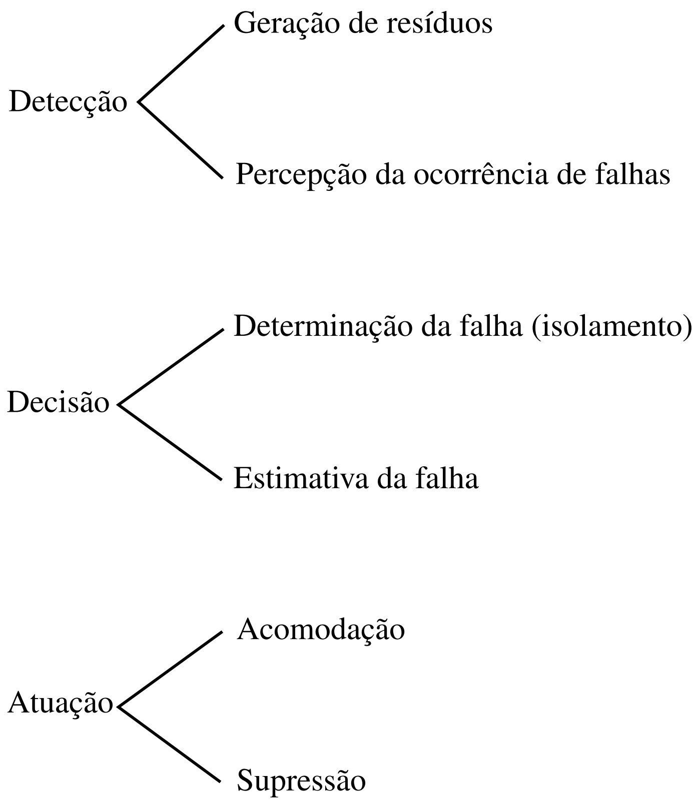
• O detector assinala a ocorrência de um tipo de falha, quando na verdade ocorre outro.

Quanto menos alarmes falsos um método gerar (sob condições controladas de teste, é claro), melhor é esse método.

iii) Insensibilidade
Trata-se aqui da situação oposta à do item anterior, isto é, quando há a ocorrência de uma falha, porém o detector não percebe. A princípio quanto mais sensível um detector, melhor o seu desempenho. Essa porém, é uma característica que pode acabar por se conflitar com a geração de alarmes falsos, havendo uma relação de compromisso entre esses índices.

1.5 As Tarefas de um Sistema Tolerante a Falhas

Um sistema de controle tolerante a falhas realiza tipicamente os seguintes procedimentos ou tarefas, cada uma associada a um subsistema determinado, divididas cada uma delas em fases:



A *geração de resíduos* é o passo inicial para todos os métodos de que tratará este trabalho. A grosso modo, resíduos são sinais gerados pelo detector de falhas que carregam informações sobre a situação do sistema, os quais necessitam ser interpretados. A *percepção de ocorrência de falhas* é o primeiro passo da interpretação dos resíduos. Trata-se de simplesmente determinar se os resíduos apontam para uma situação de falha no instante corrente ou não. A determinação da falha, ou *isolamento*, trata da identificação da falha, de qual se trata dentre um universo de falhas possíveis, de onde ocorre, etc. A *estimativa da falha*, realizada a partir do isolamento, serve para extrair informações específicas do tipo suposto de falha que ocorre no momento. Finalmente a *acomodação*, que é a fase final do procedimento de controle, se refere à ação tomada pelo sistema de controle, baseada nas informações fornecidas pelas fases anteriores. Além dessas fases, foi incluída uma última, a *supressão*. É um tanto discutível se essa última fase realmente faz parte do papel de um sistema de controle tolerante a falhas. Trata-se do cancelamento dos efeitos do fenômeno causador da falha. Por exemplo: se a falha for um vazamento em um tanque, como em [2], a supressão desta falha seria um reparo realizado no tanque, eliminando o vazamento.

Conforme mencionado anteriormente, o procedimento de atuação não será discutido neste trabalho.

De volta ao sistema de tanques de [2], pode-se identificar e descrever cada uma das fases consideradas acima. Inicialmente, quando o sistema opera sem vazamentos, os resíduos gerados pelo sistema de detecção de falhas continuamente são muito pequenos. Ocorrendo uma falha de vazamento, esses sinais assumem valores maiores. Quando algum desses sinais ultrapassa um patamar determinado, um alarme é ativado. É descrita acima a tarefa de *detecção* e suas duas fases constituintes. Note que a *geração de resíduos* é realizada o tempo todo, enquanto que a *percepção* da falha só ocorre, pelo menos idealmente, quando há falhas, e é representada simplesmente pela ativação de um alarme. Uma vez estabelecido que há uma falha, o sistema de detecção busca, baseado nos resíduos gerados, determinar em qual tanque ocorre o vazamento (esta é a fase de *isolamento* da falha). Em seguida o sistema de detecção, já ciente de que há uma falha, e mais ainda, de que tipo de falha se trata, produz uma *estimativa* de sua dimensão, no caso uma estimativa quantitativa da vazão de líquido associada ao vazamento. Note-se que o procedimento de estimação é diferente para cada tanque, dadas as diferenças entre eles, daí a separação entre *isolamento* e *estimativa* como duas fases diferentes e subseqüentes do procedimento de *decisão*. A separação entre isolamento e estimativa fica bastante mais clara ao se considerar um sistema hipotético capaz de detectar falhas de vazamento e alterações na densidade do líquido circulante, por exemplo. O termo isolar neste caso significaria determinar se uma falha que esteja ocorrendo é um vazamento em algum tanque ou se é uma alteração na densidade do líquido. Uma vez determinado o tipo de falha, se vazamento ou alteração no líquido, quantizar essa falha. Não há sentido em se tentar quantizar uma variação de densidade de líquido em termos de vazão, o que mostra que a fase de estimativa envolve um procedimento diferente conforme o resultado obtido na fase de isolamento. Finalmente o procedimento de *atuação* se refere a abrir ou fechar uma ou mais válvulas para compensar o vazamento e manter o nível de líquido nos tanques em um valor constante, não se considerando aqui a supressão da falha.

1.6 Metodologia de Trabalho

Diferentes métodos de detecção de falhas serão apresentados e discutidos, cada um deles representativo de um tipo diferente de enfoque do problema. Esses métodos serão aplicados a um processo, composto de uma caldeira e uma coluna de destilação, sujeito a falhas. Dada a dificuldade e mesmo a impossibilidade de se fazer tais testes num processo real, serão utilizadas simulações computacionais. Os métodos serão aplicados a esse processo, e após uma análise dos resultados, serão comparados.

1.7 Plano Geral da Obra

Este trabalho se compõe de dez capítulos e um apêndice. Neste capítulo o tema é tratado de forma geral, em caráter introdutório. Nos capítulos 2, 3 e 4, três métodos de detecção de falhas são apresentados, denominados pelos acrônimos NO, GLR e MM respectivamente. O capítulo 5 trata da descrição de uma coluna de destilação, planta à qual se pretende aplicar os métodos. No capítulo 6 são especificadas as falhas às quais a coluna do capítulo 5 está sujeita. Nos capítulos seguintes, 7, 8 e 9 é discutida a aplicação de cada um dos métodos estudados à coluna, e no capítulo 10 são feitas as considerações e comentários finais.

No apêndice A se discute a implementação computacional da coluna, e tópicos referentes à plataforma computacional utilizada se encontram neste apêndice.

Constam ainda do trabalho uma lista de símbolos utilizados, listas de figuras e tabelas, um sumário, e um índice alfabético.

Capítulo 2
O Método NO

2.1 Introdução

Este método se baseia no uso de um *banco* de observadores de Luenberger [7] que monitoram as saídas e entradas de um sistema dinâmico.

O Método NO[1] (de "Nonsensitive Observers" ou em português: Observadores Não-sensíveis) foi originalmente proposto em [3] para sistemas lineares determinísticos a tempo contínuo. Algoritmos eficientes de projeto foram apresentados em [4] e [5]. Um estudo detalhado do método, acompanhado de resultados adicionais é visto em [6], enquanto que uma técnica de estimação de falhas baseada em observadores não-sensíveis (ou insensíveis) é apresentada em [2].

O método se aplica fundamentalmente a falhas de componentes, ou seja, falhas que afetam o processo, podendo porém ser utilizado para falhas de sensores ou atuadores, com a advertência de que nesse caso os procedimentos de *decisão* do método não apresentam desempenho adequado. Estudos para se resolver esse problema têm sido feitos, porém ainda são incipientes, de modo que até o momento pode se considerar o problema como em aberto, e não se tratará desse tema no presente trabalho.

Neste capítulo os resultados de [3] e [6] são transpostos para sistemas a tempo discreto e são discutidas as características principais dos observadores robustos e do método NO.

---

1. Na referência original do método [3] a expressão um tanto infeliz *observador robusto* é utilizada para denominar os observadores não-sensíveis. Dada a possível confusão com o conhecido conceito de robustez, que não tem relação nenhuma com o termo tal como definido em [3], optou-se por usar neste trabalho a denominação mais apropriada de *observador não-sensível*; para todos os efeitos equivalente à denominação original de observador robusto.

2.2 Observadores Insensíveis

Seja o sistema abaixo:

$$x(k+1) = \boldsymbol{A} \cdot x(k) + \boldsymbol{B} \cdot u(k) \tag{2.1.a}$$

$$y(k) = \boldsymbol{C} \cdot x(k) \tag{2.1.b}$$

com $x \in \Re^n$, $u \in \Re^p$, $y \in \Re^m$.

E seja um banco ou conjunto de observadores de Luenberger, cada um deles descrito pelas equações abaixo:

$$z(k+1) = \boldsymbol{F} \cdot z(k) + \boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{B} \cdot u(k) + \boldsymbol{G} \cdot y(k) \tag{2.2.a}$$

$$e(k) = \boldsymbol{K} \cdot z(k) + \boldsymbol{P} \cdot y(k) \tag{2.2.b}$$

com $z \in \Re^r$, $e \in \Re$

e sujeitos a:

$$\boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{A} - \boldsymbol{F} \cdot \boldsymbol{T} = \boldsymbol{G} \cdot \boldsymbol{C} \tag{2.3.a}$$

$$\boldsymbol{K} \cdot \boldsymbol{T} + \boldsymbol{P} \cdot \boldsymbol{C} = 0 \tag{2.3.b}$$

$$\boldsymbol{F} \text{ estável} \tag{2.3.c}$$

Pode-se definir

$$\xi(k) \triangleq z(k) - \boldsymbol{T} \cdot x(k) \tag{2.4}$$

de onde se pode concluir a partir de (2.2.a) - (2.2.b) e (2.3.a) - (2.3.c) que:

$$e(k) = K \cdot \xi(k) \tag{2.5}$$

Tem-se então, na situação normal, isto é, sem falhas:

$$\begin{aligned} \xi(k+1) &= z(k+1) - \boldsymbol{T} \cdot x(k+1) = \\ &= \boldsymbol{F} \cdot z(k) + \boldsymbol{G} \cdot \boldsymbol{C} \cdot x(k) + \boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{B} \cdot u(k) - \boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{A} \cdot x(k) - (\boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{B} \cdot u(k)) = \\ &= \boldsymbol{F} \cdot (z(k) - \boldsymbol{T} \cdot x(k)) = \\ &= \boldsymbol{F} \cdot \xi(k) \end{aligned} \tag{2.6}$$

Como $\boldsymbol{F}$ é estável:

$$\lim_{k \to \infty} \xi(k) = \mathbf{0} \tag{2.7}$$

de onde se tem que:

$$\lim_{k \to \infty} e(k) = 0 \tag{2.8}$$

Havendo falhas no sistema (2.1.a) - (2.1.b), a relação (2.8) pode deixar de ser verdadeira, o que seria um indício da ocorrência de falhas. As condições nas quais $e(k)$ deixa de satisfazer (2.8) é que permitem isolar a falha.

Do ponto de vista do método NO, entende-se por *isolar uma falha*, indicar qual componente de (2.1.a) é afetada, pois como mencionado anteriormente, o método é aplicado preferencialmente a falhas de componentes. Dessa forma uma falha pode ser considerada como uma contribuição $d(k) \in \Re^n$ somada à equação (2.1.a). Aqui fica clara a conveniência de se diferenciar *falhas de sensores* e *falhas de componentes*. Em um sistema como o de (2.1.a) - (2.1.b), as primeiras modificam (2.1.b), enquanto que as segundas modificam (2.1.a). Então:

$$x(k+1) = \boldsymbol{A} \cdot x(k) + \boldsymbol{B} \cdot u(k) + d(k) \tag{2.9.a}$$

$$y(k) = \boldsymbol{C} \cdot x(k) \tag{2.9.b}$$

com $d \in \Re^n$

daí tem-se que:

$$\xi(k+1) = \boldsymbol{F} \cdot \xi(k) - \boldsymbol{T} \cdot d(k) \tag{2.10}$$

A falha representada pelo vetor $d(k)$ só afetará $\xi(k)$ e portanto $e(k)$ se para componentes não nulas de $d(k)$ corresponderem colunas não nulas na matriz ***T***. Quando uma componente de $d(k)$ não se reflete em $\xi(k)$ devido à matriz ***T***, diz-se que o observador é *não-sensível* (ou *insensível*) a essa componente. Caso contrário, diz-se que o observador é *sensível* à componente.

A matriz ***T*** pode ser projetada para que a ocorrência de falhas em uma dada componente afete o comportamento de um ou mais observadores dentro do grupo total, que é denominado *banco de observadores*. Esses observadores terão seus sinais $e(k)$ alterados de modo que (2.8) perde a validade. Portanto pode-se detectar a ocorrência de falhas quando os sinais de erro $e(k)$ desses observadores ultrapassarem um valor de referência determinado a priori.

A referência [3], base do método descrito acima, apresenta o seguinte teorema que resume o problema da insensibilidade.

Teorema 2.1 :

Se um sistema tem m saídas linearmente independentes, então existe um observador de detecção que é insensível a $m-1$ componentes de primeira ordem, porém sensível a falhas de outras componentes do sistema.

A prova deste teorema se encontra em [3].

De acordo com o teorema para a isolação de n falhas de componentes com m saídas linearmente independentes, serão necessários $\binom{n}{m-1} = \frac{n!}{(m-1)! \cdot (n-m+1)!}$ sinais de erro.

Exemplo 2.1 :

Seja um sistema linear de 4ª ordem com 3 saídas linearmente independentes $(n = 4, m = 3)$. São necessários $\binom{4}{3-1} = 6$ observadores para se poder detectar falhas nas n componentes do sistema.

A tabela de insensibilidade abaixo mostra como podem ser configurados os observadores:

Componente da falha	Sinais de erro de cada observador[a]					
	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5	e_6
1	0	0	0	1	1	1
2	0	1	1	0	0	1
3	1	0	1	0	1	0
4	1	1	0	1	0	0

a. 1 indica que o observador é possivelmente sensível a falhas na componente considerada. 0 indica insensibilidade do observador

Tabela 2.1 : Insensibilidade dos observadores

Como se viu no exemplo 2.1, a estruturação da insensibilidade dos observadores permite a isolação de uma falha mediante uma lógica simples com alarmes

Essa condição de insensibilidade acrescenta uma nova restrição para cada observador de (2.2.a) - (2.2.b) que pode ser escrita como

$$\boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{Q} = \mathbf{0} \tag{2.11}$$

A matriz de insensibilidade $\boldsymbol{Q}$ pode ser obtida diretamente da tabela de insensibilidade dos observadores. Para o caso do primeiro observador (e_1) do exemplo 2.1 (veja a tabela 2.1) tem-se que:

$$\boldsymbol{Q}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Note que a matriz é formada por duas submatrizes, uma submatriz identidade associada aos elementos nulos da coluna e_1 da tabela 2.1 e uma submatriz nula associada aos elementos unitários da mesma coluna. Como há dois elementos nulos e dois elementos unitários nessa coluna, a matriz de insensibilidade $\boldsymbol{Q}_1$ é formada de uma submatriz identidade de ordem dois associada a uma submatriz nula de ordem dois. As matrizes de insensibilidade para os outros observadores são dadas de maneira análoga.

De um modo geral o teorema 2.1 fornece informações sobre a insensibilidade de um banco de observadores. Estudos posteriores (particularmente em [6]) mostraram que as características dinâmicas do sistema em questão têm influência preponderante sobre as características de sensibilidade dos observadores de detecção, o que se verá a seguir.

Resultados adicionais ao teorema 2.1, obtidos em [6] tratam de diversos casos particulares em que a dinâmica do sistema influencia a formação do banco de observadores e dos requisitos de observabilidade exigidos do sistema para a aplicação do método NO. Os principais resultados de [6] são os seguintes:

Teorema 2.2 :

Seja um sistema como (2.1.a) - (2.1.b) sujeito a uma falha $d(k)$ .E seja a matriz de observabilidade desse sistema dada por:

$$\boldsymbol{O} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{C} \\ \boldsymbol{C} \cdot \boldsymbol{A} \\ \vdots \\ \boldsymbol{C} \cdot \boldsymbol{A}^{n-1} \end{bmatrix}$$

se $d(k) \in \mathrm{N}(\boldsymbol{O})$, onde $\mathrm{N}(\boldsymbol{O})$ é o núcleo de $\boldsymbol{O}$, então é impossível projetar um observador dado por (2.2.a) - (2.2.b) sujeito a (2.3.a) e (2.3.c) que seja sensível a essa falha.

A prova do teorema acima se encontra em [6]. O teorema afirma que se a falha pertencer ao núcleo da matriz de observação do sistema, então será impossível detectá-la com o uso do método NO.

O próximo teorema, também apresentado em [6] complementa o teorema 2.1 e evidencia as condições nas quais não é possível fazer com que as características de sensibilidade de um banco de observadores de detecção sejam complementares às suas características de insensibilidade.

Teorema 2.3 :

Sejam as matrizes:

$\boldsymbol{A} \in \Re^{n \times n}$

$\boldsymbol{C} \in \Re^{m \times n}$ (**C** com posto pleno de linha)

aplicadas à seguinte equação matricial

$$\boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{A} - \boldsymbol{F} \cdot \boldsymbol{T} = \boldsymbol{G} \cdot \boldsymbol{C}$$

com $\boldsymbol{F} \in \Re^{r \times r}, \boldsymbol{T} \in \Re^{r \times n}, \boldsymbol{G} \in \Re^{r \times m}$

sujeita a **F** estável

$$\boldsymbol{T} \cdot d_j = \boldsymbol{0} \qquad , j = 1, \ldots, q, \ (q \le m-1)$$

onde os vetores d_j representam vetores de falha ou direções particulares dos vetores de falhas $d(k)$.

Se existe $v \in \mathrm{N}(\boldsymbol{C})$ tal que:

i) $$A \cdot v = \sum_{i=1}^{q+1} \alpha_i \cdot d_i$$

ii) $$v = \sum_{i=1}^{q+1} \beta_i \cdot d_i$$

iii) $$|\alpha_{q+1}| + |\beta_{q+1}| \neq 0$$

com $\alpha_i, \beta_i \in \Re$, então $\boldsymbol{T} \cdot d_{q+1} = \mathbf{0}$.

O teorema 2.3 mostra que quando A e C satisfazem algumas condições particulares é impossível se fixar sensibilidade e insensibilidade de modo estritamente complementar a partir das regras mencionadas anteriormente. Tais são os denominados *casos degenerados*. A referência [6] trata extensivamente deste assunto. É importante notar que os casos degenerados não são situações contornáveis, e se não prejudicam o procedimento de *detecção*, conforme definido no capítulo 1, afetam de maneira significativa o procedimento de *decisão*, particularmente no que tange à isolação da falha.

O procedimento de projeto de um banco de observadores envolve a solução de (2.3.a) - (2.3.c) e (2.11) para um sistema dado por (2.1.a) - (2.1.b). Este é um problema bastante complexo, que é discutido em detalhe em [4] e [5], mas que pode ser bastante simplificado para alguns casos particulares, como será visto a seguir.

2.3 Projeto de um Banco de Observadores

2.3.1 Projeto Simplificado

Para o caso particular bastante comum em que a matriz $\boldsymbol{C}$ do sistema é diagonal de posto pleno, o teorema 2.1 mostra que serão necessários n observadores para se formar um banco capaz de isolar falhas em qualquer das componentes do sistema. Uma análise rápida de (2.3.a) - (2.3.c) permite concluir que cada um desses observadores seria um sistema de primeira ordem e que a matriz $\boldsymbol{T}$ teria a seguinte estrutura:

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

com o j-ésimo elemento apenas não nulo (por conveniência já suposto unitário) para um observador sensível a falhas na componente j. Nesse caso é conveniente agrupar todos os n observadores em um único sistema de ordem n que será referenciado pelo índice b (de *banco de observadores*). Assim, o banco de observadores se resume a:

$$z_b(k+1) = \boldsymbol{F}_b \cdot z_b(k) + \boldsymbol{T}_b \cdot \boldsymbol{B} \cdot u(k) + \boldsymbol{G}_b \cdot y(k) \tag{2.12.a}$$

$$e_b(k) = \boldsymbol{K}_b \cdot z_b(k) + \boldsymbol{P}_b \cdot y(k) \tag{2.12.b}$$

com $z_b \in \Re^n$, $e_b \in \Re^n$

sujeitos a:

$$\boldsymbol{T}_b \cdot \boldsymbol{A} - \boldsymbol{F}_b \cdot \boldsymbol{T}_b = \boldsymbol{G}_b \cdot \boldsymbol{C} \tag{2.13.a}$$

$$\boldsymbol{K}_b \cdot \boldsymbol{T}_b + \boldsymbol{P}_b \cdot \boldsymbol{C} = \boldsymbol{0} \tag{2.13.b}$$

$$\boldsymbol{F}_b \text{ estável} \tag{2.13.c}$$

Note que como $\boldsymbol{C}$ é inversível e $\boldsymbol{T}_b = \boldsymbol{I}_n$, onde $\boldsymbol{I}_n$ é a matriz identidade de ordem n pode-se tomar $\boldsymbol{K}_b = \boldsymbol{I}_n$ em (2.13.b). Além disso, $\boldsymbol{F}_b$, que fornece a dinâmica do banco de observadores, pode ser escolhida por questões de simplicidade como $\boldsymbol{F}_b = \lambda \cdot \boldsymbol{I}_n$, com λ estável, obtendo-se o seguinte:

$$\boldsymbol{G}_b = (\boldsymbol{A} - \lambda \cdot \boldsymbol{I}_n) \cdot \boldsymbol{C}^{-1} \tag{2.14.a}$$

$$\boldsymbol{P}_b = -\boldsymbol{C}^{-1} \tag{2.14.b}$$

Por fim, é bastante conveniente se utilizar um mesmo valor limite, daqui por diante definido como $\varepsilon > 0$, que será utilizado para ativar os alarmes para todas as componentes de $e_b(k)$. Um alarme deve ser ativado sempre que o módulo de alguma componente de $e_b(k)$ ultrapassar o valor ε, indicando que há uma falha nesta componente. Para tanto deve-se ajustar o ganho de cada componente de $e_b(k)$ de modo a se obter uma sensibilidade ótima para as falhas que o projetista julgar mais conveniente detectar e isolar. O modo como se ajusta a sensibilidade do banco de observadores é uma questão bastante específica para cada sistema e varia de caso para caso. A forma geral de se incluir esse ajuste de modo a torná-lo independente do valor de λ adotado, o que é bastante interessante no sentido de agilizar o procedimento de projeto é a seguinte:

i) Determina-se os valores de v_j tais que

$$\varepsilon = v_j \cdot e_{bj}$$

para cada *falha de referência* que se adote. Entenda-se aqui o termo como uma falha que apresente uma influência tal no sistema que se encontre no limite do que o projetista julgue ser negligenciável. Ou de forma pouco rigorosa: seria a "menor" falha que o subsistema de *percepção* consideraria. A falha de referência pode ser caracterizada pelo valor e_{bj}, relacionado à *j*-ésima componente do vetor $e_b(k)$, usualmente $\max_k[e_{bj}(k)]$ se o sinal for limitado ou algum valor representativo da ordem de grandeza do sinal.

ii) Pode-se mostrar que

$$e_b(k) = (\boldsymbol{K}_b \cdot \boldsymbol{F}_b^{-1} \cdot \boldsymbol{T}_b) \cdot d(k)$$, o que implica em

$$e_b(k) = \boldsymbol{F}_b^{-1} \cdot d(k) \Rightarrow d(k) = \boldsymbol{F}_b \cdot e_b$$

Daí basta determinar $\alpha_j = \frac{v_j}{\lambda}$. O valor de α_j que deve multiplicar $e_{bj}(k)$ com o objetivo de normalizar os sinais de todas as componentes do vetor $e_b(k)$ é independente do autovalor λ escolhido para os observadores.

Esse ajuste, como mencionado, é particularmente interessante na fase de projeto, pois permite a mudança da dinâmica do banco de observadores sem a preocupação em refazer o ajuste de sensibilidade, o que simplifica bastante a realização de ensaios até se obter o sistema de detecção de falhas definitivo.

2.3.2 Procedimento Geral de Projeto

Não faz parte dos objetivos deste trabalho discutir exaustivamente os procedimentos de projeto dos detectores de falha mencionados ou por mencionar. Em particular o projeto para o método NO é extremamente complexo, especialmente no que toca à solução de (2.3.a) quando não se considera casos particulares como no item acima. Além disso há boas fontes de referência para o assunto, como [3], [4], [5] e [6].

As referências [4] e [5] apresentam um algoritmo para se obter uma solução analítica completa para (2.3.a), algoritmo este implementado computacionalmente em [6] e aplicado a uma planta simples, a mesma de [2], já discutida no capítulo 1.

Apesar de eficiente, esse algoritmo é extremamente complexo e muito pouco intuitivo com relação à influência que decisões tomadas no decorrer de sua execução afetarão o desempenho final do banco de observadores. Porém, nos casos em que a matriz $\boldsymbol{C}$ do sistema não possui posto pleno, o uso deste método (ou de outro método equivalente, como o de [3]) se faz necessário.

Para este trabalho foram utilizados os algoritmos de [4] e [5], e o programa computacional de [6] com algumas pequenas alterações.

Capítulo 3
O Método GLR

3.1 Introdução

O Método GLR (de "Generalized Likelihood Ratio", ou em português: Razão de Verossimilhança Generalizada) se baseia no uso de um filtro de Kalman [8] acoplado ao sistema do qual se deseja detectar falhas e de uma série de testes efetuados a partir de informações fornecidas por esse filtro.

Este método foi apresentado em [9] para um caso específico, e posteriormente em [10] para uma classe maior de problemas. Trata-se de um método já consagrado, e o número de artigos e aplicações nele baseados atesta tanto a sua longevidade (as referências originais são de 1976) quanto sua eficácia. O conteúdo deste capítulo é baseado principalmente em [11], uma referência mais recente, em que o método é apresentado no que pode ser considerado o atual estado da arte.

Um dos pontos de destaque deste método, que como o método NO, considera sistemas lineares, é o fato dele ser aplicável a sistemas estocásticos, fazendo uso das boas propriedades dos filtros de Kalman no que tange a rejeição de ruídos. O método, tal como proposto em [11], se aplica também a sistemas variantes no tempo, mas por questões de uniformização para a comparação com os outros métodos, além de alguma simplificação na notação e na implementação do método, o método será apresentado aqui para sistemas invariantes no tempo, sem perda de generalidade, pelo menos para o método tal como apresentado na seção 3.2.1.

Outro ponto é a possibilidade de se poder enumerar falhas possíveis e caracterizá-las individualmente, de modo que o método escolhe, havendo a detecção de uma falha, a mais verossímil dentre as diversas falhas enumeradas. O princípio em que o método se baseia é o de que cada falha possui uma *assinatura* própria, e que diferentes falhas possuem diferentes assinaturas. O método consiste, a grosso modo, na comparação de diversas assinaturas conhecidas, armazenadas em uma biblioteca, com a assinatura que é gerada pelo sistema no instante corrente, decidindo-se pela mais verossímil, ou por nenhuma delas, caso os valores de verossimilhança sejam muito pequenos.

Um ponto forte do método, decorrente do princípio em que ele é baseado, é que a geração de assinaturas se aplica tanto a falhas de componentes como a falhas de sensores, e portanto o método se presta à detecção de ambos os tipos de falhas.

Neste capítulo é apresentado o método, e em seguida algumas simplificações que tornam a implementação do método bastante mais simples.

3.2 O Método

3.2.1 Caso Geral

Seja um sistema cujas entradas e saídas são monitoradas. Assume-se que o sistema possa ser representado pelo modelo discreto abaixo, que a menos de falhas é linear e invariante no tempo.

$$x(k+1) = \boldsymbol{A} \cdot x(k) + \boldsymbol{B} \cdot u(k) + w(k) + \nu \cdot f_i(k, \theta) \tag{3.1.a}$$

$$y(k) = \boldsymbol{C} \cdot x(k) + v(k) + \nu \cdot g_i(k, \theta) \tag{3.1.b}$$

com $x \in \Re^n$, $u \in \Re^p$, $y \in \Re^m$, $\nu \in \Re$

onde $w(k) \in \Re^n$ e $v(k) \in \Re^m$ são seqüências de ruído branco Gaussiano independentes e de média nula, tais que:

$$E[w(k) \cdot w(j)] = \boldsymbol{Q} \cdot \delta_{jk} \tag{3.2.a}$$

$$E[v(k) \cdot v(j)] = \boldsymbol{R} \cdot \delta_{jk} \tag{3.2.b}$$

O estado inicial $x(0)$ é assumido Gaussiano, independente de w e v, com média $\hat{x}(0|0)$ e covariância $P(0|0)$. Assume-se também que as matrizes $\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{B}$, $\boldsymbol{C}$, $\boldsymbol{Q}$ e $\boldsymbol{R}$ sejam conhecidas. As equações (3.1.a) e (3.1.b) representam o comportamento normal do sistema a menos dos termos f_i e g_i. Esses termos $\nu \cdot f_i(k, \theta)$ e $\nu \cdot g_i(k, \theta)$ são funções determinísticas de k e θ, que representam a presença do i-ésimo tipo de falhas de componentes e/ou de sensores no sistema, com $i = 1, \ldots, N$. O argumento θ representa o instante (sob o qual não se tem nenhuma informação a priori) em que a falha ocorre, de modo que para $k < \theta$, $f_i(k, \theta) = g_i(k, \theta) = 0$, Finalmente ν representa a magnitude da falha.

Seja o filtro de Kalman abaixo, projetado para o funcionamento normal do sistema. Trata-se de um filtro de Kalman em sua estrutura usual, utilizado largamente em aplicações de controle [8]. O filtro é o seguinte:

$$\hat{x}(k+1|k) = \boldsymbol{A} \cdot \hat{x}(k|k) + \boldsymbol{B} \cdot u(k) \tag{3.3.a}$$

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + \boldsymbol{K}(k+1) \cdot \gamma(k+1) \tag{3.3.b}$$

$$\text{com} \quad \boldsymbol{K}(k+1) = \boldsymbol{P}(k+1|k) \cdot \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(k+1) \tag{3.3.c}$$

$$\boldsymbol{V}(k+1) = \boldsymbol{C} \cdot \boldsymbol{P}(k+1|k) \cdot \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R} \tag{3.3.d}$$

$$\boldsymbol{P}(k+1|k) = \boldsymbol{A} \cdot \boldsymbol{P}(k|k) \cdot \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q} \tag{3.3.e}$$

$$\boldsymbol{P}(k+1|k+1) = \boldsymbol{P}(k+1|k) - \boldsymbol{K}(k+1) \cdot \boldsymbol{C} \cdot \boldsymbol{P}(k+1|k) \tag{3.3.f}$$

$$\gamma(k+1) = y(k+1) - \boldsymbol{C} \cdot \hat{x}(k+1|k) \tag{3.3.g}$$

Supondo que ocorra uma falha de tipo i e magnitude ν no instante θ. Como o filtro de (3.3.a) - (3.3.g) é linear, tem-se que:

$$x(k) = x_0(k) + \nu \cdot \alpha_i(k-1, \theta) \tag{3.4.a}$$

$$\hat{x}(k|k) = x_0(k|k) + \nu \cdot \beta_i(k, \theta) \tag{3.4.b}$$

$$\hat{x}(k+1|k) = x_0(k+1|k) + \nu \cdot \mu_i(k+1, \theta) \tag{3.4.c}$$

$$\gamma(k) = \gamma_0(k) + \nu \cdot \rho_i(k, \theta) \tag{3.4.d}$$

Note que o índice 0 indica as grandezas associadas ao sistema sem falhas (por analogia à falha de tipo i, tem-se a falha de tipo 0, que é associada ao sistema sem falhas). Pode-se mostrar que α, β, μ e ρ, que são devidos unicamente à influência de falhas são dados recursivamente por:

$$\alpha_i(k+1, \theta) = \boldsymbol{A} \cdot \alpha_i(k, \theta) + f_i(k, \theta) \tag{3.5.a}$$

$$\text{com} \quad \alpha_i(\theta, \theta) = 0$$

$$\beta_i(k+1, \theta) = [\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(k+1) \cdot \boldsymbol{C}] \cdot \mu_i(k+1, \theta) + \boldsymbol{K}(k+1) \cdot [\boldsymbol{C} \cdot a_i(k+1, \theta) + g_i(k+1, \theta)] \tag{3.5.b}$$

$$\text{com} \quad \mu_i(k+1, \theta) = \boldsymbol{A} \cdot \beta_i(k, \theta)$$

$$\beta_i(\theta - 1, \theta) = 0$$

$$\rho_i(k, \theta) = \boldsymbol{C} \cdot [\alpha_i(k, \theta) - \mu_i(k, \theta)] + g_i(k, \theta) \tag{3.5.c}$$

A grandeza $\rho_i(k, \theta)$ é o que se convencionou chamar de *assinatura* da falha. Se a falha ou falhas forem conhecidas a priori, os valores de (3.5.a) - (3.5.c) podem ser pré-computados. Outra alternativa, em geral mais vantajosa, para o cálculo dessas grandezas é fazê-lo por meio de simulações. Se um modelo suficientemente detalhado do processo for disponível, basta simulá-lo sob a influência de falhas e obter α, β, μ e ρ por meio das fórmulas (3.4.a) - (3.4.d). Este segundo modo apresenta a vantagem de se poder considerar influências de não linearidades do processo e/ou das falhas, gerando um perfil dinâmico mais acurado para essas grandezas. Suponha que se deseje detectar falhas que atuem sobre um sistema com não-linearidades pronunciadas, caso em que é utilizada uma linearização do sistema em torno de algum ponto de equilíbrio. Se uma falha alterar o ponto de equilíbrio do sistema, haverá uma alteração na dinâmica linearizada do sistema, pois esta depende do ponto de equilíbrio. As fórmulas (3.5.a) - (3.5.c) não seriam capazes de gerar valores fiéis, ao contrário de uma simulação em que é utilizado um modelo não linear.

Outra vantagem de se utilizar uma simulação é a eventual dificuldade em se expressar uma falha com um termo aditivo ao sistema, como em (3.1.a) e (3.1.b). Na maioria dos casos uma falha é determinada pela variação abrupta de algum parâmetro físico, e a maneira como essa alteração influencia a dinâmica linearizada do sistema pode ser extremamente complexa, ou mesmo nem poder ser expressada analiticamente de forma explícita.

Seja então a quantidade definida abaixo:

$$_i(k, \theta) \overset{\Delta}{=} \sum_{j=\theta}^{k} \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot V^{-1}(j) \cdot \rho_i(j, \theta) = \sum_{j=1}^{k} \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot V^{-1}(j) \cdot \rho_i(j, \theta) \tag{3.6}$$

Note que (3.6) também pode ser pré-computada. Ambas as somatórias são equivalentes, pois $\rho_i(j, \theta) = 0$ para $j < \theta$. A quantidade $a_i(k, \theta)$ pode ser interpretada como uma medida da quantidade de informação presente em $y(\theta), \ldots, y(k)$ sobre uma falha de tipo i ocorrendo no instante θ. A quantidade abaixo, calculada "on-line", deve ser comparada com $a_i(k, \theta)$. Seja então:

$$_i(k, \theta) \overset{\Delta}{=} \sum_{j=\theta}^{k} \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot V^{-1}(j) \cdot \gamma(j) = \sum_{j=1}^{k} \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot V^{-1}(j) \cdot \gamma(j) \tag{3.7}$$

O cálculo de $d_i(k, \theta)$ envolve essencialmente o cálculo de correlações entre os resíduos observados (as inovações do filtro de Kalman) e a assinatura ρ_i. Note que (3.6) é uma norma, que não preserva as direções de ρ_i, ao passo que (3.7) é um produto interno entre grandezas diferentes. Se ρ_i e γ apresentarem direções diferentes, valores nulos ou muito pequenos serão obtidos para $d_i(k, \theta)$. Porém se γ e ρ_i forem próximos, então $a_i(k, \theta)$ e $d_i(k, \theta)$ também resultarão próximos. A seguir se verá como se pode comparar essas duas quantidades. Seja:

$$\Gamma(k, 1) \triangleq \begin{bmatrix} \gamma(1) \\ \vdots \\ \gamma(k) \end{bmatrix} \tag{3.8}$$

A função verossimilhança de $\Gamma(k)$ é:

$$p(\Gamma(k)|\nu, \theta, i) = \prod_{j=1}^{k} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m \cdot \det(\boldsymbol{V}(j))}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot (\gamma(j) - \nu \cdot \rho_i(j, \theta))^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot (\gamma(j) - \nu \cdot \rho_i(j, \theta))\right] \tag{3.9}$$

Extraindo-se o logaritmo de (3.9) e ignorando termos que não dependem de ν, θ, i obtém-se a função GLR:

$$l(\Gamma(k)|\nu, \theta, i) = -\frac{1}{2} \cdot \sum_{j=1}^{k} [(\gamma(j) - \nu \cdot \rho_i(j, \theta))^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot (\gamma(j) - \nu \cdot \rho_i(j, \theta))] \tag{3.10}$$

Note que a $l(.)$ mínimo corresponde $p(.)$ máximo. Há dois casos principais, que são os seguintes:

i) Magnitude da falha conhecida

Se o valor de ν é conhecido, tem-se que:

$$\begin{aligned} &(\gamma(j) - \nu \cdot \rho_i(j, \theta))^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot (\gamma(j) - \nu \cdot \rho_i(j, \theta)) = \\ &= \gamma^{\mathrm{T}}(j) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \gamma(j) - \nu \cdot \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \gamma(j) - \gamma^{\mathrm{T}}(j) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \nu \cdot \rho_i(j, \theta) + \nu^2 \cdot \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \rho_i(j, \theta) \\ &= \gamma^{\mathrm{T}}(j) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \gamma(j) - 2 \cdot \nu \cdot [\rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \gamma(j)] + \nu^2 \cdot [\rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \rho_i(j, \theta)] \end{aligned} \tag{3.11}$$

tendo em vista (3.10), (3.11), (3.6) e (3.7) obtém-se:

$$l(\Gamma(k)|\nu, \theta, i) = -\frac{1}{2} \cdot \left[\sum_{j=1}^{k} (\gamma^{T}(j) \cdot \boldsymbol{V}^{-1}(j) \cdot \gamma(j) + 2 \cdot \nu \cdot d_i(k, \theta) - \nu^2 \cdot a_i(k, \theta)) \right] \tag{3.12}$$

e portanto

$$\min_{\theta,\, i}\{ l(\Gamma(k)|\nu, \theta, i) \} \Rightarrow \max_{\theta,\, i}\{ 2 \cdot \nu \cdot d_i(k, \theta) - \nu^2 \cdot a_i(k, \theta) \} \tag{3.13}$$

ii) Magnitude da falha desconhecida

Caso ν não seja conhecido, é necessário fazer uso de uma estimativa. A melhor estimativa segundo mínimos quadrados de ν [12] é dada por:

$$\hat{\nu}(k) = \frac{d_i(k, \hat{\theta}(k))}{a_i(k, \hat{\theta}(k))} \tag{3.14}$$

e daí

$$2 \cdot \nu \cdot d_i(k, \hat{\theta}(k)) - \nu^2 \cdot a_i(k, \hat{\theta}(k)) = \frac{[d_i(k, \hat{\theta}(k))]^2}{a_i(k, \hat{\theta}(k))} \tag{3.15}$$

Nesse caso

$$\min_{\theta,\, i}\{ l(\Gamma(k)|\nu, \theta, i) \} \Rightarrow \max_{\hat{\theta},\, i}\left\{ \frac{[d_i(k, \hat{\theta}(k))]^2}{a_i(k, \hat{\theta}(k))} \right\} \tag{3.16}$$

Portanto o algoritmo GLR consiste de um único filtro de Kalman (3.3.a) - (3.3.g), dos cálculos de (3.7) e de (3.14) e (3.16) para o caso de ν ser desconhecido ou de (3.13) para ν conhecido.

Inicialmente se computam as diversas quantidades descritas acima e se escolhe o tipo i de falha que minimiza (3.12), isto é, escolhe-se a falha correspondente à máxima verossimilhança. Caso ν seja desconhecido, usa-se a estimativa de (3.14). Resta então o problema de se estimar θ. Uma solução é restringir os cálculos a um horizonte limitado no tempo, pré-determinado. Ou seja, para cada instante k restringe-se a otimização sobre θ a um intervalo da forma $k - M_1 < \theta \le k - M_2$ para inteiros M_1 e M_2 dados. Com essa restrição passa-se a determinar apenas um intervalo no qual é máxima a verossimilhança de ocorrência de falhas.

3.2.2 O Método GLR Simplificado

Supondo que tanto a planta quanto o perfil dinâmico das falhas sejam invariantes no tempo, uma série de simplificações pode ser feita no algoritmo GLR. Como se pode ver de (3.3.d), (3.6) e (3.7), mesmo que o sistema seja invariante, o termo $\boldsymbol{V}^{-1}$ não é. A conseqüência mais visível deste fato é que tanto $a_i(k, \theta)$ como $d_i(k, \theta)$ são variantes no tempo, o que envolve um número crescente de cálculos. Caso seja utilizado um filtro de Kalman de estado estacionário, o esforço computacional tanto de cálculo como de armazenamento de quantidades pré-computadas se reduz brutalmente. É claro que o algoritmo perde em eficiência, configurando-se então um compromisso.

Inicialmente define-se uma janela de dados de tamanho limitado W. Tem-se então que (3.6) e (3.7) se alteram, resultando em:

$$a_i(W, \theta) \overset{\Delta}{=} \sum_{j=\theta}^{\theta+W} \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1} \cdot \rho_i(j, \theta) \tag{3.17}$$

$$d_i(k, W, \theta) \overset{\Delta}{=} \sum_{j=k-W}^{k} \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1} \cdot \gamma(j) \tag{3.18}$$

Note que agora a_i não depende do tempo k. O que o algoritmo passa a fazer é comparar uma assinatura feita a partir de W pontos, usualmente os primeiros após a ocorrência de falhas, com as W últimas inovações do filtro de Kalman. Para se diminuir ainda mais o número de cálculos necessários, pode-se pré-computar o termo abaixo, que faz parte de (3.18):

$$\delta_i(j, \theta) = \rho_i^{\mathrm{T}}(j, \theta) \cdot \boldsymbol{V}^{-1} \tag{3.19}$$

de modo que (3.18) se reduz a:

$$d_i(k, W, \theta) = \sum_{j=k-W}^{k} \delta_i(j, \theta) \cdot \gamma(j) \tag{3.20}$$

O restante do algoritmo não apresenta diferenças em relação ao caso geral, descrito no item 3.2.1. A determinação de θ fica nesse caso restrita a um intervalo de W instantes de tempo, anteriores ao instante corrente.

Capítulo 4
O Método MM

4.1 Introdução

O método MM (de "Multiple Models", ou em português: Modelos Múltiplos), apresenta alguma semelhança com o método GLR, visto anteriormente. A diferença mais marcante entre eles é que este método se utiliza de um conjunto de filtros de Kalman, e não um único filtro como era o caso com o método GLR. Em sua formulação usual, o método é utilizado em problemas de identificação de sistemas e controle adaptativo, como por exemplo em [13].

Neste capítulo se mostrará que, tomando-se algumas precauções e levando-se em conta as características específicas do problema de detecção de falhas, o método pode ser aplicado com excelentes resultados para a detecção de diversos tipos de falha.

O método se aplica a sistemas lineares estocásticos variantes no tempo, mas por uma questão de simplicidade ele será apresentado aqui apenas para sistemas invariantes no tempo, sem perda de generalidade, pelo menos para o método tal como apresentado na seção 4.2.1 abaixo. Como mencionado, o método faz uso de filtros de Kalman [8], e portanto se beneficia das características desses filtros no que tange à rejeição de ruídos. Outra característica importante é que, como o método GLR, o método MM também se aplica a um número finito de tipos de falhas escolhidos a priori. Diversamente do método GLR, que definia uma *assinatura*, o método MM associa um *modelo* específico para cada situação de falha.

Tanto falhas de sensores como falhas de componentes podem ser detectadas e isoladas por este método, e em particular com relação às primeiras, uma gama praticamente ilimitada de falhas de sensores pode ser considerada, como se verá no decorrer deste capítulo.

O texto deste capítulo se baseia principalmente em [11] no que toca à formulação do método e às idéias básicas referentes à sua aplicação no problema de detecção de falhas. Além desta, outras referências também tratam do método, notadamente [13].

Inicialmente será feita a formulação do método, e em seguida serão feitos comentários sobre a sua aplicação ao problema específico de detecção de falhas. Algumas simplificações serão feitas para a aplicação do método neste trabalho.

4.2 O Método

4.2.1 Formulação Usual

Seja um sistema, o qual tem suas entradas e saídas monitoradas. Assume-se que o sistema possa sempre ser descrito por um dentre um conjunto finito de modelos lineares e estocásticos, indexados por $i = 1 \ldots N$:

$$x_i(k+1) = \boldsymbol{A}_i \cdot x_i(k) + \boldsymbol{B}_i \cdot u(k) + w_i(k) \tag{4.1.a}$$

$$y(k) = \boldsymbol{C}_i \cdot x_i(k) + v_i(k) \tag{4.1.b}$$

com $u \in \Re^p$ e $y \in \Re^m$

onde $w_i(k)$ e $v_i(k)$ são, como no capítulo anterior, seqüências de ruído branco Gaussiano independentes e de média nula, obedecendo a:

$$E[w_i(k) \cdot w_i(j)] = \boldsymbol{Q}_i \cdot \delta_{jk} \tag{4.2.a}$$

$$E[v_i(k) \cdot v_i(j)] = \boldsymbol{R}_i \cdot \delta_{jk} \tag{4.2.b}$$

As matrizes $\boldsymbol{A}_i$, $\boldsymbol{B}_i$, $\boldsymbol{C}_i$, $\boldsymbol{Q}_i$ e $\boldsymbol{R}_i$ são conhecidas. O estado inicial $x_i(0)$ é assumido Gaussiano, independente de $w_i(k)$ e $v_i(k)$, com média $\hat{x}_i(0|0)$ e covariância $\boldsymbol{P}_i(0|0)$. Note que as dimensões dessas matrizes, assim como dos vetores $x_i(k)$ e $w_i(k)$ podem variar conforme o modelo.

Como se assumiu que um dentre esses modelos é o correto, pode-se considerar o problema de se descobrir qual dos modelos descreve efetivamente o sistema como um *teste de múltiplas hipóteses*. Seja então H_i a hipótese de que o sistema real corresponda ao i-ésimo modelo, e seja $p_i(k)$ a probabilidade de que a hipótese H_i seja verdadeira baseada em $I(k)$, onde

$$I(k) = \{u(0), \ldots, u(k-1), y(1), \ldots, y(k)\} \tag{4.3}$$

e a forma recursiva abaixo pode ser obtida a partir da regra de Bayes:

$$p_i(k+1) = \frac{p(y(k+1)|H_i, I(k), u(k)) \cdot p_i(k)}{\sum_{j=1}^{N} \{p(y(k+1)|H_j, I(k), u(k)) \cdot p_j(k)\}} \tag{4.4}$$

Note que as densidades condicionais de probabilidade $p(y(k+1)|H_i, I(k), u(k))$ correspondem às densidades de predição de um passo produzidas por um filtro de Kalman para o i-ésimo modelo, condicionadas à hipótese H_i.

Seja então um filtro de Kalman projetado para o sistema descrito por (4.1.a) e (4.1.b):

$$\hat{x}_i(k+1|k) = \boldsymbol{A}_i \cdot \hat{x}_i(k|k) + \boldsymbol{B}_i \cdot u(k) \tag{4.5.a}$$

$$\hat{x}_i(k+1|k+1) = \hat{x}_i(k+1|k) + \boldsymbol{K}_i(k+1) \cdot \gamma_i(k+1) \tag{4.5.b}$$

$$\text{com} \quad \boldsymbol{K}_i(k+1) = \boldsymbol{P}_i(k+1|k) \cdot \boldsymbol{C}_i^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{V}_i^{-1}(k+1) \tag{4.5.c}$$

$$\boldsymbol{V}_i(k+1) = \boldsymbol{C}_i \cdot \boldsymbol{P}_i(k+1|k) \cdot \boldsymbol{C}_i^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_i \tag{4.5.d}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k+1|k) = \boldsymbol{A}_i \cdot \boldsymbol{P}_i(k|k) \cdot \boldsymbol{A}_i^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_i \tag{4.5.e}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k+1|k+1) = \boldsymbol{P}_i(k+1|k) - \boldsymbol{K}_i(k+1) \cdot \boldsymbol{C}_i \cdot \boldsymbol{P}_i(k+1|k) \tag{4.5.f}$$

$$\gamma(k+1) = y(k+1) - \boldsymbol{C}_i \cdot \hat{x}_i(k+1|k) \tag{4.5.g}$$

Uma vez que se assumiu que todos os sinais estocásticos são Gaussianos, tem-se que as densidades condicionais de probabilidade são:

$$p(y(k+1)|H_i, I(k), u(k)) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m \cdot \det(V_i(k+1))}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \gamma_i^T(k+1) \cdot V_i^{-1}(k+1) \cdot \gamma_i(k+1)\right\} \tag{4.6}$$

O algoritmo é definido pelas equações (4.4), e (4.6) e pelo filtro de Kalman descrito em (4.5.a) - (4.5.g). O procedimento se utiliza dos valores de $y(k)$ e $u(k)$ e fornece os valores de $p_i(k)$.

É construido um banco de N filtros de Kalman, cada um associado a um dos N possíveis modelos para o sistema. Caso o sistema real seja bem descrito pelo i-ésimo modelo, então as inovações do i-ésimo filtro, que corresponde a este modelo, dadas por (4.5.g), formarão uma seqüência de ruído branco Gaussiano. Porém, se o modelo não for uma boa descrição do sistema, então as inovações do filtro associado a este modelo refletirão esse erro, e não apresentarão características de ruído branco. Sob este prisma, os cálculos de (4.4) e (4.6) dão uma medida de quão verossímil é um dado modelo *i*.

A hipótese de que os sinais de ruído são Gaussianos é usada basicamente em (4.6), e observou-se que, mesmo que essa condição não seja satisfeita, o método ainda apresenta bons resultados [11].

4.2.2 Simplificações na Formulação do Método

Para os propósitos deste trabalho, uma formulação mais simples do método se torna mais conveniente. As simplificações adotadas aqui visam principalmente a redução do esforço computacional empregado.

A primeira delas é fazer uso de filtros de Kalman de estado estacionário, em vez de filtros como os de (4.5.a) - (4.5.g). Via de regra isso não representa uma simplificação muito restritiva, e em nenhum caso observado o método apresentou qualquer degradação de desempenho significativa que pudesse ser atribuída a esse motivo.

Outra restrição, de efeito prático menos importante, é que em decorrência da simplificação acima, somente serão consideradas falhas invariantes no tempo. O termo aqui se refere a falhas que podem ocorrer em qualquer instante de tempo, mas cujo comportamento não depende do instante de ocorrência.

Tendo em vista essas simplificações, os filtros de Kalman se resumem a:

$$\hat{x}_i(k+1|k) = \boldsymbol{A}_i \cdot \hat{x}_i(k|k) + \boldsymbol{B}_i \cdot u(k) \tag{4.7.a}$$

$$\hat{x}_i(k+1|k+1) = \hat{x}_i(k+1|k) + \boldsymbol{K}_i \cdot \gamma_i(k+1) \tag{4.7.b}$$

$$\text{com} \quad \gamma(k+1) = y(k+1) - \boldsymbol{C}_i \cdot \hat{x}_i(k+1|k) \tag{4.7.c}$$

nesse caso $\boldsymbol{K}_i = \lim_{k \to \infty} [\boldsymbol{K}_i(k)]$, onde $\boldsymbol{K}_i(k)$ é dado pela equação (4.5.c). E da mesma forma:

$$p(y(k+1)|H_i, I(k), u(k)) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m \cdot \det(V_i)}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \gamma_i^T(k+1) \cdot V_i^{-1} \cdot \gamma_i(k+1)\right\} \tag{4.8}$$

com $\boldsymbol{V}_i = \lim_{k \to \infty} [\boldsymbol{V}_i(k)]$ e $\boldsymbol{V}_i(k)$ dado pela equação (4.5.d).

4.3 O Método MM na Detecção de Falhas

4.3.1 Considerações Básicas

Como mencionado, o método MM se presta usualmente a problemas de identificação de sistemas e controle adaptativo. A principal diferença de enfoque entre esses problemas e a detecção de falhas é que, se nos primeiros o interesse reside em se determinar qual dentre um conjunto de modelos descreve mais fielmente um dado sistema, isto é, qual é o modelo mais provável para o sistema, em detecção de falhas deseja-se identificar *transições* entre modelos.

A figura 4.1 abaixo exemplifica o problema:

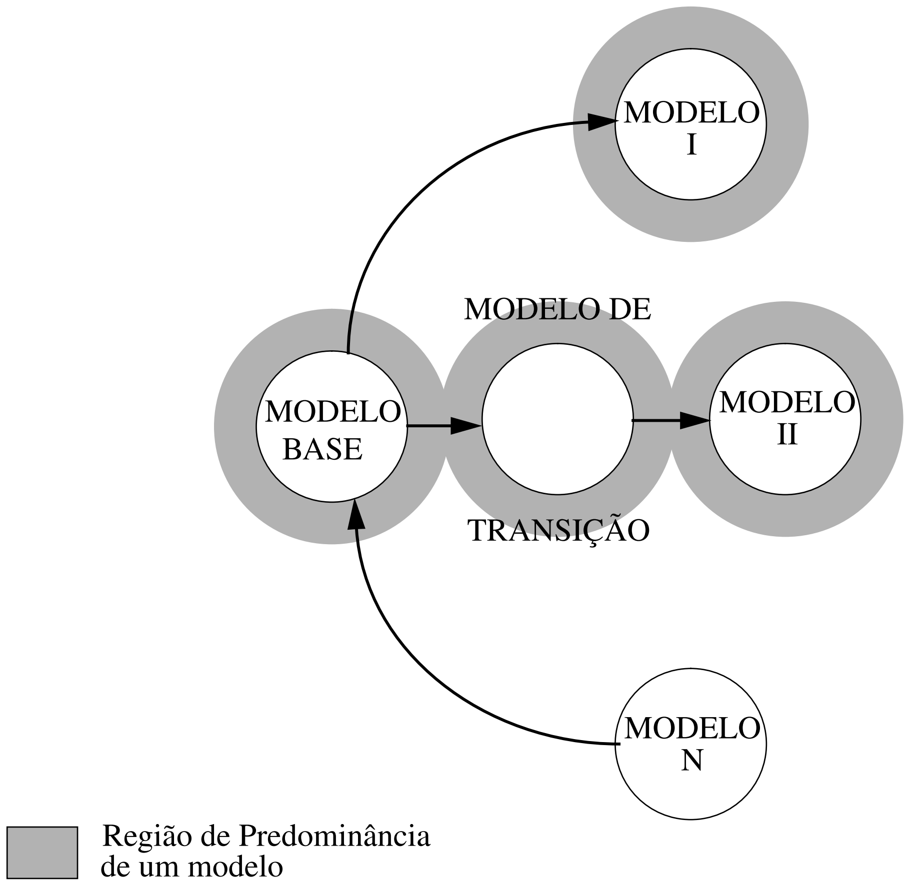


Figura 4.1 : Transição entre Modelos

O termo *região de predominância* de um modelo deve ser entendido aqui como a região, definida no espaço de estados do sistema, em que esse modelo é, dentre todos os considerados, o mais provável, ou verossímil. Supondo-se que a transição entre um modelo e outro não seja instantânea, há uma região em que é possível que um modelo não relacionado à situação específica de falha seja o mais provável. Do ponto de vista do procedimento de detecção de falha isso significaria um alarme falso, que é uma situação que se deseja a todo custo evitar. Essa situação está esquematizada na transição MODELO BASE / MODELO I da figura 4.1. No caso, *modelo base* representa um modelo para o sistema sem falhas de qualquer espécie.

Se o sistema real for não linear, e portanto os N modelos sejam linearizações, a transição entre um modelo e outro certamente não será instantânea, pois os modelos linearizados representam boas aproximações do comportamento do sistema apenas em torno de um ponto de operação, e a transição entre um ponto de operação e outro deve obedecer à dinâmica do sistema, não podendo portanto ser instantânea.

Uma solução para esse problema é se considerar *modelos de transição*, que são modelos utilizados unicamente para se detectar a transição entre outros modelos, definindo uma espécie de caminho. A transição MODELO BASE / MODELO II da figura 4.1 ilustra essa situação. A diferença essencial entre as duas transições mencionadas é que na primeira o estado do sistema passa por uma região em que não há predominância de nenhum modelo relacionado à transição propriamente dita. Na segunda transição foi criado um modelo especialmente para que essa situação não ocorresse, e é exatamente esse o papel de um modelo de transição.

Outros pontos a se considerar se referem ao comportamento numérico do método, e sobre como transições entre modelos influenciam esse comportamento. Duas questões importantes são levantadas a esse respeito em [11].

A primeira delas diz respeito à equação (4.4). Note que a forma recursiva de cálculo da probabilidade de cada modelo de (4.4) se anula se o termo $p_i(k)$ for nulo. Isso significa que se em um dado instante a probabilidade de um modelo for nula, ela também o será em todos os instantes subseqüentes. Ocorrendo uma transição, o que normalmente se espera é que um modelo que era até o momento pouco provável, passe a ser bastante provável. E é claro que se a probabilidade desse modelo fosse nula previamente, (4.4) jamais levaria a um resultado correto. Idealmente o termo $p_i(k)$ só se anularia se $p_i(0) = 0$. Porém se observa que devido a erros de truncamento, que inevitavelmente ocorrem na implementação do método, valores pequenos de $p_i(k)$ tendem a se anular com o tempo. Uma solução satisfatória para esse problema é o estabelecimento de um valor mínimo, não nulo, para a probabilidade de cada modelo.

A outra questão é um pouco diferente, mas tem origem semelhante. Trata-se da necessidade de se limitar superiormente os estados de cada filtro de Kalman. Ocorre que quando um modelo é pouco provável, o filtro correspondente a esse modelo pode eventualmente apresentar erros de predição (4.5.g) ou (4.7.c) cada vez maiores. Caso o modelo passe a representar o sistema real, esses erros muito elevados podem tornar a resposta do filtro extremamente lenta. Em [11] é apresentada a seguinte solução: ajusta-se os erros dos filtros de Kalman potencialmente divergentes, atribuindo-lhes os valores do filtro correspondente ao modelo mais provável. E esse procedimento é feito sempre que a probabilidade dos modelos correspondentes a esses filtros cair abaixo de um limiar dado.

4.3.2 O Método MM e as Falhas de Sensores

Com relação a falhas de sensores, o método MM apresenta grandes vantagens em relação ao método GLR.

O método GLR exige que haja uma assinatura para cada tipo de falha, inclusive as falhas de sensores. Portanto é necessário que se conheça previamente o perfil dinâmico de cada falha de sensor que se deseja detectar. Falhas de componentes costumam ter perfis dinâmicos bem determinados, uma vez que em geral esse tipo de falha está relacionado à alteração de parâmetros físicos do sistema. Porém isso nem sempre ocorre com as falhas de sensores. Falhas de sensores têm a característica marcante de alterarem a saída do sistema sem alterarem a dinâmica. O método MM permite que se explore essa característica das falhas de sensores, fazendo com que seja possível se projetar um banco de observadores capaz de detectar virtualmente qualquer tipo de falha de sensores. Para tanto basta apenas se construir modelos adequados para a detecção deste tipo de falha.

Um modelo que tem a característica de ser, pelo menos potencialmente, o mais provável no caso de uma falha no j-ésimo sensor pode ser construido a partir do modelo base, mantendo-se as matrizes $\boldsymbol{A}$ e $\boldsymbol{B}$ do modelo e tomando-se a matriz $\boldsymbol{C}$ a menos da j-ésima linha. O exemplo 4.1 abaixo ilustra o procedimento.

Exemplo 4.1 :

Considere o modelo base abaixo, com índice 0, que representa um sistema sem falhas.

$$_0 = \begin{bmatrix} 0,2 & 1 \\ 0 & -0,7 \end{bmatrix} \qquad B_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad C_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Para se construir um modelo de índice 1 que seja adequado à detecção de falhas no segundo sensor (o sensor que fornece a segunda componente do vetor de saídas), basta desconsiderar a segunda linha de $\boldsymbol{C_0}$ e manter as matrizes $\boldsymbol{A}_0$ e $\boldsymbol{B}_0$, ou seja:

$$_1 = \begin{bmatrix} 0,2 & 1 \\ 0 & -0,7 \end{bmatrix} \qquad B_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Note que a dimensão da saída do modelo 1 é menor que a do modelo 0, o que deve ser considerado na construção do filtro para esse modelo e na implementação do algoritmo.

Caso ocorra uma falha de qualquer tipo no sensor 2, isto é, caso a segunda saída apresente algum desvio em relação ao comportamento normal, independente do perfil dinâmico desse desvio, o modelo 1 passará a ser mais provável que o modelo base, pois o filtro 1, projetado para esse modelo, é insensível ao sinal da segunda saída, e sob o seu ponto de vista, tudo se passa como se o modelo 1 realmente descrevesse o sistema com perfeição. É claro que caso não haja nenhuma falha, ambos os modelos descrevem bem o sistema, sob os seus pontos de vista. Nesse caso o modelo que predominará será o de maior dimensão[1]. Esse fato pode ser intuído a partir do comportamento numérico das fórmulas (4.4) e (4.6) ou (4.8). Em particular, observa-se que $p(y(k+1)|H_i, I(k), u(k))$ é maior quanto maior for a dimensão dos vetores $\gamma_i(k)$. E via de regra, o modelo de maior dimensão é o modelo base.

1. Apesar de observada e confirmada plenamente em todas as situações observadas no decorrer deste trabalho, tal afirmação ainda carece de prova formal.

Capítulo 5
A Coluna de Destilação

5.1 Introdução

Colunas de destilação são equipamentos industriais bastante comuns, que operam pelo contato de uma corrente de vapor em oposição a outra de líquido através de sucessivos estágios que são denominados pratos ou bandejas. O objetivo básico de tais aparelhos é produzir a separação dos elementos constituintes de uma mistura baseada em suas propriedades físicas específicas.

A planta descrita a seguir é uma coluna de destilação binária (para misturas com dois componentes) preferencialmente utilizada com uma mistura de Água/Etanol. O equipamento foi originalmente instalado no Laboratório Semi-Industrial do Departamento de Engenharia Química da Escola Politécnica.

A coluna foi originalmente projetada para operação com circulação total, sem alimentações ou retiradas laterais, ou seja, o produto obtido no topo é realimentado no tanque de fundo. Essa não é uma configuração usual em plantas industriais, pois obviamente com apenas uma entrada e uma saída não há como se alterar a composição da mistura de saída em relação à entrada. Porém como a coluna foi concebida com o fim de se realizar ensaios em estado estacionário para o estudo da dinâmica do processo, e como em termos qualitativos o seu comportamento não se altera muito com o tipo de configuração utilizada, considerou-se que a planta era significativa como exemplo de um processo industrial.

A figura 5.1 apresenta um esquema do equipamento. O corpo da coluna é de vidro refratário coberto com isolantes térmicos e é composto por um conjunto de oito pratos, um condensador, um refervedor e um tanque de acúmulo de fundo [14].

Os pratos têm diâmetros de 11,5 cm (4,5 polegadas) e possuem um único borbulhador. Por convenção se adota que os pratos são numerados de 1 a 8 a partir do topo. O condensador se encontra no topo da coluna e sua extremidade superior é aberta. Isso faz com que a coluna opere à pressão ambiente, evitando a necessidade de controle de pressão. Porém esse fato tem o efeito de fazer com que o condensador deva condensar todo o vapor que sobe em direção ao topo da coluna, pois no caso de sua carga térmica ser insuficiente, o material destilado é perdido para a atmosfera.

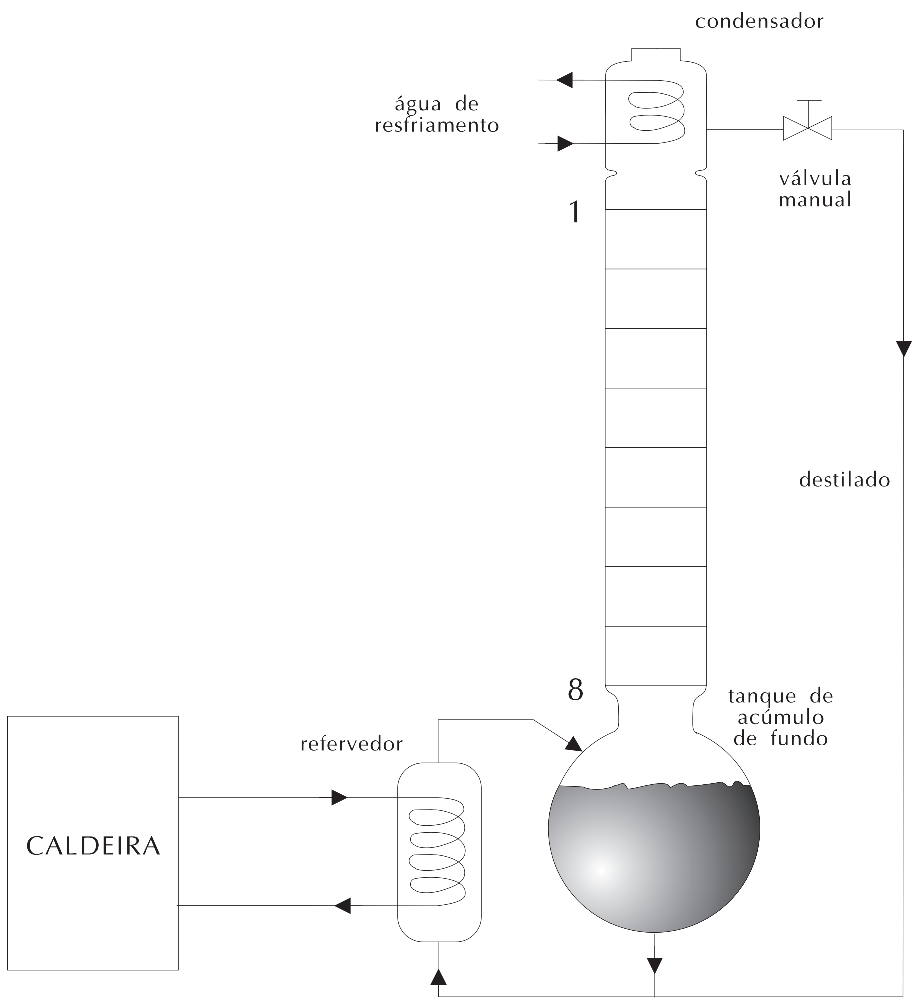


Figura 5.1 : Esquema do equipamento

Um pouco abaixo do condensador há um dispositivo que impede que o líquido condensado retorne à coluna, mas que permite a passagem do vapor que sobe do primeiro prato. O condensado é retirado por uma passagem lateral, sendo realimentado na coluna.

O tanque de fundo tem formato aproximadamente esférico e capacidade para 16 litros. O tanque é conectado a um refervedor e possui uma retirada no fundo. A circulação do fluido no refervedor é feita por convecção natural e seu aquecimento é realizado por meio de uma serpentina com vapor.

O vapor que circula no refervedor é produzido por uma caldeira elétrica do tipo resistiva, composta por um vaso de pressão, uma bomba e um pequeno reservatório de água com capacidade para 10 litros.

As temperaturas de todos os pratos são disponíveis para medida, por meio de termopares instalados em cada prato. Porém nesse trabalho só serão utilizadas as medidas de temperatura dos quatro pratos superiores. Por não haver retiradas laterais, a coluna apresenta o que se chama de *perfil achatado*. No caso a expressão se refere ao fato de que os pratos inferiores apresentam praticamente a mesma temperatura, sem variações significativas quaisquer que sejam as condições de operação da coluna. Com isso não há real necessidade de se monitorar os pratos inferiores, mesmo porque a quantidade de informações obtidas a partir deles não é considerável. Por outro lado, não considerar todas as medidas acrescenta um interesse maior ao problema, do ponto de vista dos algoritmos estudados. A principal decorrência desse fato é que a linearização de um sistema desse tipo conduz a uma matriz de saídas que não possui posto pleno, como se verá neste capítulo.

5.2 Modelamento

O modelamento do sistema pode ser dividido em duas partes. A primeira se refere à coluna, representada por um conjunto de pratos iguais, fazendo-se apenas o balanço de massa; a segunda parte consiste no balanço de massa e energia para o tanque de acúmulo de fundo.

5.2.1 A Coluna

Para se realizar o equacionamento da coluna, é necessário realizar inicialmente o equacionamento de cada um dos pratos.

Seja um prato qualquer da coluna, referenciado como prato j $(j = 1, \ldots, 8)$. Ele pode ser esquematizado como na figura 5.2 [14], [15], [16], [17].

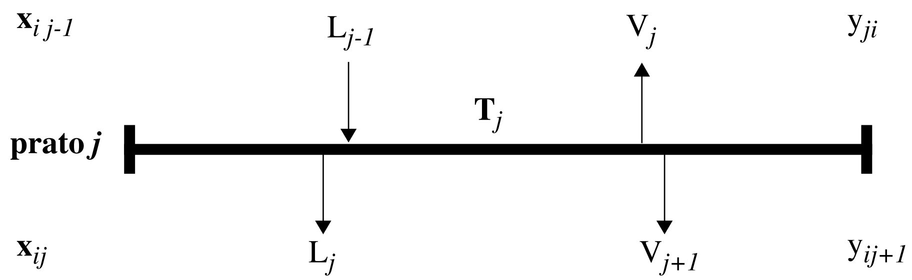


Figura 5.2 : Esquema de um prato da coluna

T_j representa a temperatura no prato *j*, *x* indica a fração molar da fase líquida e *y* a fração molar da fase vapor da mistura. Especificamente, *x* e *y* são referenciadas como x_{ij} e y_{ij}, onde *i* é o índice do elemento da mistura (tratando-se de uma mistura binária Etanol/Água tem-se $i = 1$ para o Etanol e $i = 2$ para a Água) e *j* é o índice do prato. *L* e *V* representam as vazões de líquido e vapor ao longo da coluna, respectivamente.

O balanço de massa para um prato como o da figura 5.2 apresenta a seguinte relação:

$$\frac{dm_j}{dt} = L_{j-1} + V_{j+1} + L_j - V_j \tag{5.1}$$

O mesmo balanço, realizado para cada componente da mistura fornece a relação abaixo:

$$\frac{d}{dt} m_j \cdot x_{ij} = L_{j-1} \cdot x_{ij-1} + V_{j+1} \cdot y_{ij+1} - L_j \cdot x_{ij} - V_j \cdot y_{ij} \tag{5.2}$$

As frações molares, tanto na fase líquida como na fase vapor seguem as relações abaixo. i) e ii) são óbvias, e iii) está ligada à situação de equilíbrio Líquido/Vapor.

i) $$\sum_{i=1}^{c} y_i = 1 \tag{5.3}$$

ii) $$\sum_{i=1}^{c} x_i = 1 \tag{5.4}$$

iii) $$y_i = K_i \cdot x_i \tag{5.5}$$

onde:

c: número de componentes da mistura;

K_i: constante de equilíbrio para a i-ésima componente.

A constante de equilíbrio pode ser obtida a partir da formulação da lei de Raoult [22] corrigida por meio da Equação de Margules [18], [19], de modo que a equação (5.5) pode ser escrita como:

$$y_i = \gamma_i \cdot \frac{P_{V_i}}{P_t} \cdot x_i \tag{5.6}$$

onde:

P_{V_i}: pressão de saturação da i-ésima substância (pura);

P_t: pressão total (pressão de trabalho);

γ_i: constante de correção.

P_{V_i} pode ser obtida a partir da Lei de Antoine [18], [20]:

$$\log_{10}(P_V) = A - \frac{B}{(C+T)} \tag{5.7}$$

onde A, B, C são as constantes de Antoine e T é a temperatura.

A constante de correção γ_i é obtida da Equação de Margules [18], [19]. Para o caso de uma mistura binária, esta equação é dada por:

$$\ln(\gamma_1) = x_2^{2} \cdot [\Lambda_{12} + 2 \cdot x_1 \cdot (\Lambda_{21} - \Lambda_{12})] \tag{5.8.a}$$

$$\ln(\gamma_2) = x_1^{2} \cdot [\Lambda_{21} + 2 \cdot x_2 \cdot (\Lambda_{12} - \Lambda_{21})] \tag{5.8.b}$$

tanto as constantes de Antoine A, B, C como as constantes de Margules Λ_{12} e Λ_{21} foram obtidas a partir de valores tabelados, para as componentes da mistura no caso da Lei de Antoine [19], e para uma mistura de Etanol/Água no caso da Equação de Margules [18].

Com relação ao sistema formado pela reunião dos diversos pratos descritos acima (a coluna propriamente dita) foram feitas as seguintes hipóteses:

i) As vazões molares de líquido e vapor são constantes ao longo da coluna, ou seja:

$$L_j = L_{j-1} = L \qquad \text{e} \qquad V_j = V_{j-1} = V$$

ii) O volume de líquido é constante em cada prato.

iii) As correntes de líquido e vapor que deixam cada prato estão em equilíbrio. Em termos de equilíbrio Líquido/Vapor esta hipótese significa que a temperatura de bolha da fase líquida é igual à temperatura de orvalho da fase vapor.

Por questões de equacionamento foi *escolhida a retenção molar específica X* do Etanol como estado do sistema. A retenção molar se relaciona com a fração molar da fase líquida de cada substância componente da seguinte forma:

$$X_{ij} = \rho_j(x_{ij}, T_j) \cdot x_{ij} \tag{5.9}$$

ou seja, a quantidade de moles (da *i*-ésima componente) retida no prato *j* é o produto da densidade da mistura ρ pela fração molar da fase líquida no prato *j*.

Como já mencionado se trata de uma mistura binária (Etanol/Água). As frações molares da fase líquida se relacionam por meio de (5.4), e daí pode-se simplificar a notação da seguinte forma:

$$x_{1j} = 1 - x_{2j} = x_j \tag{5.10}$$

e também de (5.3) e (5.5):

$$x_j = \frac{K_2(x_j, T_j) - 1}{K_2(x_j, T_j) - K_1(x_j, T_j)} \tag{5.11}$$

$$X_j = \rho_j(x_j, T_j) \cdot x_j \tag{5.12}$$

A partir das relações acima, pode-se realizar o balanço de massa para a coluna, obtendo-se um conjunto de equações de estado que descrevem o sistema. Nas equações abaixo já estão incluídas as considerações que serão feitas no item 5.2.2, que virá a seguir.

$$\frac{dX_1}{dt} = \frac{L\left(x_0 - \frac{X_1}{\rho_1}\right) + V\left(K_2 \cdot \frac{X_2}{\rho_2} - K_1 \cdot \frac{X_1}{\rho_1}\right)}{Vol_1} \tag{5.13.a}$$

para o primeiro prato,

$$\frac{dX_j}{dt} = \frac{L\left(\frac{X_{j-1}}{\rho_{j-1}} - \frac{X_j}{\rho_j}\right) + V\left(K_{j+1} \cdot \frac{X_{j+1}}{\rho_{j+1}} - K_j \cdot \frac{X_j}{\rho_j}\right)}{Vol_j}$$

para os pratos de 2 a 7 $(j = 2, \ldots, 7)$, e

$$\frac{dX_8}{dt} = \frac{L\left(\frac{X_7}{\rho_7}\right) + V\left(K_8 \cdot \frac{X_8}{\rho_8}\right)}{Vol_8} \tag{5.13.h}$$

para o oitavo prato

Note que K_j substitui K_{1j} e se refere à substância 1 (de índice $i = 1$) e ao prato *j*. Também da hipótese ii) do item 5.2.1, $Vol_1 = \ldots = Vol_8$.

As dependências funcionais de K_j, X_j e ρ_j não foram explicitadas para não carregar demais a notação. Essas três grandezas dependem explicitamente de x_j e T_j, que por sua vez estão relacionadas entre si e dependem do tempo *t*.

5.2.2 O Tanque de Acúmulo

Uma dificuldade encontrada para se modelar essa parte do sistema foi a não existência de dados disponíveis sobre a caldeira. Combinando algumas poucas informações conhecidas [14] com alguns dados estimados no local, foi possível obter um modelo aproximado que se prestasse como base para a simulação da coluna. As seguintes simplificações e aproximações foram feitas para que se pudesse realizar o modelamento:

i) A caldeira fornece vapor, com pressão e temperatura constantes, que entra na serpentina do refervedor com título 0%, saindo com título 100%.

ii) O vapor que sai do tanque para a coluna possui temperatura igual à do prato 8.

iii) Foram estimados os seguintes valores:

$$\dot{m} = 60\frac{\text{Kg}}{\text{h}}$$ (fluxo de vapor na serpentina do refervedor).

$$U = 1{,}26 \cdot 10^3 \frac{\text{KJ}}{\text{h} \cdot \text{m}^2 \cdot °\text{C}}$$ (coeficiente de transmissão de calor).

$$A = 10\text{m}^2$$ (superfície da serpentina).

iv) Para o cálculo do calor específico da mistura no tanque assumiu-se que as composições de cada fase da mistura eram as seguintes:

fase líquida:	0% de Etanol e 100% de Água.
fase vapor:	40% de Etanol e 60% de Água.

É interessante notar que esta última hipótese não é muito significativa, e outros valores poderiam ser adotados sem grande variação no calor específico da mistura.

O balanço de energia é feito igualando-se as entalpias cedida pelo trocador e transferida através da serpentina, obtendo-se o seguinte:

$$\dot{m} \cdot \Delta H = U \cdot A \cdot (T_{int} - T_{ext}) \tag{5.14}$$

onde T_{int} e T_{ext} são respectivamente as temperaturas interna da serpentina e do tanque, e ΔH é a variação da entalpia do vapor. Com isso se pode calcular T_{ext} para um valor de pressão ou temperatura do vapor.

Como a energia transferida altera a composição da mistura no tanque, tem-se que

$$\Delta H = V \cdot H_v - L \cdot H_l \tag{5.15}$$

com:

$$H_l = x_1 \cdot \int_{T_{ref}}^{T_{ext}} C_{p_{1l}} \cdot dT + x_2 \cdot \int_{T_{ref}}^{T_{ext}} C_{p_{2l}} \cdot dT \tag{5.16}$$

$$H_v = y_1 \cdot \int_{T_{ref}}^{T_{ext}} C_{p_{1v}} \cdot dT + y_2 \cdot \int_{T_{ref}}^{T_{ext}} C_{p_{2v}} \cdot dT \tag{5.17}$$

H_l e H_v são as entalpias das fases líquida e vapor, C_p é o calor específico a pressão constante de cada componente, T_{ref} é uma referência para o cálculo das entalpias e x_1, x_2, y_1 e y_2 são os valores estimados de iv). Para o cálculo de C_p foram utilizados polinômios de [20] e verificou-se que a adoção de um valor médio para esse calor específico não introduz erro apreciável. Considerou-se então que $T_{ext} = 98°C$ ficando os valores de C_p (em $\frac{KJ}{Kg \cdot °C}$):

fase líquida		fase vapor	
$C_{p_{1l}}$	$C_{p_{2l}}$	$C_{p_{1v}}$	$C_{p_{2v}}$
148,713	76,293	76,293	34,046

Finalmente, utilizando-se o princípio da conservação de massa no tanque, obtém-se:

$$y_9 \cdot V = L \cdot x_8 \tag{5.18}$$

O termo da esquerda representa a massa de vapor que vai para a coluna e o da direita, a massa de água que desce em direção ao tanque.

5.2.3 Interação entre os Modelos

Para que se possa simular o sistema é necessária a resolução de (5.13.a) - (5.13.h) em cada instante de tempo. Para tanto é necessário conhecer os valores de L, V, x_0, y_9 e de K e ρ para cada prato.

A menos de falhas, L e x_0 são constantes para uma dada vazão de alimentação. Em [14], onde é feita uma identificação do modelo constam esses valores para a operação normal da coluna. Definida a carga térmica da caldeira obtém-se V de (5.15) e y_9 de (5.18).

A dificuldade reside em calcular os valores de K e ρ para cada prato, pois para um prato j tem-se

$$'_j = f(x_j, T_j) \qquad \rho_j = g(x_j, T_j) \qquad x_j = h(X_j, T_j$$

com $f(.)$, $g(.)$ e $h(.)$ funções, relacionadas por (5.9). Adiante se verá como é feita a resolução das equações envolvendo K e ρ.

5.2.4 Ponto de Equilíbrio e Linearização

O ponto de equilíbrio do sistema, para a sua operação normal corresponde às seguintes temperaturas:

prato	temperatura [°C]
1	82,43
2	96,30
3	99,75
4	99,99
5	100,00
6	100,00
7	100,00
8	100,00

Tabela 5.1 : Ponto de equilíbrio da coluna para operação normal

Como não é possível resolver analiticamente as equações de Equilíbrio Líquido/Vapor, é necessário o uso de procedimentos numéricos para se obter uma aproximação linear para o problema, como se verá a seguir. Veja o apêndice A para maiores detalhes a esse respeito. O apêndice apresenta de um modo geral a implementação computacional da planta.

5.2.5 Ruído e Discretização

Para a planta, tal como implementada em computador neste trabalho, foram considerados apenas ruídos de medida. Como os ruídos de componentes não são em geral tão pronunciados como os primeiros e como para o tipo de processo com que se está tratando eles não são absolutamente significativos, houve-se por bem simplesmente não incluir ruídos de componentes nas simulações.

Os ruídos de medida são Gaussianos de média nula, independentes para cada sensor considerado. A covariância do ruído foi determinada empiricamente a partir de observações da coluna instalada no Departamento de Engenharia Química. Julgou-se adequado um valor de $0{,}1\ (°C)^2$ para a covariância do ruído de todos os sensores.

Como o processo considerado e o modelo proposto neste capítulo são ambos contínuos, enquanto que os algoritmos de detecção de falhas estudados são todos discretos, faz-se necessário que os sinais de saída da planta sejam discretizados para que possam ser utilizados pelos detectores de falhas.

A taxa de amostragem escolhida para a implementação dos filtros foi de 0,2 Hz, isto é, uma amostragem a cada 5 segundos. Tal valor vem de um compromisso entre a exigência de que a freqüência de amostragem seja alta o suficiente para que as componentes mais rápidas da dinâmica da planta sejam percebidas pelos detectores de falha, o que é atingido com bastante folga pela freqüência adotada. e outra exigência, a de que a freqüência de amostragem seja suficientemente baixa para que haja tempo suficiente entre uma amostragem e outra para que todos os cálculos necessários sejam efetuados pelos detectores de falhas. Como neste trabalho são feitas apenas simulações em computador, tal restrição não entra em pauta. É claro que para aplicações efetivamente em tempo real deve-se considerar seriamente o tempo de processamento necessário.

Não se pretende entrar em maiores detalhes a esse respeito, mesmo porque esse é um fator que depende basicamente dos tipos de "hardware" e "software" utilizados, bem como do tipo específico de aplicação.

Note que a implementação descrita no apêndice A, utilizada neste trabalho considera ruídos e taxa de amostragem como descritas acima.

5.3 O Cálculo do Equilíbrio Líquido/Vapor

K e ρ são funções implícitas que precisam ser resolvidas numericamente, partindo de valores iniciais e atingindo a convergência.

A convergência de K e ρ é obtida por meio de um algoritmo híbrido formado por sucessivas iterações de laços que implementam o método de Newton-Raphson. O algoritmo para cada prato (por simplicidade é dispensado o índice do prato da notação) é o seguinte:

i) Inicialmente é disponível o estado X do sistema (primeiramente como condição inicial e no decorrer das simulações como o último estado calculado). O que se deseja é fazer convergir as séries $x(m)$ e $T(n)$ em m e n. No primeiro passo adotam-se os valores $x(0) = x^0$ e $T(0) = T^0$.

ii) O algoritmo de Newton-Raphson é utilizado para a convergência da série $T(n)$ tal que a função objetivo g descrita abaixo se anule. Nesse passo do algoritmo $x(m)$ é considerado como uma constante.

$$g(T(n)) = x(m) \cdot K_1(x(m), T(n)) + (1 - x(m)) \cdot K_2(x(m), T(n)) - 1 \tag{5.19}$$

$$T(n+1) = T(n) - \frac{g(T(n))}{g'(T(n))} \tag{5.20}$$

com g' expressa por:

$$g'(T(n)) = x(m) \cdot \frac{\partial}{\partial T(n)} K_1(x(m), T(n)) + (1 - x(m)) \cdot \frac{\partial}{\partial T(n)} K_2(x(m), T(n)) \tag{5.21}$$

iii) Após a convergência de $T(n)$, ou seja, dado um valor de $T(n_\infty)$, calculam-se as densidades $\rho_1(T(n_\infty))$ e $\rho_2(T(n_\infty))$ das substâncias puras. O cálculo de ρ_1 e ρ_2 é feito por meio de polinômios interpoladores ajustados às tabelas de densidades de [21].

iv) Obtém-se $x(m+1)$ por meio da fórmula abaixo:

$$x(m+1) = \frac{\dfrac{X}{\rho_2(T(n_\infty))}}{1 + \dfrac{X}{\rho_2(T(n_\infty))} - \dfrac{X}{\rho_1(T(n_\infty))}} \tag{5.22}$$

note que $T(n_\infty)$ é considerado como constante nesse passo. A fórmula acima é uma aplicação direta do princípio da aditividade dos volumes molares.

v) Retorna-se ao passo ii) caso não tenha havido convergência em $x(m+1)$, realizando-se uma nova convergência em $T(n)$ com início no valor final $T(n_\infty)$ da última série de cálculos.

Ao final tem-se os valores de x e T para as condições de Equilíbrio Líquido/Vapor, com o que é possível calcular diretamente K. Não há necessidade de se calcular ρ, pois uma vez que se tenha X e x, o valor de ρ é uma conseqüência de (5.9). Os valores iniciais x^0 e T^0 são tomados como os valores com os quais se obteve convergência na execução anterior do algoritmo. Como se pode esperar que de um passo de integração do sistema para outro haja pouca variação nesses valores, eles são uma boa opção de condição inicial. A rotina computacional que implementa o algoritmo acima é encontrada no apêndice A.

Capítulo 6
Falhas Padrão

6.1 Introdução

O número de falhas às quais a coluna de destilação descrita no capítulo 5 está sujeita é virtualmente infinito, e portanto é impossível se fazer uma análise absolutamente completa nesse sentido. Esgotar as possibilidades é uma tarefa irrealizável, porém é possível se relacionar uma série de falhas principais, mesmo porque cabe ao projetista o papel de saber quais as falhas que lhe interessa ou não detectar.

De um modo geral, as falhas que vale a pena considerar são*:*

i) *As falhas de ocorrência mais provável*.

ii) *As falhas críticas*, isto é, aquelas cuja ação pode acarretar danos ao sistema.

iii) *As falhas passíveis de compensação por meio do sistema de controle*. Falhas que não pertencem aos dois primeiros grupos, mas que podem ser compensadas pelo sistema de controle devem ser consideradas, uma vez que sua detecção e posterior compensação não acarretam nenhum esforço de controle adicional.

É conveniente reunir as falhas em grupos, criando *tipos* de falhas, tais como vazamentos, entupimentos, etc. Tal separação é particularmente importante do ponto de vista do sistema de controle, pois via de regra, falhas de natureza semelhante demandam ações de controle semelhantes.

Da mesma forma, quando se considera um sistema de controle tolerante a falhas (o que não é feito neste trabalho), torna-se conveniente também agrupar as falhas em termos de ações de controle semelhantes. Agrupando falhas, que mesmo de naturezas diferentes, demandem ações de controle semelhantes.

Via de regra, os métodos de detecção de falhas são aplicados mais a *famílias de falhas* ou *grupos de falhas* do que a falhas específicas propriamente ditas. Entenda-se aqui o termo *família* como um agrupamento tal como descrito nos parágrafos anteriores.

6.2 Falhas para a Coluna

Para o fim de aplicação dos algoritmos e posterior comparação de seus desempenhos, foi definida uma pequena biblioteca de falhas representativas. Esta lista não pretende de forma alguma esgotar as possibilidades de falhas (tarefa impossível, como mencionado), ou mesmo servir como proposta para um sistema de detecção de falhas aplicável em termos práticos a este ou outro processo semelhante. Trata-se apenas de um guia para teste e comparação dos métodos.

As falhas descritas abaixo buscam ser, a princípio, mais representativas em termos dos tipos de resposta dos algoritmos específicos utilizados do que no sentido de serem as falhas de ocorrência mais provável na coluna. Tal escolha foi feita uma vez que esse trabalho se preocupa mais com uma investigação dos métodos do que com uma proposta para um eventual sistema de controle. Porém elas são totalmente realísticas e passíveis de ocorrência.

Foram definidas inicialmente oito falhas básicas, que estão descritas abaixo. Todas elas supõem que o sistema esteja inicialmente em seu comportamento normal e que sofra alguma variação instantânea em algum parâmetro determinado. Note que a definição de comportamento normal do sistema acompanha a definição das falhas, pois como mencionado na introdução deste trabalho, uma falha em um sistema só é definida face um dado comportamento do sistema, dito *comportamento normal*.

COMPORTAMENTO NORMAL

A definição de comportamento normal para a coluna se refere ao seu regime estacionário com todos os parâmetros tais como especificados no capítulo 5 ou nas referências daquele capítulo. A inclusão do regime permanente na definição de comportamento normal da coluna deve-se ao fato do sistema ser acentuadamente não-linear, enquanto que os métodos considerados se aplicam a sistemas lineares, sendo necessário portanto uma linearização da coluna. É claro que a linearização mais conveniente é em torno do regime permanente. Em alguns trechos deste trabalho o comportamento normal do sistema pode ser denominado como falha tipo 0, por analogia com as outras situações de falha.

i) FALHA TIPO 1

Trata-se de uma pequena alteração na composição da mistura que é alimentada no topo da coluna. A falha consiste na mudança abrupta da composição da mistura Água/Etanol que alimenta a coluna. A fração molar da mistura se altera instantaneamente a 90% do valor nominal. Do ponto de vista do equacionamento da coluna isso se refere a uma alteração em x_0 na equação (5.13.a)[1].

A figura 6.1 apresenta o perfil dinâmico de uma falha tipo 1, isto é, o comportamento que as saídas do sistema apresentam quando ele é submetido a uma falha deste tipo. A figura inclui dois gráficos, o primeiro apresenta o perfil sem os ruídos de medida, afim de facilitar a visualização. O segundo gráfico mostra como são efetivamente as saídas do sistema sob falha, com os ruídos de medida incluídos. Note que esta falha é invariante no tempo, de modo que as abcissas devem ser consideradas em termos relativos. As ordenadas mostram as temperaturas dos quatro primeiros pratos em relação às temperaturas de equilíbrio de cada prato, que são diferentes. Veja a tabela 5.1, que apresenta essas temperaturas.

Nem todas as quatro curvas (uma para cada medida de temperatura) aparecem nos gráficos. Isso se deve ao fato de que algumas componentes, notadamente as inferiores, mal são afetadas por uma falha deste tipo.

1. Em alguns pontos do texto x_0 será também denotada por x(0), particularmente em gráficos, devido a limitações tipográficas dos programas computacionais utilizados.

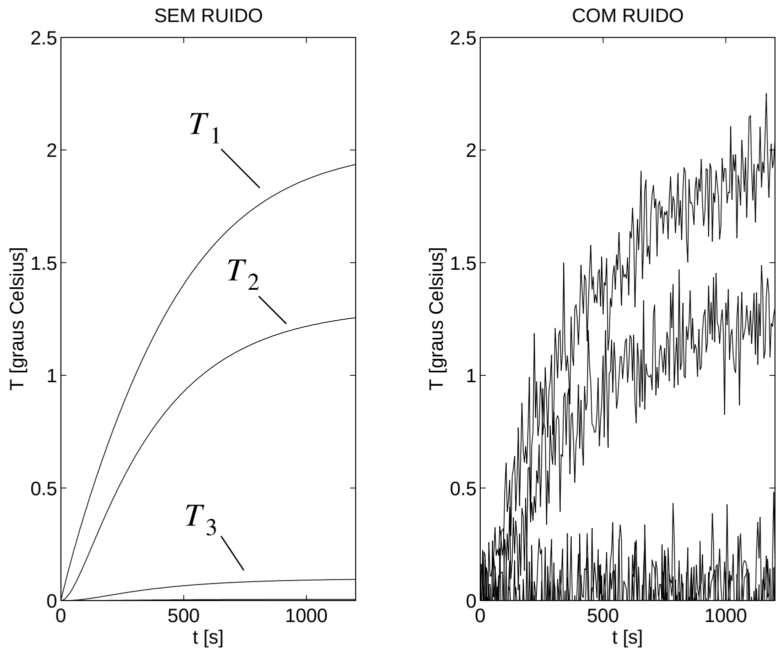


Figura 6.1 : Perfil dinâmico de uma falha tipo 1

ii) FALHA TIPO 2

É uma alteração na composição da mistura de alimentação da coluna, porém mais significativa que na falha tipo 1. Esta falha é basicamente como a anterior, com a diferença de que a fração molar da mistura de alimentação passa a 50% do valor nominal. A idéia de se definir duas falhas tão semelhantes é comparar o desempenho do método em relação à distinção entre as duas e ainda com relação ao procedimento de *decisão*, ou seja, medir quão difícil seria *isolar* e *estimar* falhas semelhantes.

Note que tanto a falha tipo 1 como a falha tipo 2 agem basicamente sobre a primeira componente de primeira ordem do estado do sistema, propagando-se depois para as demais.

A figura 6.2 abaixo exibe o perfil dinâmico de uma falha de tipo 2. Os gráficos são equivalentes aos da figura 6.1. Note inclusive a relativa semelhança entre os formatos das curvas das duas figuras.

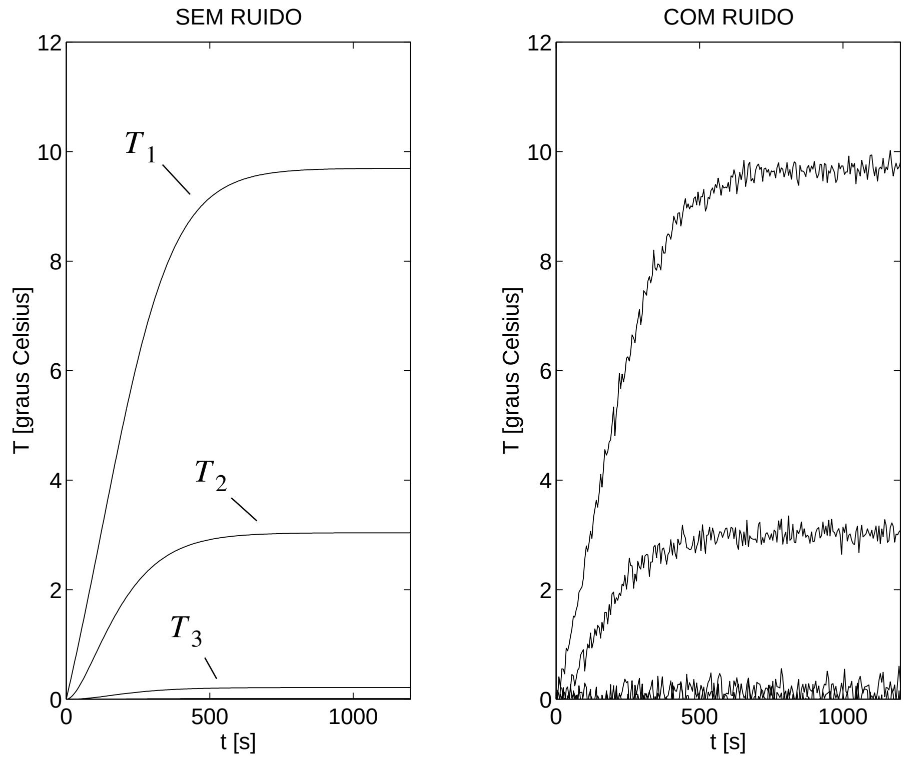


Figura 6.2 : Perfil dinâmico de uma falha tipo 2

iii) FALHA TIPO 3

Trata-se de uma alteração pequena na vazão molar de vapor no corpo da coluna. Nesta falha a vazão molar de vapor, de direção ascendente, que é assumida constante ao longo da coluna, se altera abruptamente para 90% de seu valor nominal. Do ponto de vista do modelo do processo, esta falha se resume a uma alteração do parâmetro V das equações (5.13.a) - (5.13.h).

Note que uma alteração nesse parâmetro afeta todas as componentes de primeira ordem, como definidas no modelo do processo. Do ponto de vista das saídas porém, somente as primeiras serão afetadas. Isso se deve ao fato de que, como mencionado anteriormente, a coluna apresenta um perfil achatado, e portanto as variações quer nos estados, quer nas saídas, tendem a ser menores para os pratos mais inferiores. A figura 6.3 abaixo apresenta o perfil dinâmico de uma falha deste tipo. Valem as mesmas considerações feitas para as figuras anteriores.

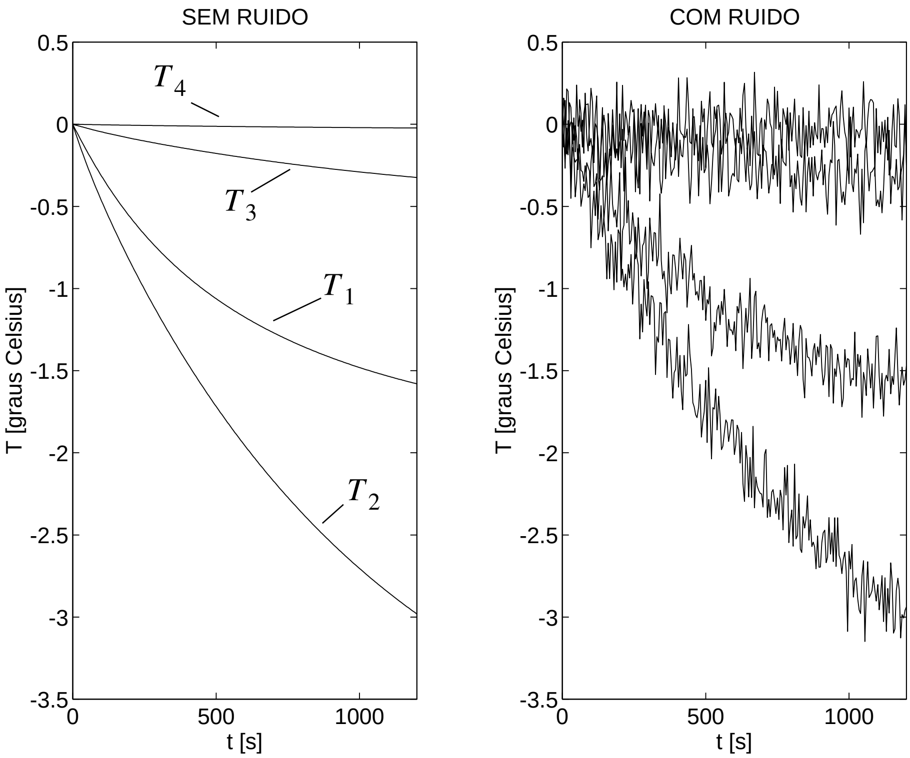


Figura 6.3 : Perfil dinâmico de uma falha tipo 3

iv) FALHA TIPO 4

Falha no sensor 1 (temperatura do primeiro prato). Esta e as falhas seguintes são todas *falhas de sensores*. As falhas de sensores têm como uma de suas características básicas não influírem na dinâmica do sistema, o que do ponto de vista dos métodos de detecção de falhas, baseados nas entradas e saídas do sistema é bastante conveniente. Por outro lado, elas não possuem nenhum tipo de perfil determinado. Uma vez que um sensor apresente problemas, o que ocorre é que sua leitura passa a não ser mais confiável, porém é muito difícil afirmar que um tipo específico de leitura indique mal funcionamento do sensor correspondente.

A coisa mais próxima de um perfil padrão para falhas de sensores seria caracterizada pelo que se denomina usualmente *perda de sinal*, caracterizada por um degrau na saída em um dado instante que conduz a um valor que permanece constante daí por diante. Este é o perfil utilizado para a definição desta e das falhas de sensores seguintes. Por motivos que ficarão claros mais tarde, admitiu-se que esse tipo de falha seria representado por um degrau na saída do sistema que levaria a um valor de temperatura igual a 2,4295 °C acima da temperatura de equilíbrio nominal (veja a tabela 5.1) da referida saída.

Como se verá mais tarde, nem todos os métodos precisam de um perfil específico conhecido para detectarem falhas de sensores.

v) FALHA TIPO 5
Falha no sensor 2 (segundo prato). Semelhante à falha tipo 4.

vi) FALHA TIPO 6
Falha no sensor 3. Também semelhante às falhas anteriores.

vii) FALHA TIPO 7
Falha no sensor 4. Semelhante às falhas tipos 4, 5 e 6.

viii) FALHA TIPO 8
Falha simultânea em todos os quatro sensores.

6.3 Falhas Adicionais

Além das falhas mencionadas acima, outras falhas ou variações daquelas serão utilizadas nas simulações com objetivos diversos, tais como testes de desempenho dos algoritmos, etc.

Essas falhas não são significativas o suficiente para serem mencionadas na lista acima, ou são apenas variações em parâmetros de falhas já consideradas. Essas falhas são as seguintes:

Variações na composição da mistura de alimentação sobre uma faixa maior de valores. São utilizados os valores de 10%, 20%, 30%, 40%, 60%, 70% e 80% (50% e 90% já incluídos na lista de falhas) em relação ao valor nominal da fração molar da mistura de alimentação.

Diferentes perfis para falhas de sensores.

Nem todos os métodos considerados são aplicados a essas falhas. De modo geral, elas são apenas utilizadas para a investigação de alguns detalhes ou características específicas de um ou outro algoritmo, ou então para comparações de desempenho entre eles.

Do ponto de vista de implementação dos algoritmos, pode-se fazer uma distinção clara entre as falhas mencionadas aqui e as falhas da lista considerada no item anterior. Somente as falhas da lista são consideradas para se gerar assinaturas, no caso do método GLR, ou modelos, no caso do método MM, ou seja, apenas aquelas são consideradas como falhas conhecidas. A detecção das falhas mencionadas após a lista por esses dois métodos se baseia na verdade em informações referentes a falhas assemelhadas, que tenham sido incluídas na referida lista.

Capítulo 7
Aplicando o Método GLR

7.1 Introdução

Neste capítulo se discute de modo mais concreto como deve ser efetivamente utilizado na prática o método GLR simplificado, apresentado no capítulo 3. Para tanto é utilizada a planta descrita no capítulo 5, sujeita às falhas do capítulo 6. O método é aplicado à coluna e os resultados são apresentados.

Este capítulo se detém primariamente sobre a instrumentalização do método, características importantes dos procedimentos de *detecção* e *isolação* de falhas e comentários sobre o desempenho. Como se verá, o método GLR, em suas duas variantes, a que considera a magnitude das falhas conhecidas e a que produz uma estimativa dessa magnitude, apresentam vantagens uma sobre a outra em casos específicos, cada um com características próprias.

Apesar de aqui só se ter utilizado o método GLR simplificado, as considerações deste capítulo também se aplicam ao método em sua formulação geral.

7.2 Generalidades Sobre a Aplicação do Método GLR

7.2.1 A Monitoração do Sistema

A aplicação do método GLR, simplificado ou não, consiste na geração de *curvas de verossimilhança* em tempo real, a partir dos dados lidos das entradas e saídas do sistema monitorado. Cada curva deve estar associada à verossimilhança de uma falha determinada, cuja *assinatura* seja conhecida. Tal curva é obtida basicamente a partir das quantidades calculadas em (3.6) e (3.7), ou de suas equivalentes simplificadas.

O termo *curva de verossimilhança*, é a rigor, um pouco impróprio, pois as curvas utilizadas não dão uma expressão exata da verossimilhança das falhas, descrita por (3.10), mas sim da quantidade definida no segundo membro de (3.13) (ou de (3.16), conforme a magnitude da falha seja assumida conhecida ou não), que não tem um significado matemático explícito, mas que apresenta a conveniente propriedade de ser máxima quando a verossimilhança também é. De fato, não há sentido em se calcular a verossimilhança de cada falha para se apontar qual, dentre um grupo de falhas, é a mais verossímil, uma vez que essa informação pode ser obtida de forma mais simples.

Em resumo: Com o sistema sob monitoração, são geradas curvas para cada falha conhecida. Essas curvas têm a propriedade de que a cada instante a curva máxima entre elas indica a falha mais verossímil, ou se forem todas muito pequenas (sob um critério arbitrário), se caracteriza comportamento normal do sistema.

7.2.2 Como o detector percebe a ocorrência de falhas

A princípio, não havendo falhas, todas as curvas de verossimilhança apresentam valores baixos, pois toda diferença em relação ao modelo considerado se deve apenas ao ruído. Alguns fatores alteram o comportamento dessas curvas, notadamente o tamanho da janela de dados considerada (veja as equações (3.17) e (3.18)), o que se discutirá oportunamente. Mas a menos desses fatores, o que se observa é um sinal aparentemente composto apenas de ruído, e que pode ser suposto confinado a uma certa faixa de variação. Caso alguma das curvas saia dessa faixa de variação de modo inequívoco, configura-se uma situação de falha.

7.2.3 A janela de dados

A variação do tamanho da janela de dados influencia o desempenho do método sob duas formas principais:

i) Rejeição a ruídos.
De um modo geral, quanto maior a janela de dados, menor a influência de ruídos no formato da curva de verossimilhança. Como as verossimilhanças são estimadas a partir de uma somatória, quanto maior o número de termos, cada um deles corrompido por ruído branco de média nula, a tendência é que o efeito do ruído se anule.

ii) Abrangência da assinatura
As assinaturas são, para efeito de uso do método, a única informação disponível sobre o comportamento dinâmico da falha. Quanto maior o tamanho da

janela de dados, maior a quantidade de informações considerada. A assinatura considera a influência da falha nos W primeiros instantes sobre as saídas do sistema. Se o tamanho da janela for maior, mais instantes de tempo são considerados, o que a princípio melhora o desempenho do método. É claro que não se pode aumentar impunemente o tamanho da janela, mesmo porque, como mencionado no item anterior, a somatória tende a ocultar a influência de variações rápidas nas saídas, que podem ser devidas a ruídos, como na maioria dos casos, mas que podem eventualmente ser parte integrante da falha. Além disso há algumas desvantagens em se aumentar o tamanho da janela de dados, que são mencionados a seguir.

Pode-se, a grosso modo, encarar o processo de detecção de falhas pelo método GLR como uma espécie de convolução, em que uma janela (com a assinatura) se desloca sobre outra, que contém a evolução do sistema propriamente dito. É claro que quanto maior for a janela, mais tempo é necessário para que essas janelas se sobreponham no caso de haver realmente uma falha. O efeito disso é que quanto maior o tamanho da janela, mais tempo é necessário para se determinar exatamente se o sistema se encontra realmente fora de seu comportamento normal. Além disso janelas maiores requerem mais processamento, sem a contrapartida de um tempo disponível maior para a execução dos cálculos, que devem ser feitos em tempo real.

O bom senso acaba ditando um compromisso em relação ao tamanho da janela, que não deve ser pequena demais, sob o risco de não se ter uma curva de verossimilhança confiável, nem grande demais que prejudique o desempenho do método ou torne sua implementação proibitivamente complexa.

7.2.4 A janela de dados e a percepção de falhas

Pode-se observar o efeito do uso de diferentes janelas de dados quando se monitora um sistema sem falhas. Por exemplo a coluna de destilação do capítulo 5. A figura 7.2 mostra o efeito da aplicação de janelas de diferentes tamanhos sobre as verossimilhanças das falhas de tipo 1 a 7 (no caso, considerando que a magnitude da falha é desconhecida). É impossível, nos gráficos, distinguir uma curva das outras, porém o interesse neste ponto reside apenas em se observar características do conjunto das curvas. De fato, quanto maior o tamanho da janela de dados, menor o efeito do ruído sobre as verossimilhanças. A saída do sistema que gerou essas curvas de verossimilhanças é mostrada na figura 7.1 abaixo. Note que as temperaturas na ordenada do gráfico estão expressas em relação ao ponto de equilíbrio.

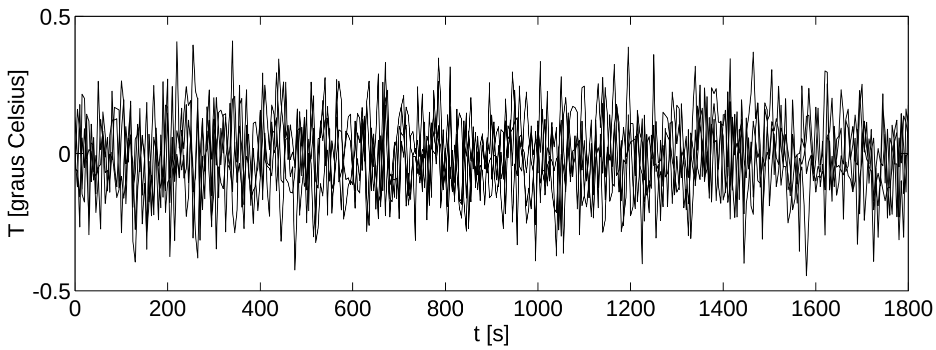


Figura 7.1 : Saída do sistema sem falhas

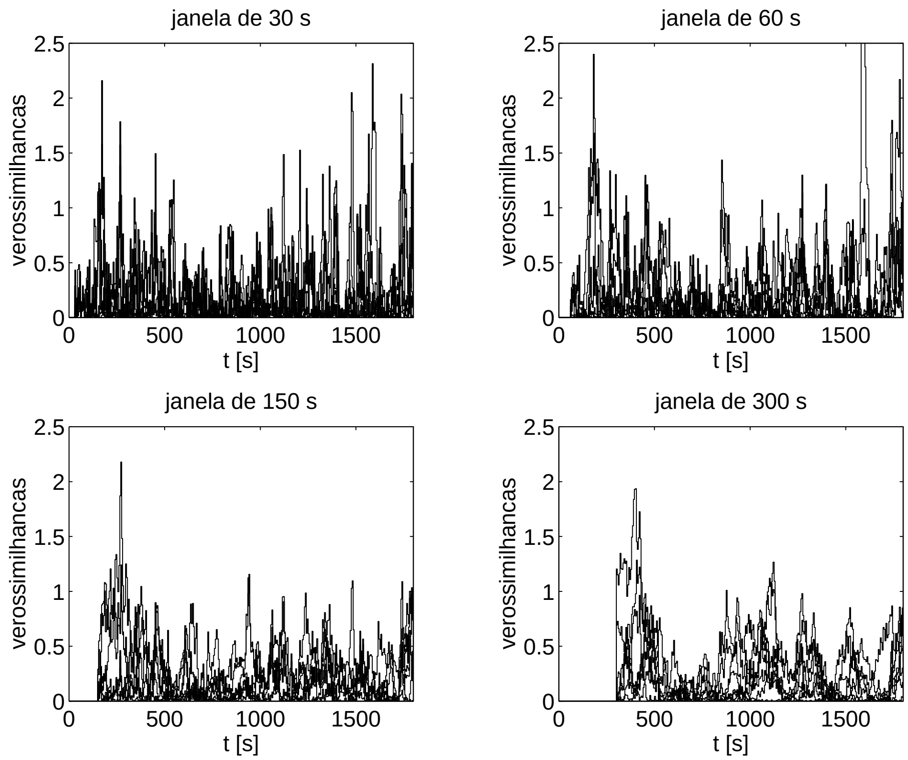


Figura 7.2 : Influência do tamanho da janela sobre as curvas de verossimilhança (sem falhas)

É interessante notar que além da influência sobre o efeito do ruído, uma outra característica é evidenciada na figura 7.2. As curvas de verossimilhança somente são válidas após W instantes de tempo do início da operação do sistema, onde W é o tamanho da janela. Não é dada atenção a esse fato neste trabalho e nem se julga que essa seja uma característica importante, tanto que não será mais mencionada futuramente.

7.3 O Método GLR Aplicado à Coluna de Destilação

7.3.1 A Geração de Assinaturas

As assinaturas utilizadas pelo método GLR foram obtidas a partir dos perfis dinâmicos do capítulo 6, sem a influência de ruídos. A idéia de não considerar ruídos quando da geração de assinaturas visa tentar isolar o resultado de qualquer efeito espúrio, ou seja, levar em consideração apenas a dinâmica da falha; mesmo porque os ruídos, por definição, são irreprodutíveis, e caso fosse considerado ruído para a geração das assinaturas, ele não teria absolutamente relação nenhuma com o ruído corrente que estaria agindo sobre o sistema no instante de ocorrência de falha. Deve-se lembrar também que no capítulo 3, quando da proposição do método, foi mencionado que, por hipótese, as falhas seriam determinísticas.

De qualquer forma, não haveria nenhum ganho de desempenho por se considerar ruído na assinatura, muito pelo contrário. De modo que nenhuma das assinaturas utilizadas com o método GLR neste trabalho inclui ruído.

7.3.2 Determinação do tamanho da janela

Um modo simples e eficaz de se determinar um tamanho adequado para a janela de dados é fazê-lo a partir de testes, por tentativa e erro. O método em si foi desenvolvido para uso em tempo real, mas nada impede que seja utilizado “off-line” a partir de dados amostrados. Assim, pode-se com os dados de uma mesma simulação, experimentar diversas janelas e escolher o tamanho que melhor convém ao sistema em questão. Tanto no que concerne ao tempo de detecção de uma determinada falha como à distinção entre falhas diferentes, etc.

Os tamanhos de janelas utilizados neste trabalho foram obtidos dessa forma. Os testes não foram incluídos aqui para não extender demais o trabalho. Para os itens a seguir foi utilizada uma janela de 150 s, salvo quando explicitado o contrário, tamanho considerado adequado a partir de experimentação.

7.3.3 Magnitude da Falha Suposta Conhecida

Conforme o tipo de falha a ser detectada, um ou outro esquema de detecção (magnitude suposta conhecida ou desconhecida), pode se mostrar mais conveniente. No caso das falhas de componentes consideradas, o primeiro desses esquemas apresenta algumas vantagens, como se verá a seguir.

Não há sentido em se falar em magnitude para as falhas de componentes apresentadas no capítulo 6, a não ser num sentido um tanto impróprio, o que será discutido no item 7.3.3.2. Tais falhas estão, sem exceção, ligadas à variação de algum parâmetro de forma claramente não linear, não havendo relação direta entre variações nesse determinado parâmetro e a magnitude da falha. Para as falhas de componentes convém, portanto, considerar que a magnitude das falhas seja unitária, isto é, que as falhas a serem detectadas sejam iguais àquelas utilizadas na geração das assinaturas.

Para se detectar falhas em parâmetros que possam variar de forma contínua, como por exemplo uma falha como a de tipo 1, mas com uma variação na composição da mistura que possa ser diferente de 90% do valor nominal, pode-se definir assinaturas diferentes para faixas de variação desse parâmetro. Por exemplo, uma assinatura para 90%, denominada de "falha tipo 1 pequena", outra para 50%, denominada de "falha tipo 1 média" e outra para 10%, denominada "falha tipo 1 grande". É claro que dessa forma se perde a resolução do método, ou seja, a capacidade de se determinar exatamente qual é a falha, porém é uma alternativa tecnicamente viável. Tal esquema não é implementado neste trabalho, mas aplicações semelhantes efetivamente utilizadas aqui dão uma idéia de como seria o seu funcionamento.

Um ponto a se observar é que quando se considera a magnitude da falha conhecida, as curvas de verossimilhança podem adquirir tanto valores negativos como positivos, diferente de quando se considera a magnitude desconhecida, caso em que as curvas de verossimilhança somente adquirem valores positivos. Tal fato pode ser observado no equacionamento básico do método, particularmente nas equações (3.15) e (3.6).

7.3.3.1 Detectando falhas iguais às assinaturas

Para este item supõe-se que as falhas ocorridas sejam semelhantes, do ponto de vista dinâmico, às falhas utilizadas para a geração de assinaturas.

<u>FALHA TIPO 1</u>

Considere a figura 7.3 onde são apresentadas as curvas de verossimilhança correspondentes a uma falha de tipo 1, ocorrendo no instante $t_f = 600$s. O gráfico superior mostra todas as oito curvas, correspondentes às oito assinaturas de falhas conhecidas, descritas no capítulo 6. Pode-se observar, com mais facilidade no gráfico inferior, que a curva referente a falhas de tipo 1 é predominante, pelo menos durante um período de tempo de aproximadamente 550 s. O fato de que após esse período, o método já não apresenta bons resultados pode ser explicado por uma combinação dos seguintes fatores:

i) O sistema é claramente não linear, sendo utilizada uma linearização em volta de um ponto de equilíbrio como modelo do sistema para gerar as redundâncias que permitem a detecção de falhas. Uma vez que ocorra a falha, o sistema abandona, segundo sua dinâmica própria, esse ponto de equilíbrio, fazendo com que o modelo utilizado já não seja uma descrição adequada. Esse efeito é parcialmente compensado pela assinatura, que como mencionado, considera o comportamento não-linear do sistema. Porém não mais que até um certo ponto, como se pode observar.

ii) A janela utilizada considera apenas os primeiros 150 s de ocorrência de falha para sua caracterização. Após quase 550 s agindo sobre o sistema o seu perfil se altera, podendo se assemelhar mais ao de alguma outra falha conhecida. Lembrando que a falha de tipo 2 é uma espécie de falha tipo 1 aumentada, guardando muita semelhança com a primeira, não é de modo algum inesperado que o método, sob essas condições, acabe por confundir as falhas.

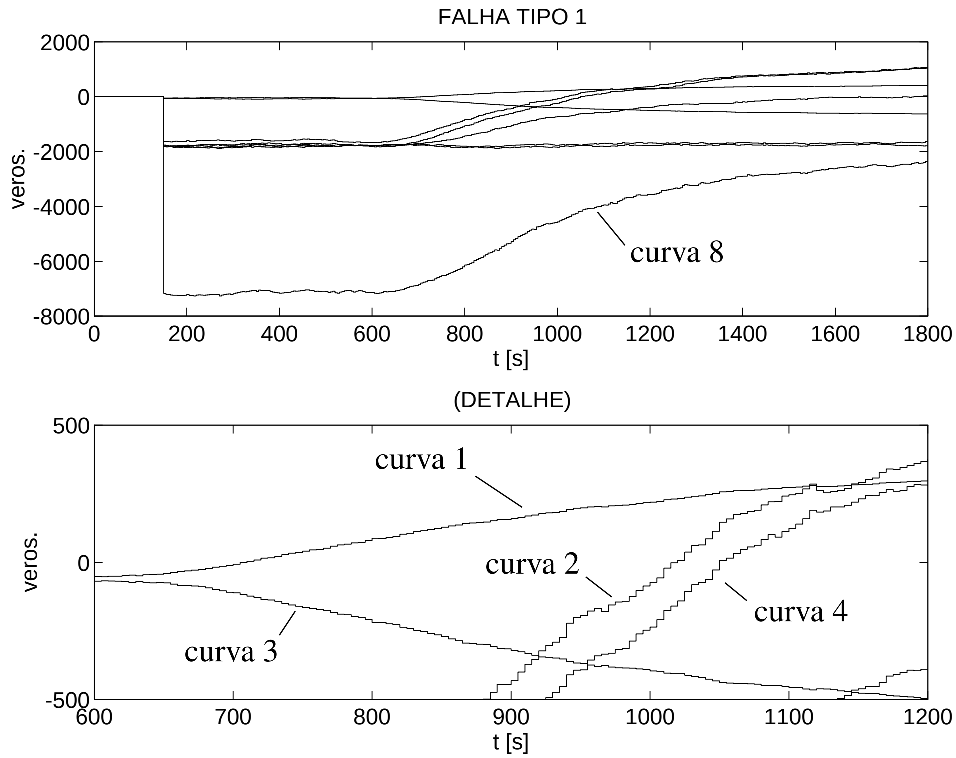


Figura 7.3 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 1 (magnitude suposta conhecida)

Não é uma restrição particularmente grave que o método apresente resultados válidos apenas para um intervalo de tempo limitado, pois é de se esperar que nesse período, de quase 10 minutos após a detecção da falha, alguma ação seja tomada.

Observe que algumas falhas pouco prováveis apresentam valores extremamente baixos para as curvas, e que além disso a ordem de grandeza dos valores adquiridos pelas curvas durante a ocorrência de falhas é muito maior que na sua ausência. Pode-se comparar os valores das curvas da figura 7.3 com os valores sem falha da figura 7.2 para se ter uma noção de como a situação de falha fica rapidamente caracterizada.

FALHA TIPO 2

A falha tipo 2, como mencionado, é muito semelhante à falha tipo 1, o que pode em algumas situações acarretar confusões para o método. A figura 7.4 mostra as curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 2, que ocorre em $t_f = 600$s.

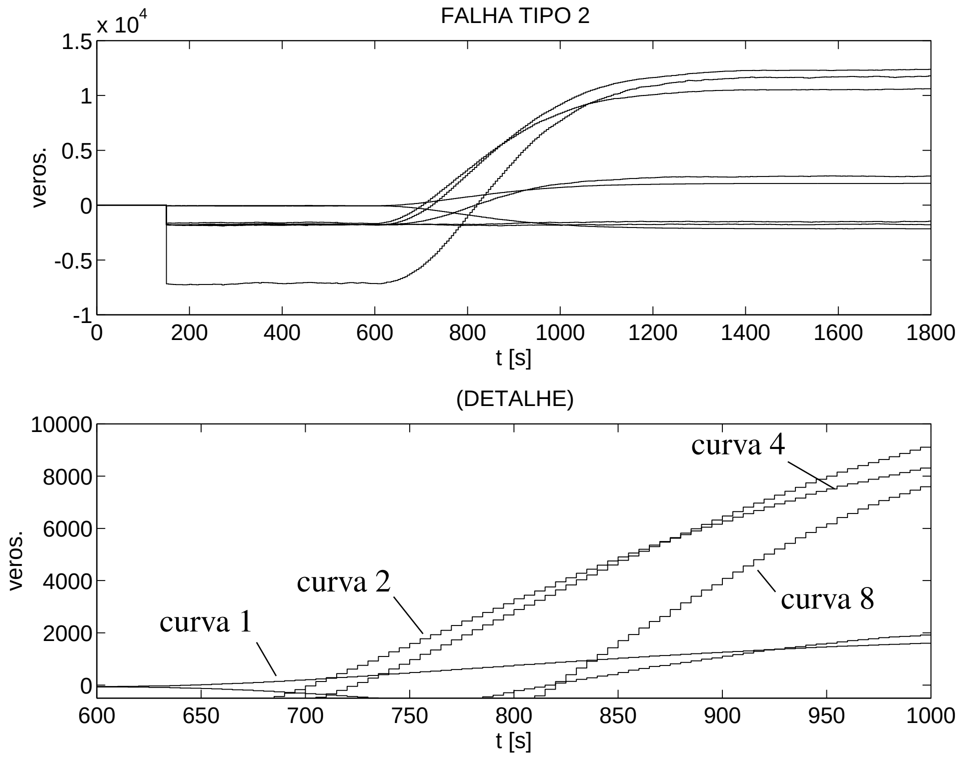


Figura 7.4 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 2 (magnitude suposta conhecida)

Para essa falha, o método apresenta um desempenho nitidamente inferior ao da falha anterior. Inicialmente, a curva de maior verossimilhança corresponde à falha tipo 1, porém pouco pronunciada, o que poderia eventualmente acarretar um alarme falso. A curva 2 só é predominante entre 720 s e 870 s, após o que a falha tipo 4 passa a apresentar maior verossimilhança. Eventualmente até a falha tipo 8 chega a apresentar maior verossimilhança que a falha tipo 2. Esse desempenho pode ser bastante melhorado aumentando-se o tamanho da janela utilizada. Com uma janela de 250 s, obtêm-se as curvas da figura 7.5. Para esse tamanho de janela ainda há, como no exemplo anterior, uma predominância transitória da curva correspondente à falha de tipo 1, porém a curva 2 passa a ser claramente predominante 170 s após a ocorrência da falha.

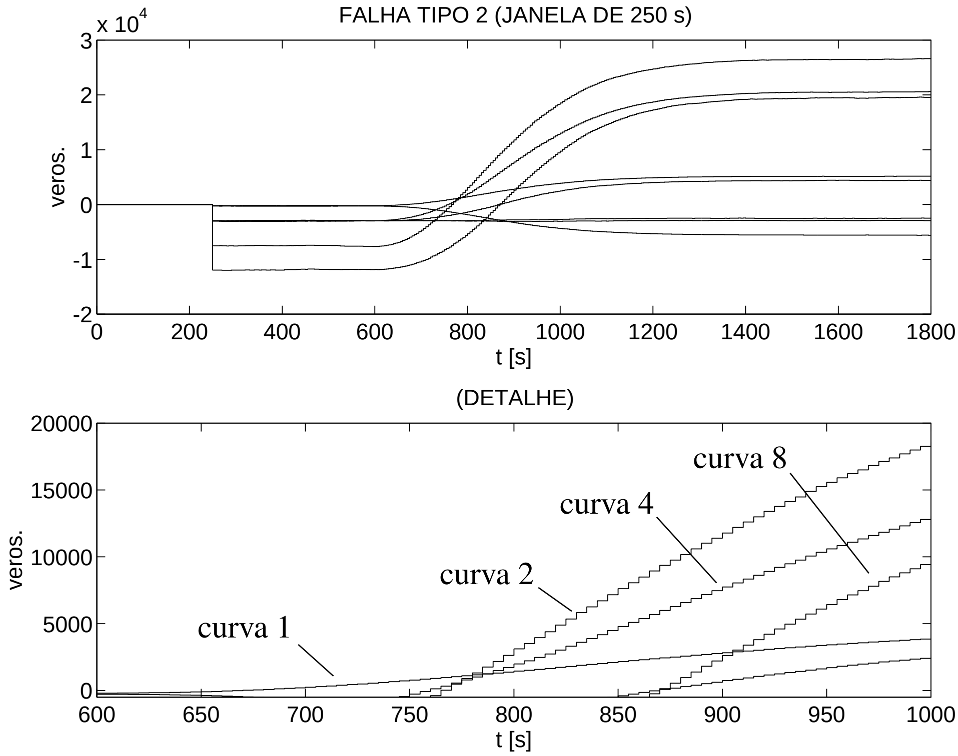


Figura 7.5 : Curvas de verossimilhança para a falha tipo 2 (magnitude suposta conhecida e janela de dados de 250 s)

Isso serve como uma boa ilustração de como o tamanho da janela afeta o desempenho do método. É razoável supor que cada falha possua um tamanho de janela ótimo para sua detecção pelo método GLR, porém não é prático utilizar um tamanho de janela diferente para cada tipo de falha. Quando ocorrerem problemas como acima, outras maneiras de se atacar o problema devem ser consideradas, algumas das quais serão descritas mais adiante.

Apesar de uma janela de 250 s melhorar muito o desempenho do método no que se refere ao problema específico de se detectar e isolar uma falha de tipo 2, nada garante que haverá qualquer ganho de desempenho em outras situações, ou mesmo que não ocorrerá o contrário.

A falha de tipo 2, de qualquer forma, é uma falha mais problemática que a de tipo 1, no que toca ao problema de detecção, mesmo porque é uma falha que apresenta efeitos mais pronunciados no comportamento do sistema, com uma influência maior sobre o seu comportamento linear aproximado, como o mostra o gráfico da figura 6.2.

FALHA TIPO 3

A figura 7.6 apresenta as curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 3. Note que para essa falha em particular, o método apresenta um ótimo desempenho, tanto no que concerne à não-geração de alarmes falsos como ao tempo de detecção. Como as falhas anteriores, esta também ocorre em $t_f = 600$s.

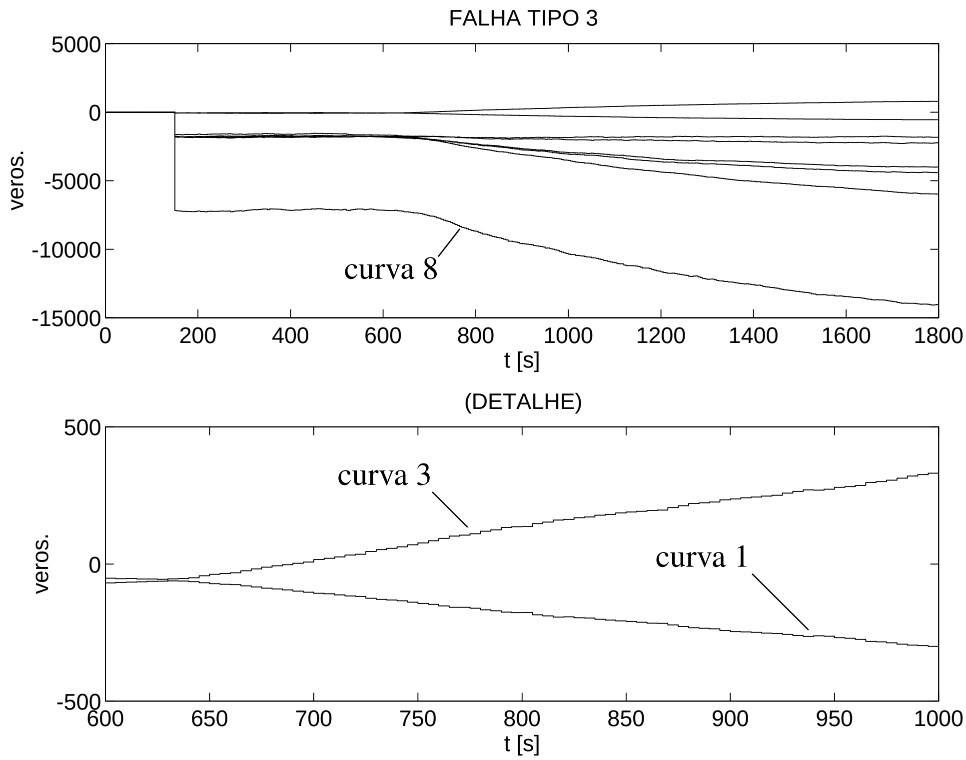


Figura 7.6 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 3 (magnitude suposta conhecida)

FALHA TIPO 4

A resposta do detector de falhas a uma falha de tipo 4, cuja ocorrência se dá em $t_f = 600$s pode ser vista na figura 7.7. O desempenho do detector para esse tipo particular de falha é um tanto deficiente, havendo a possibilidade de ocorrência de alarmes falsos, com a confusão da falha de tipo 4 com falhas de tipo 1 e 2, pelo menos nos instantes iniciais após a ocorrência da falha.

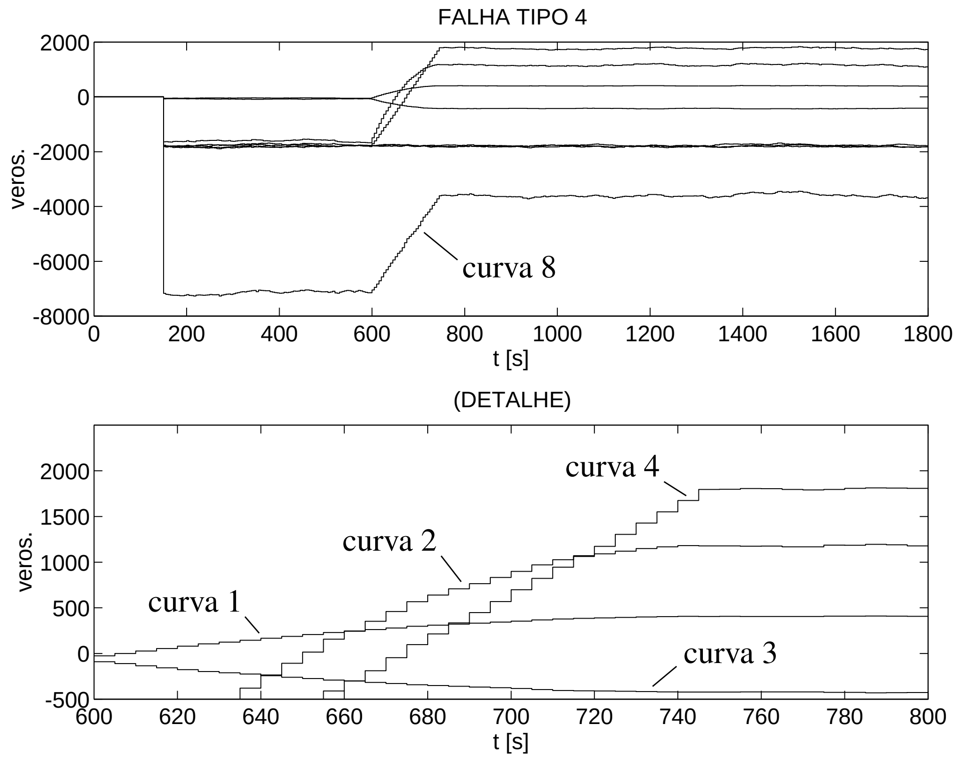


Figura 7.7 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 4 (magnitude suposta conhecida)

A detecção deste tipo de falha pode ser melhorada aumentando-se o tamanho da janela, como foi feito com a falha de tipo 2, acima. É interessante observar que esses problemas são apresentados em grau muito menor quando a falha é de tipo 5, como a apresentada a seguir. A princípio poderia se estranhar o fato de que falhas tão semelhantes gerem respostas tão diferentes no detector de falhas, porém tais fenômenos são perfeitamente passíveis de ocorrência, e mais atenção será dada a esse fato posteriormente, e mais adiante alguma discussão será feita sobre o tema.

<u>FALHA TIPO 5</u>

A detecção de uma falha tipo 5, semelhante à falha anterior, é apresentada na figura 7.8 abaixo, dispensando maiores comentários. É conveniente comparar a figura abaixo com a figura anterior, dada a semelhança entre as falhas.

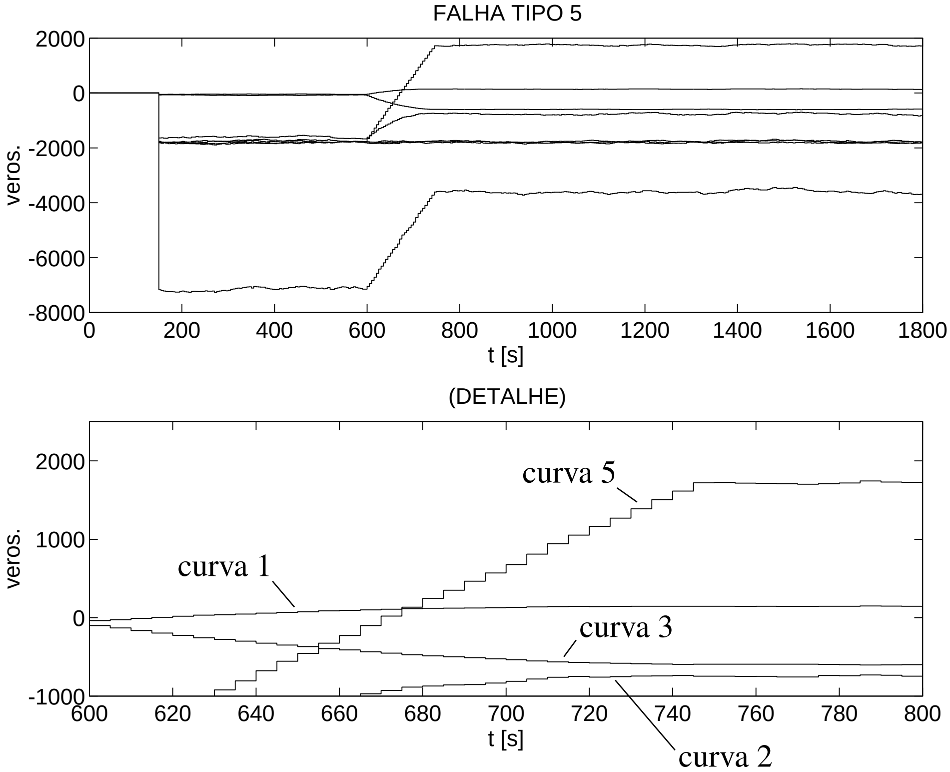


Figura 7.8 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 5 (magnitude suposta conhecida)

As falhas seguintes da lista não apresentam diferenças significativas, em relação ao comportamento e ao desempenho do método GLR, das falhas apresentadas acima, e não haveria ganho qualitativo na discussão do tema caso elas fossem incluídas. O próximo item apresenta o desempenho do método GLR quando a falha ocorrida não corresponde exatamente à falha utilizada para a geração da assinatura.

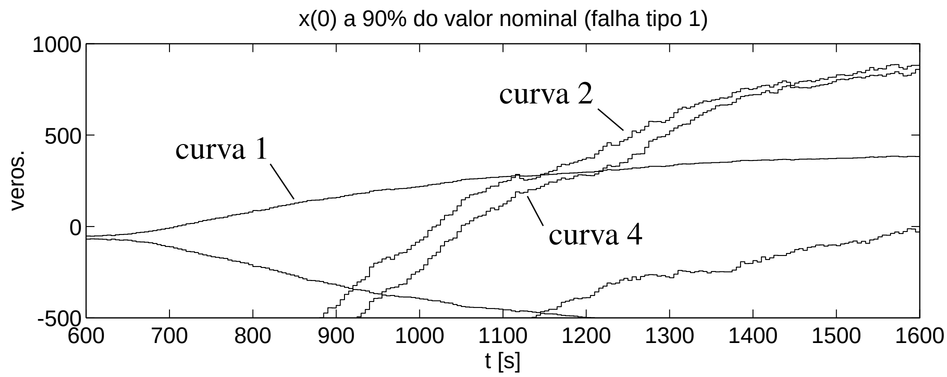
7.3.3.2 Detectando falhas diferentes das assinaturas

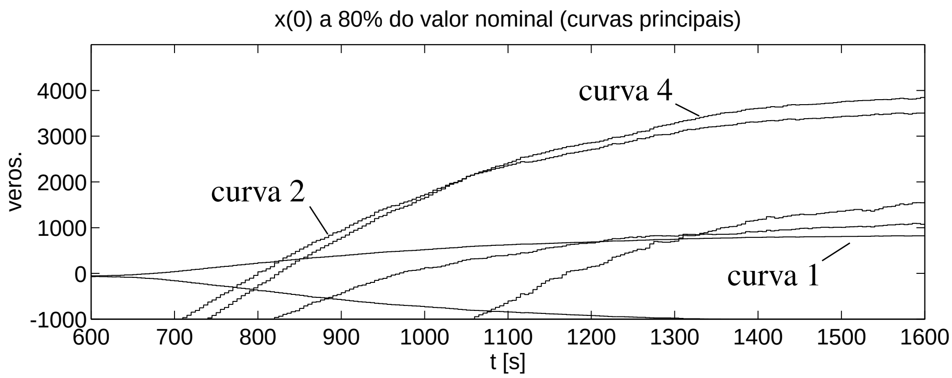
No item anterior, o método foi aplicado apenas a falhas exatamente iguais às falhas utilizadas para a geração de assinaturas, pelo menos quanto às suas componentes determinísticas, sendo que as únicas diferenças entre as falhas apresentadas e as utilizadas para a geração de assinaturas era a presença de ruídos. É claro que na prática nunca se terá falhas exatamente iguais àquelas previstas quando da geração de assinaturas, daí a conveniência de se observar o comportamento do método quando tal não ocorre.

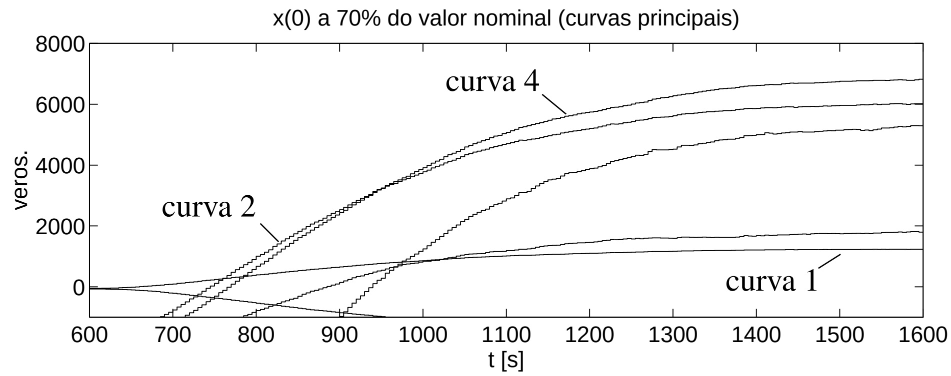
Como mencionado anteriormente, as falhas de tipos 1 e 2 são bastante semelhantes no sentido de que representam a variação abrupta de um mesmo parâmetro do sistema, apenas com magnitudes diferentes para essa variação.

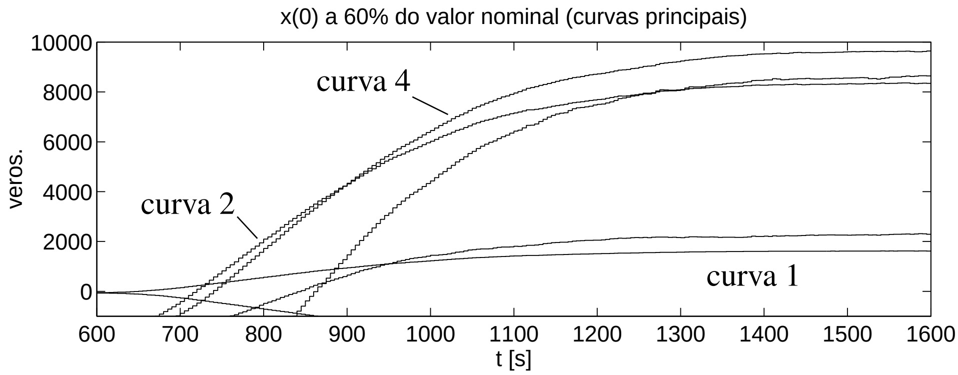
São utilizadas neste ponto algumas das falhas adicionais definidas no capítulo 6. Variações diversas na composição da mistura de alimentação da coluna serão confrontadas com as verossimilhanças das falhas conhecidas, em particular das falhas 1 e 2, que a princípio servem como aproximação para as primeiras.

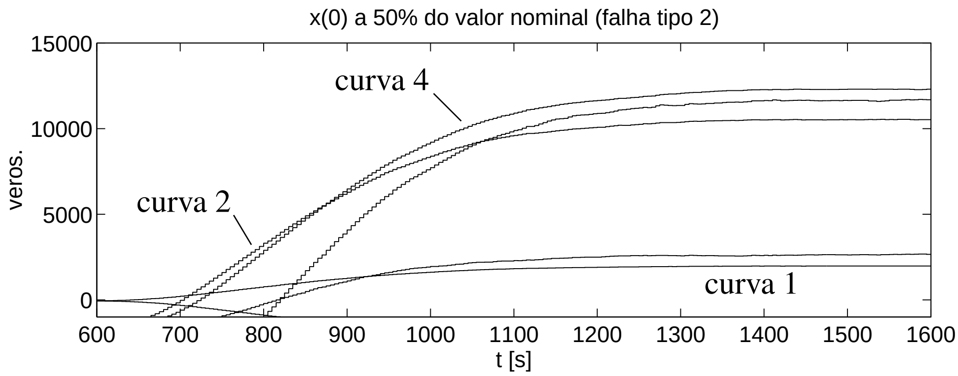
A figura 7.9 abaixo, ilustra esta discussão.

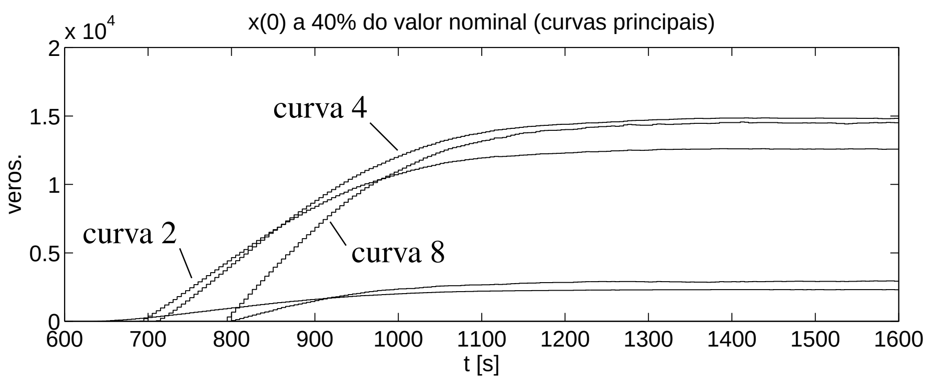





x(0) a 70% do valor nominal (curvas principais)
veros.
8000
6000
4000
2000
0
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500
1600
t [s]
curva 4
curva 2
curva 1


x(0) a 60% do valor nominal (curvas principais)
veros.
10000
8000
6000
4000
2000
0
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500
1600
t [s]
curva 4
curva 2
curva 1


x(0) a 50% do valor nominal (falha tipo 2)
veros.
15000
10000
5000
0
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500
1600
t [s]
curva 4
curva 2
curva 1


x(0) a 40% do valor nominal (curvas principais)
x 10^4
veros.
2
1.5
1
0.5
0
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500
1600
t [s]
curva 4
curva 2
curva 8

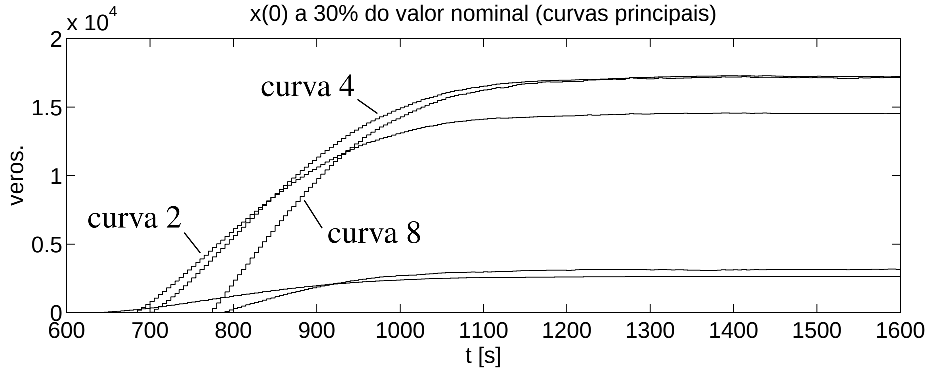


Figura 7.9 : Exemplo de falhas diferentes das assinaturas (magnitude suposta conhecida)

Pode-se observar nos diversos gráficos que compõem a figura 7.9 que, de um modo geral, falhas relativamente próximas às falhas utilizadas nas assinaturas ocasionam respostas semelhantes, ou seja curvas de verossimilhança próximas. Porém não se pode determinar a priori qual seria a faixa em que os parâmetros de uma falha podem variar para que a curva de verossimilhança correspondente a essa falha continue apresentando a máxima verossimilhança dentre as falhas conhecidas.

Tal faixa depende de diversos fatores que impedem uma análise mais efetiva sob um aspecto geral. Um enfoque que considere o problema caso a caso se configura mais recomendável. Pode-se mencionar entre eles a quantidade de falhas conhecidas, a semelhança entre essas falhas conhecidas, a forma em que a variação de um parâmetro influencia o comportamento da falha (o que claramente depende da falha em particular), etc. Uma discussão mais detalhada sobre esse e outros assuntos pertinentes é feita mais adiante[1].

7.3.4 Magnitude da Falha Desconhecida

Considerar a magnitude da falha como desconhecida implica em se ter que analisar duas curvas, relacionadas entre si. Uma delas, como no caso anterior, representando a verossimilhança de ocorrência de uma determinada falha. Frise-se aqui o termo *representando*, pois como já mencionado, as curvas não apresentam a verossimilhança propriamente dita, porém têm a propriedade de se maximizarem juntamente com a verossimilhança. Não é demais repe-

1. Com respeito à análise da variação de parâmetros desta falha, o MATLAB permite reunir os diferentes gráficos da figura 7.9 em uma animação na tela do computador, o que fornece um "insight" extremamente intuitivo sobre a maneira como essas variações influenciam a detecção de falhas.

tir esse fato, considerando que o termo *curva de verossimilhança* é usado extensivamente de forma um tanto imprópria neste trabalho. A outra curva se refere à estimativa da magnitude da falha, que no caso anterior era, por hipótese, assumida unitária.

Essa forma de uso do método GLR apresenta vantagens e/ou desvantagens, conforme a utilização e os objetivos específicos a se cumprir. Do ponto de vista das falhas de componentes descritas no capítulo 6, considerar a magnitude da falha como conhecida é mais razoável, como às vezes mais vantajoso. Porém, se as falhas não apresentarem a mesma magnitude que a utilizada na geração de assinaturas, pode ser mais conveniente considerar a magnitude da falha como mais uma variável do problema. É claro que isso acrescenta complicações ao método, sendo mais um fator agindo para a confusão entre falhas, o ponto fraco do método GLR. De forma intuitiva, pode-se evidenciar esse fato, notando que se uma determinada falha se diferencia de outras falhas de mesma amplitude, o seu perfil pode ser muito semelhante ao de alguma dessas falhas com uma amplitude diferente. Outro ponto, que será comentado no item 7.3.4.1, é que para alguns casos particulares, pode eventualmente ser mais conveniente utilizar o método GLR para falhas de magnitude desconhecida mesmo que a falha a ser detectada possua magnitude bem conhecida, desconsiderando-se então quaisquer resultados sobre a magnitude estimada.

A análise do método segue aproximadamente o roteiro do item anterior, com o fim de facilitar a comparação entre esses dois enfoques do método. Primeiro se consideram falhas iguais às assinaturas, e em seguida falhas de magnitudes diferentes.

7.3.4.1 Detectando falhas iguais às assinaturas

Este item tem em vista o item 7.3.3.1, e com ele deve ser comparado. As falhas consideradas aqui são, a menos de ruído, iguais às falhas utilizadas para a geração de assinaturas.

FALHA TIPO 1

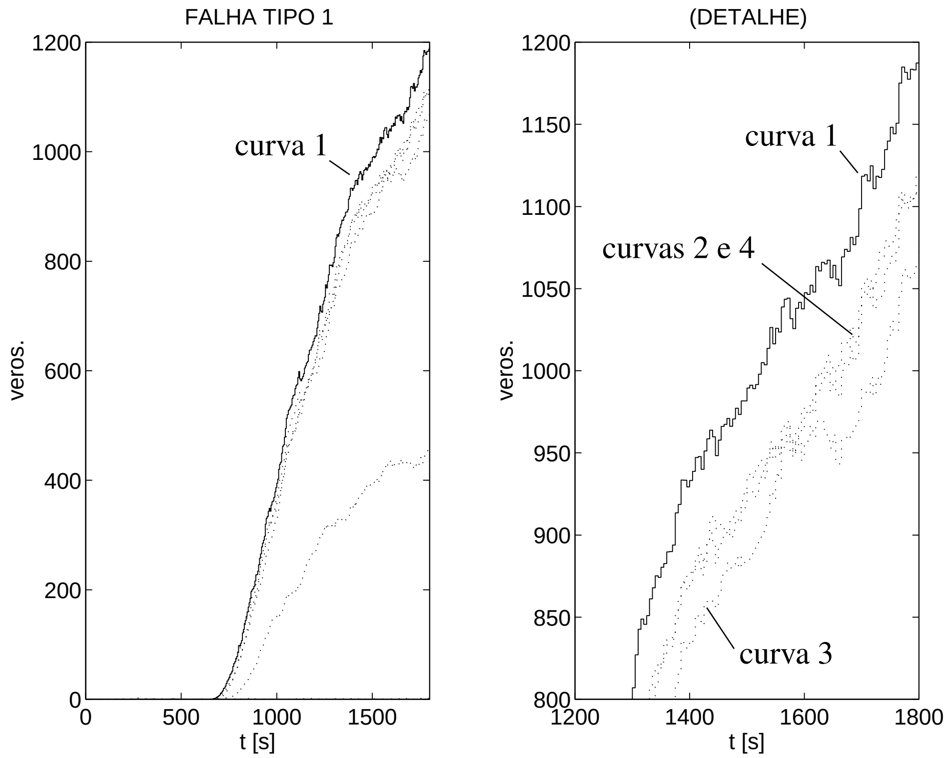


Figura 7.10 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 1 (magnitude desconhecida)

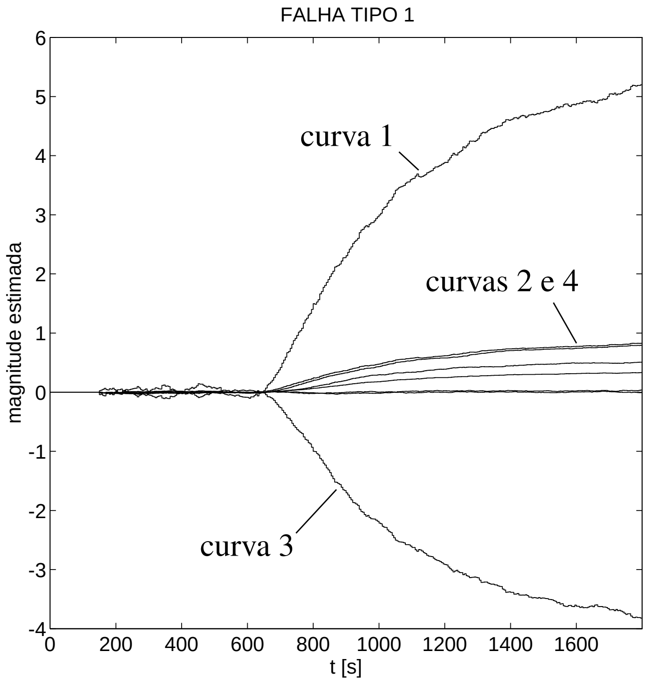


Figura 7.11 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 1

Cabem aqui alguns comentários sobre as figuras acima. A figura 7.10 apresenta as curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 1. Como já mencionado, os valores das curvas são obrigatoriamente não-negativos, dado que não se considera a magnitude das falhas como conhecida. A curva que representa uma falha de tipo 1 é predominante após a ocorrência da falha, porém as curvas 2 e 4 chegam a se confundir com a primeira, pelo fato de estarem muito próximas. Deve-se ressaltar que apesar da falha ter, do ponto de vista do método, magnitude unitária, a estimativa de máxima verossimilhança obtida pelo método GLR (figura 7.11) referente à falha de tipo 1 não é de forma alguma unitária. As outras duas curvas que apresentavam verossimilhanças próximas, ou seja as curvas das falhas de tipo 2 e 4, apresentam magnitudes aproximadamente unitárias, o que não deve ser levado em consideração, pois não foram essas as falhas que efetivamente ocorreram.

Quando se aplicou o método para falhas de magnitude suposta unitária (veja a figura 7.3), observou-se que após um certo intervalo de tempo as curvas de verossimilhança das falhas 2 e 4 acabavam se tornando predominantes sobre a curva 1, que efetivamente estava relacionada com a falha ocorrida. Tal fato, provavelmente relacionado com a presença de ruído de medida, implicava que após um certo tempo, que felizmente para o caso em questão era longo o suficiente para que alguma ação de controle fosse tomada, haveria com certeza a geração de um alarme falso. Não ocorre o mesmo quando se considera a falha com magnitude desconhecida. A curva 1 é predominante durante todo o intervalo de tempo considerado, e nada indica que poderiam haver mudanças futuras.

Do ponto de vista do detector de falhas, a falha 1 é muito mais evidente quando se considera a sua magnitude como desconhecida do que quando se considera magnitude unitária, caso em que ela acaba por se confundir com as assinaturas de outras falhas. A incerteza neste caso é de certa forma transferida para a estimativa da magnitude da falha, que como se pode ver na figura 7.11, não é de forma alguma condizente com a falha efetivamente introduzida no sistema.

Utilizar um esquema como esse, isto é, considerar falha a magnitude desconhecida mesmo que não seja, pode ser uma boa alternativa para situações em que

i) não há preocupação em se obter uma estimativa da magnitude da falha; ou

ii) a magnitude da falha é conhecida, porém ruídos de medida ou outros fatores tais como perturbações ou diferentes falhas consideradas com perfis dinâmicos semelhantes tornam a *isolação* da falha um procedimento complicado.

Essa prática, porém, é delicada no sentido de que pode criar um novo tipo de confusão entre falhas. O método pode dar a entender que existe uma falha na realidade inexistente. Tal falha teria grandes valores de verossimilhança, porém magnitude muito pequena. Imagine o seguinte exemplo: O sistema opera sem falhas, porém num dado momento o detector de falhas dá a entender que ocorre uma falha de sensor, pois a curva de verossimilhança desse tipo de falha adquire valores altos. O operador, ao verificar o alarme constata que a magnitude dessa falha é extremamente pequena, ou seja, na verdade não há falha, e o sinal de alarme foi ocasionado por alguma perturbação pouco importante.

Este é um exemplo hipotético, não tendo se constatado até o momento tal ocorrência em nenhuma oportunidade, porém é mais um fator a se considerar.

Uma outra questão, é que considerar a magnitude desconhecida nas condições acima é algo a se considerar caso a caso, não se constituindo uma regra geral. Além de um presumível ganho de desempenho, deve-se notar que se acrescentam algumas complicações. Basta mencionar que para a falha de tipo 1 descrita acima, podem haver dúvidas eventualmente muito difíceis de se resolver, como por exemplo: Qual seria a falha apontada pelo detector? Se uma falha de tipo 1 com amplitude variando em torno de 5,0 ou 6,0 ou se uma falha de tipo 2 com amplitude unitária. A análise pode acabar se tornando sutil demais para um sistema automático operando em tempo real.

FALHA TIPO 2

A descrição abaixo, de uma falha de tipo 2, ilustra bem o risco que se corre em se considerar magnitudes desconhecidas de falhas que na verdade têm magnitudes bem determinadas. Inicialmente, deve-se lembrar que as falhas de tipos 1 e 2 possuem perfis dinâmicos bem semelhantes, a grosso modo a menos de suas magnitudes, relacionadas de maneira não imediata com a variação de um dado parâmetro, que é a composição da mistura de alimentação.

Ocorre que do ponto de vista do detector de falhas, a falha corrente é uma falha de tipo 4, com amplitude aproximada de 4,0, como se pode ver das figuras 7.12 e 7.13. Sabe-se no entanto que a falha que efetivamente ocorre é uma falha de tipo 2 com amplitude unitária.

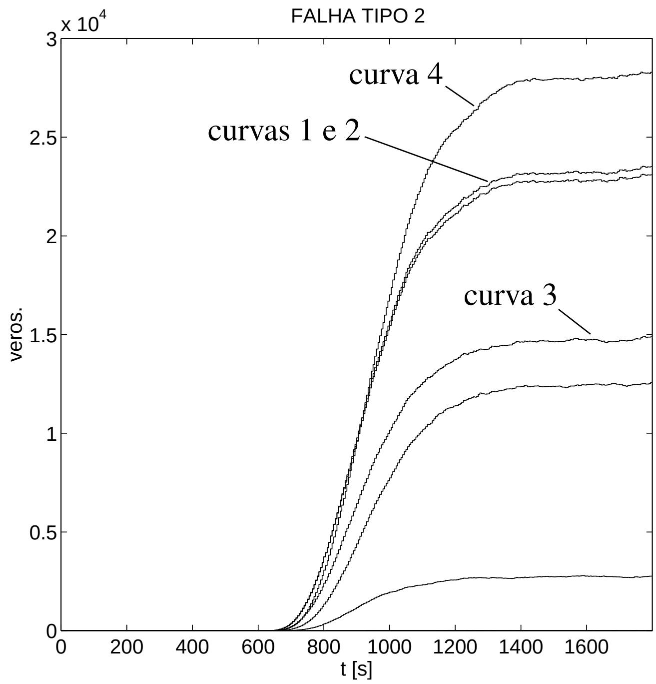


Figura 7.12 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 2 (magnitude desconhecida)

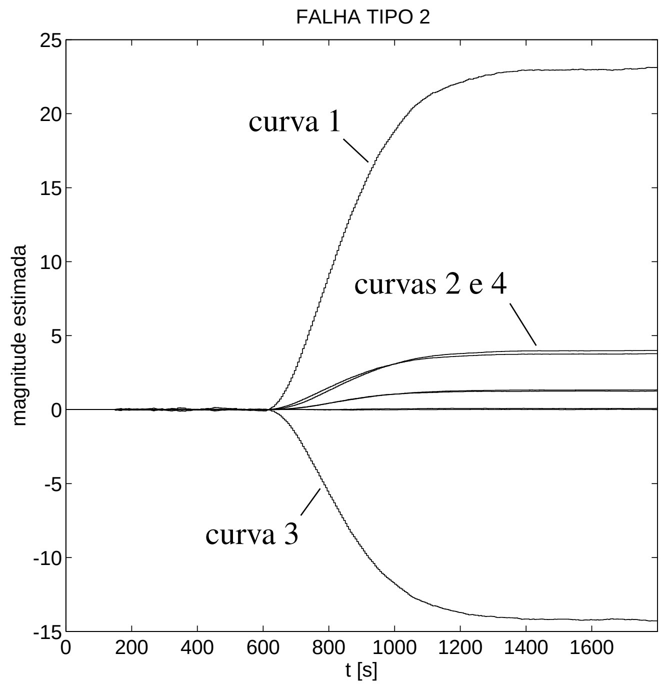


Figura 7.13 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 2

Como a curva referente à falha de tipo 2 em nenhum momento é predominante, com certeza há a geração de um alarme falso. O método aqui inapelavelmente falha.

A possibilidade de que o método venha a emitir alarmes falsos devidos ao fato de se ter duas grandezas para definir uma falha, a sua verossimilhança e a sua magnitude, deve ser seriamente considerada quando do projeto do detector de falhas.

FALHA TIPO 3

A falha de tipo 3 (figuras 7.14 e 7.15) põe em evidência novamente o fato de que para o sistema em questão, as estimativas de magnitude tendem a ser pouco confiáveis, efeito ocasionado pelas características intrínsecas do método, o que será discutido mais tarde.

Note que, apesar da magnitude estimada não ser coerente, uma vez que a magnitude da falha é unitária, a verossimilhança da falha tipo 3 foi claramente predominante sobre as demais. Isso pode ser explicado pelo fato de que do ponto de vista do método, as falhas de tipo 3 são facilmente distinguíveis das outras falhas consideradas, o que também será discutido mais adiante.

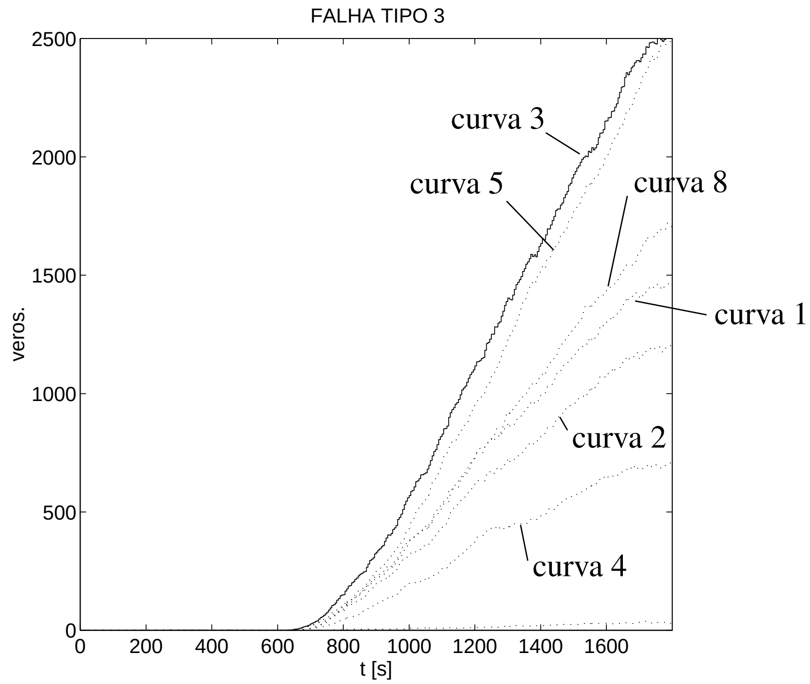


Figura 7.14 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 3 (magnitude desconhecida)

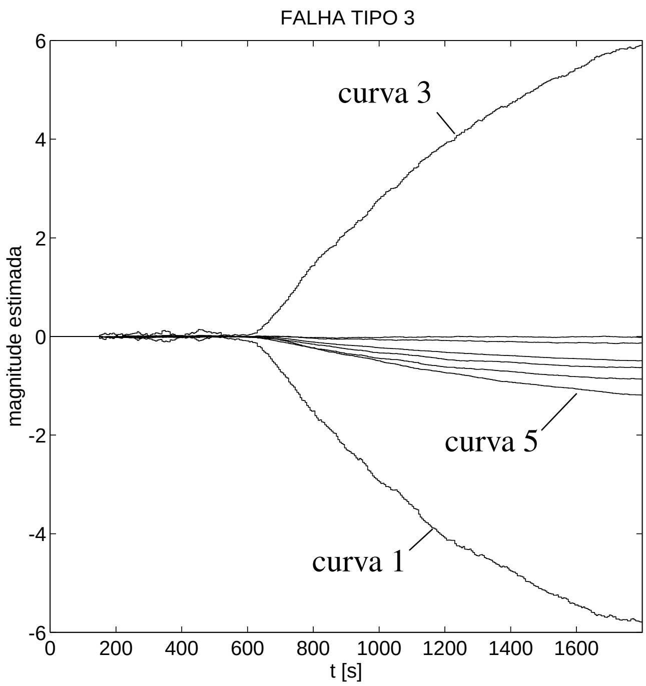


Figura 7.15 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 3

FALHA TIPO 4

As figuras 7.16 e 7.17 se referem a uma falha de tipo 4. De um modo geral o método tal como utilizado neste item, isto é, assumindo a magnitude das falhas como desconhecidas, funciona bastante bem para falhas de sensores, pois a estrutura das equações (3.6) e (3.7), ou de suas equivalentes simplificadas, favorece a detecção de falhas cujo perfil esteja confinado a uma componente apenas do vetor ρ, como é o caso de falhas de sensores. Pode-se observar que a detecção é extremamente rápida e a curva de verossimilhança correspondente à falha de tipo 4 atinge rapidamente um valor de regime (figura 7.16). Nos instantes iniciais após a ocorrência da falha (em $t_f = 600$s), há um certo embaralhamento entre as curvas, porém a taxa de variação delas nesse período é muito grande.

Sob tais condições é conveniente que o subsistema responsável pela *isolação* da falha não tente determinar qual a falha mais verossímil, mas sim que espere até que a situação se torne mais estável. Com essa ressalva pode-se afirmar portanto que o método funciona bem para esse tipo particular de falha.

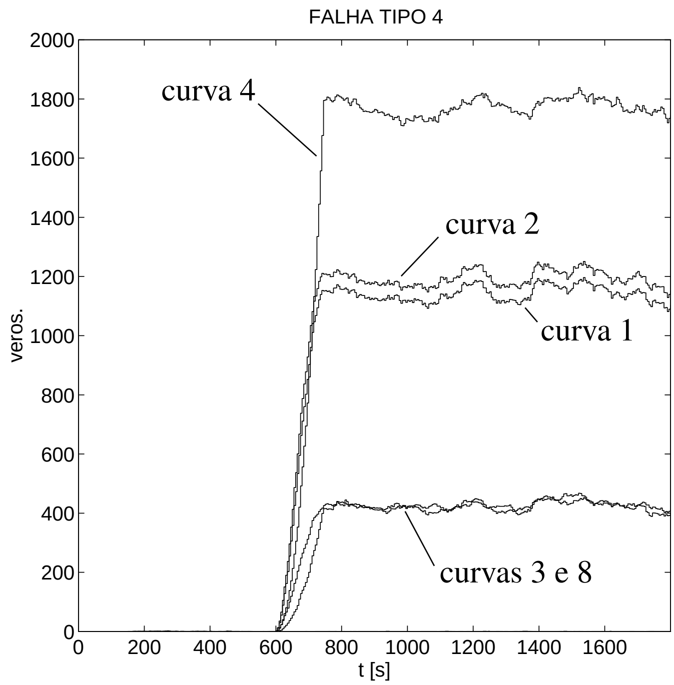


Figura 7.16 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 4 (magnitude desconhecida)

Com relação à magnitude estimada da falha, pode-se observar na figura 7.17 que ela é aproximadamente unitária. A estimativa da magnitude é particularmente eficiente nesse caso pelos mesmos motivos relacionados acima. Dada a estrutura intrínseca do método, ele apresenta melhor desempenho para falhas cujo perfil apresente desacoplamento entre as saídas do sistema, uma das características principais de falhas de sensores.

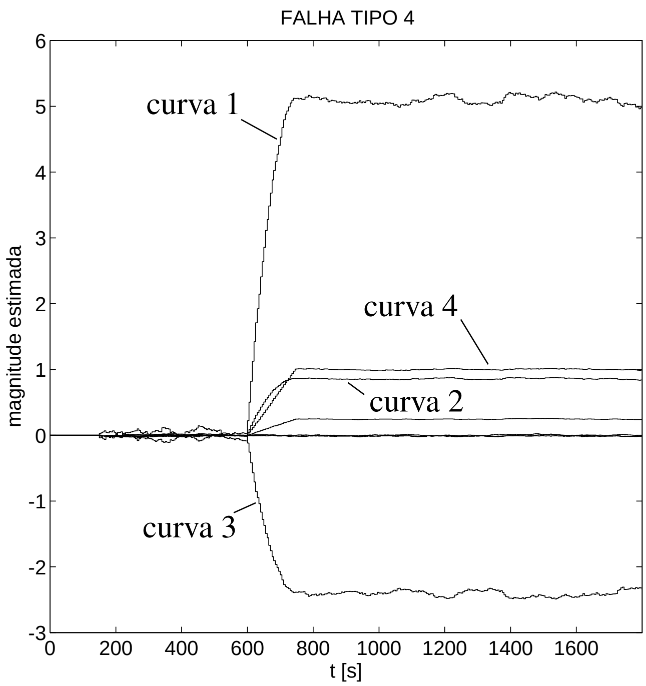


Figura 7.17 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 4

<u>FALHA TIPO 5</u>

A resposta do método a uma falha de tipo 5, mostrada nas figuras 7.18 e 7.19 abaixo, é bastante semelhante à da falha anterior, de tipo 4. A princípio todas as observações feitas a respeito daquela falha valem aqui.

As outras falhas de sensores também apresentam respostas semelhantes, e portanto não vale a pena incluí-las.

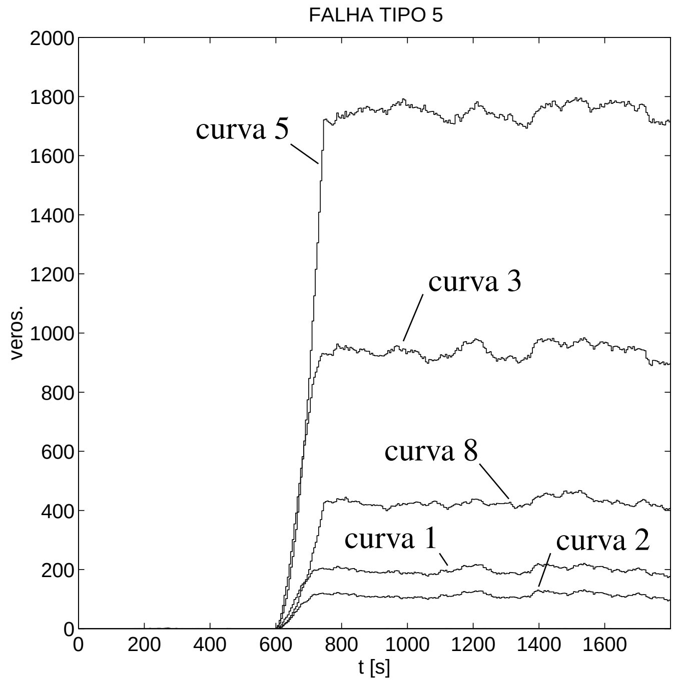


Figura 7.18 : Curvas de verossimilhança para uma falha de tipo 5 (magnitude desconhecida)

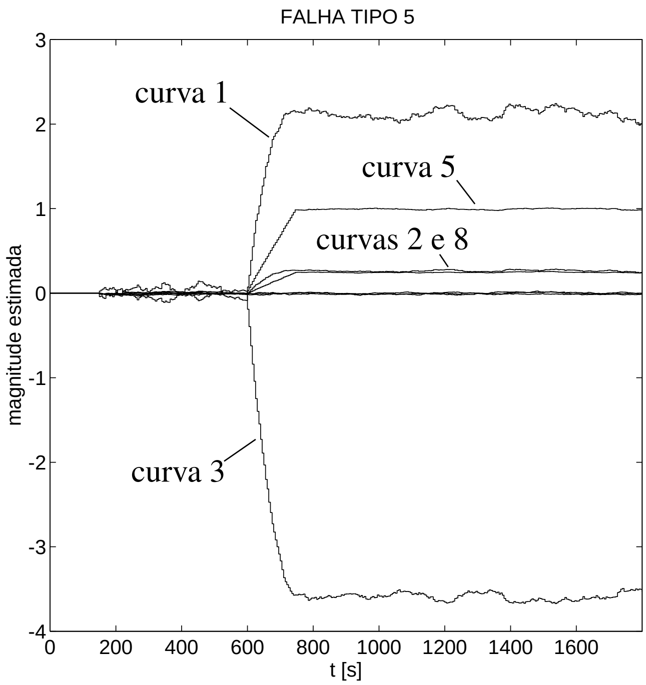


Figura 7.19 : Magnitudes estimadas para uma falha de tipo 5

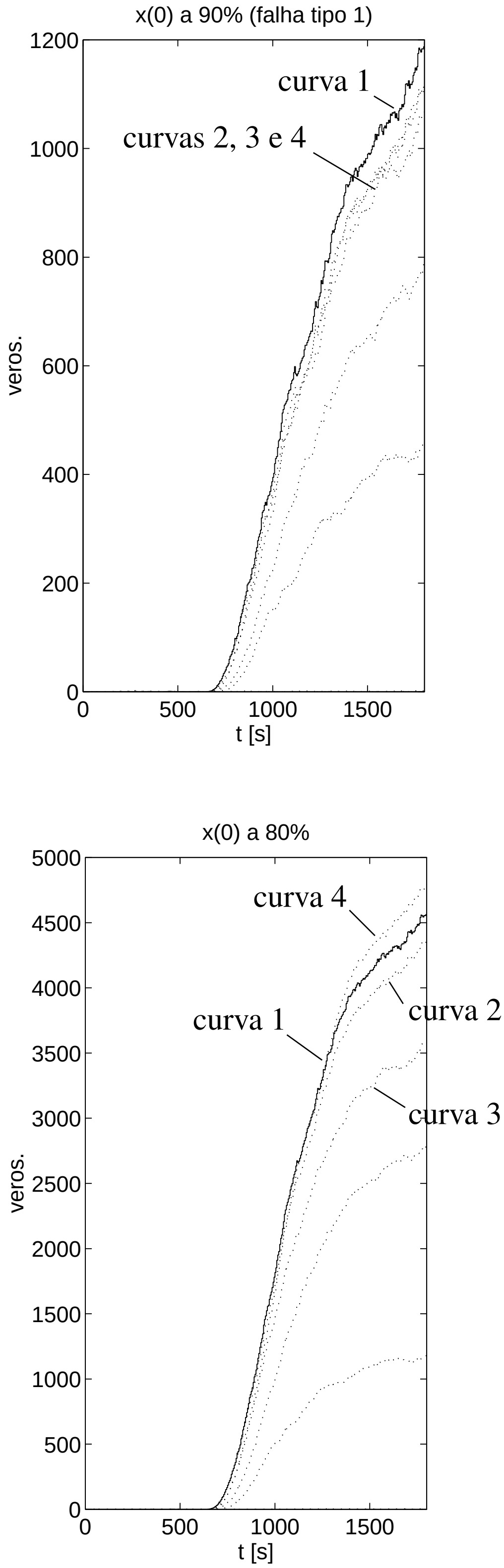
O próximo item trata da detecção de falhas cujas magnitudes sejam diferentes daquelas utilizadas para a geração de assinaturas. Como se verá, utilizar o método GLR para falhas de magnitudes desconhecidas pode em alguns casos apresentar vantagens.

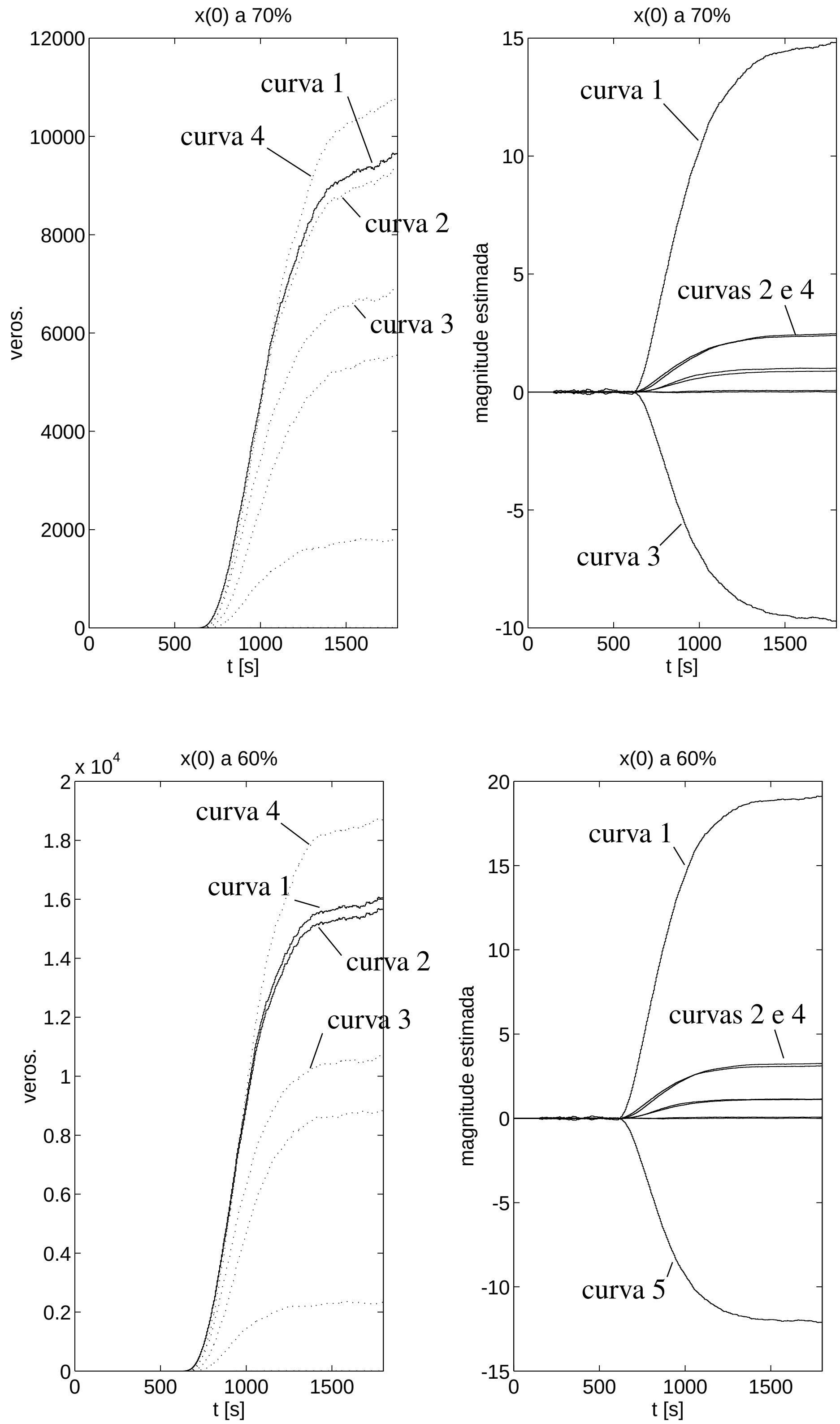
7.3.4.1 Detectando falhas diferentes das assinaturas

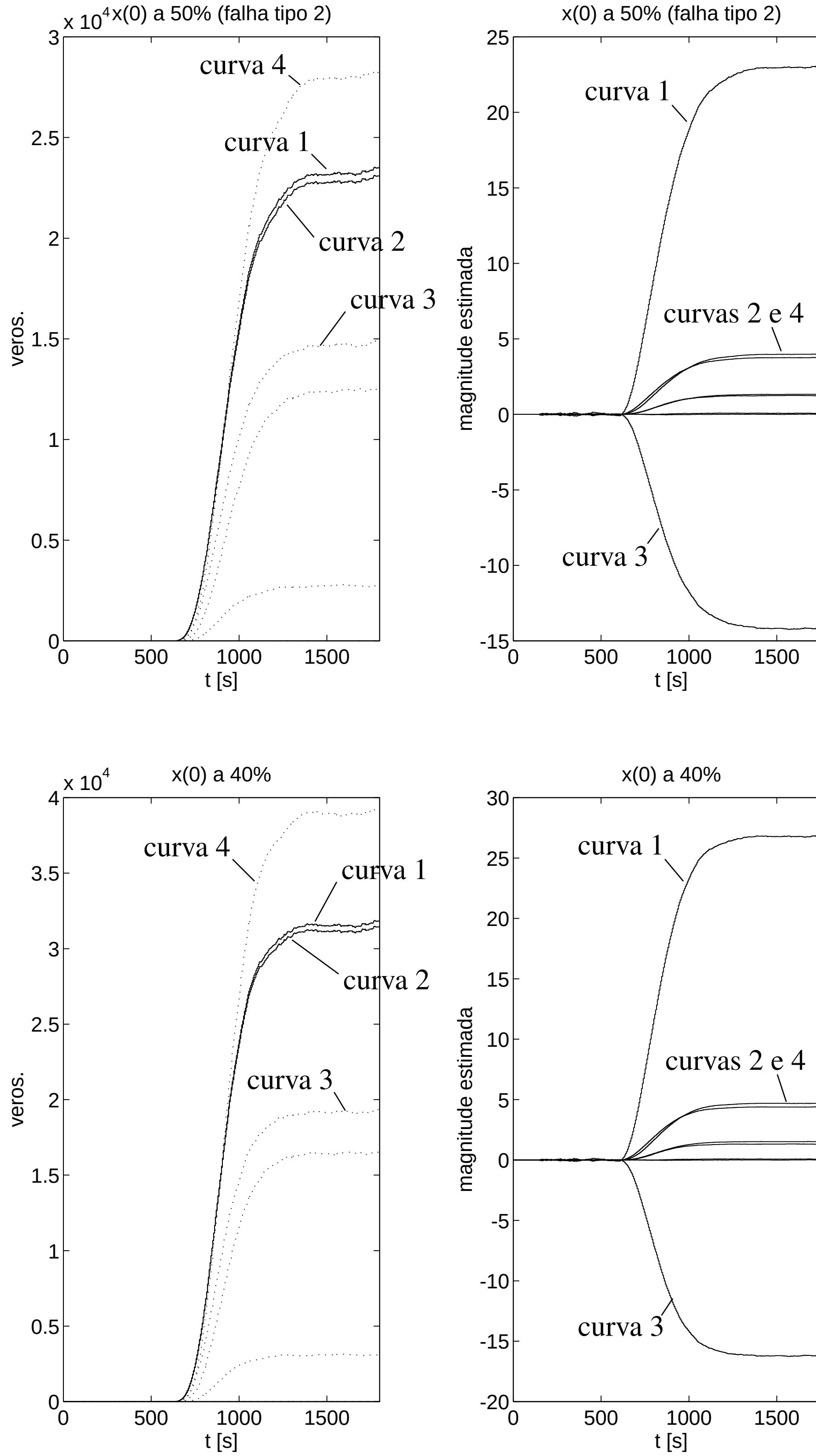
Este item deve ser comparado com o item 7.3.3.2, que apresenta o mesmo tipo de análise feita aqui para o método GLR com magnitude suposta conhecida. Como mencionado anteriormente, a idéia é de que falhas de sensores, que poderiam adquirir magnitudes diversas, seriam melhor detectadas uma vez que se supusesse suas magnitudes como desconhecidas.

O perfil dinâmico das falhas de sensores, tal como assumido no capítulo 6, se presta bem a esse tipo de aplicação. A título de recordação: o perfil para uma falha no *i*-ésimo sensor era um valor constante, arbitrário, na *i*-ésima saída, enquanto que a evolução dinâmica do sistema continuava inalterada. Se esse valor arbitrário é de 100°C ou de 25°C, a única diferença entre as falhas será exatamente a magnitude. Como as falhas de sensores não apresentam a princípio um valor preferencial, deve-se considerar seriamente este esquema de detecção para as falhas de sensores.

Inicialmente é apresentada a resposta do método a uma variação abrupta na composição da mistura de alimentação ocorrida em $t_f = 600$s. Quando essa variação é de 90% ou de 50% dos valores nominais da fração molar da mistura, tem-se falhas de tipos 1 e 2, respectivamente.


x(0) a 90% (falha tipo 1)
curva 1
curvas 2, 3 e 4
veros.
t [s]
x(0) a 90% (falha tipo 1)
curva 1
curvas 2 e 4
curva 3
magnitude estimada
t [s]
x(0) a 80%
curva 4
curva 2
curva 1
curva 3
veros.
t [s]
x(0) a 80%
curva 1
curvas 2 e 4
curva 3
magnitude estimada
t [s]


x(0) a 70%
curva 1
curva 4
curva 2
curva 3
veros.
t [s]
x(0) a 70%
curva 1
curvas 2 e 4
curva 3
magnitude estimada
t [s]
x(0) a 60%
x 10^4
curva 4
curva 1
curva 2
curva 3
veros.
t [s]
x(0) a 60%
curva 1
curvas 2 e 4
curva 5
magnitude estimada
t [s]


x(0) a 50% (falha tipo 2)
x 10^4
veros.
t [s]
curva 4
curva 1
curva 2
curva 3
x(0) a 50% (falha tipo 2)
magnitude estimada
t [s]
curva 1
curvas 2 e 4
curva 3
x(0) a 40%
x 10^4
veros.
t [s]
curva 4
curva 1
curva 2
curva 3
x(0) a 40%
magnitude estimada
t [s]
curva 1
curvas 2 e 4
curva 3

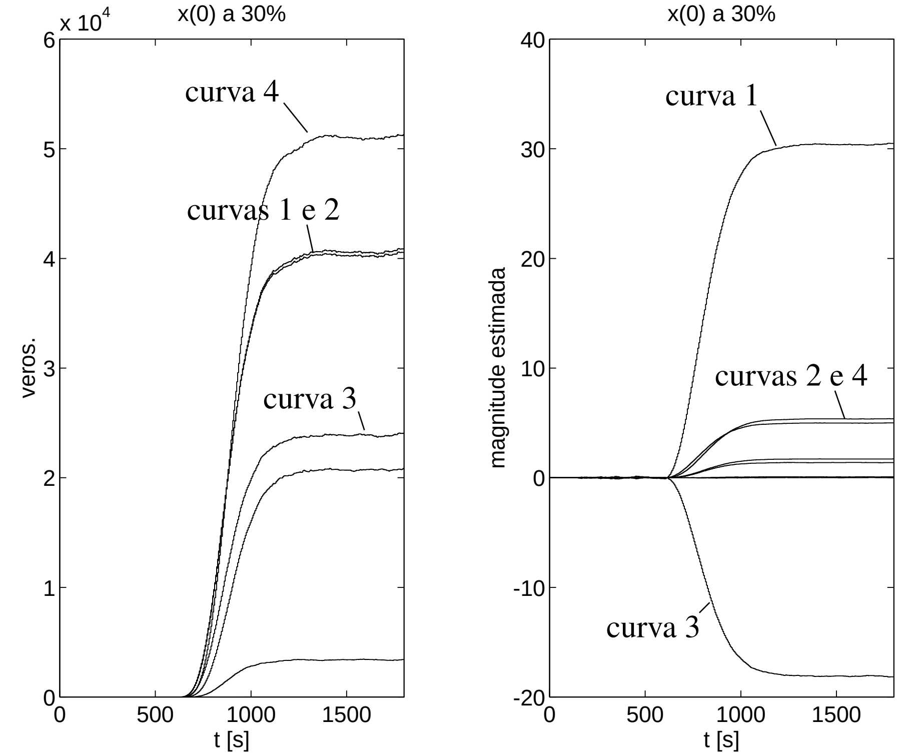


Figura 7.20 : Exemplo de falhas diferentes das assinaturas (método GLR para magnitude desconhecida) (gráfico acima e páginas anteriores)

É duvidoso que tenha havido algum ganho de desempenho para esse tipo de falha por se considerar a magnitude da falha como desconhecida. Como já mencionado, se esse esquema realmente é mais conveniente ou não, é algo a ser discutido caso a caso. Particularidades de cada tipo de problema, como o fato do método não detectar a falha tipo 2 corretamente, o que será discutido mais adiante, acabam por adquirir caráter predominante sobre outras características mais sutis.

O próximo exemplo trata de falhas de sensores. A falha a que se referem as figuras 7.21 e 7.22 é uma falha de tipo 4, com a diferença de que a sua magnitude é bem maior. Na falha de tipo 4 a diferença entre a leitura do sensor 1 e a saída esperada era de 2,4295°C, enquanto que para a falha considerada aqui essa diferença é de -57,4295°C (a diferença é negativa, pois a temperatura na saída é menor que a temperatura de equilíbrio). Como a magnitude da primeira era assumida unitária, conclui-se que a magnitude desta falha deveria ser de -23,6384. De fato pode-se observar na figura 7.22 que a estimativa é bastante adequada. O valor exato para a amplitude de regime mostrada na figura é de -23,6458. Um resultado ótimo quando se considera que as simulações utilizadas para a sua obtenção foram tão realísticas quanto possível, tanto no que se refere a não-linearidades como também a introdução de ruído.

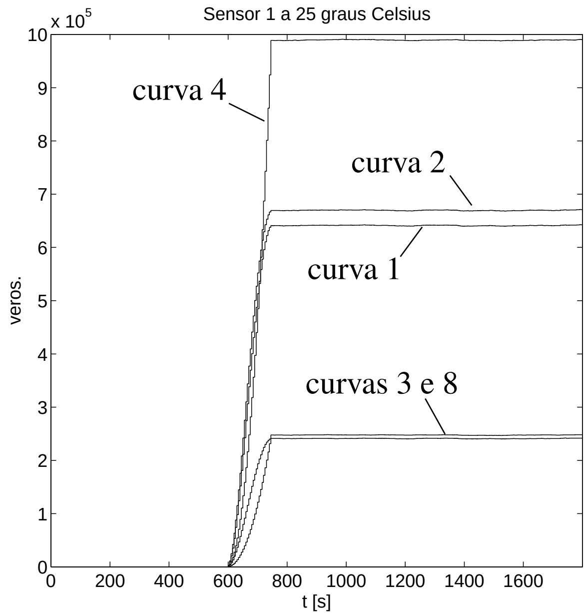


Figura 7.21 : Curvas de verossimilhança para uma falha no sensor 1 (saída constante a 25° C)

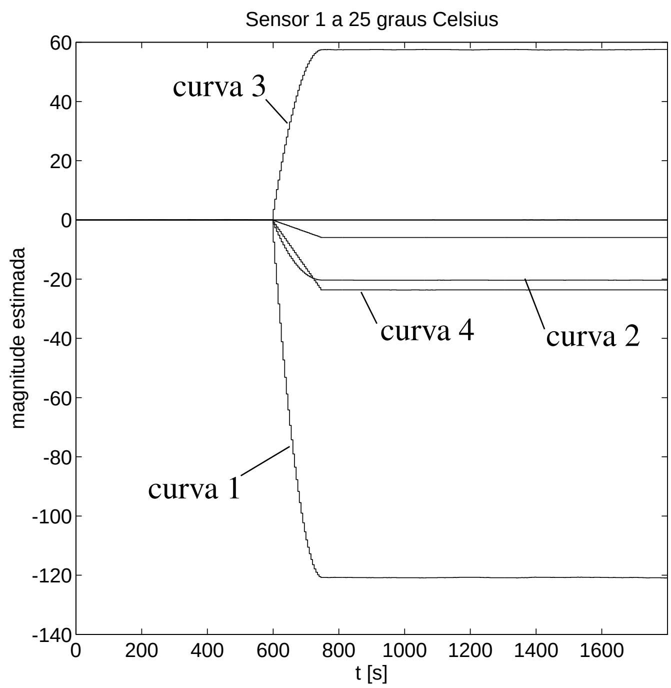


Figura 7.22 : Magnitudes estimadas para a falha no sensor 1

7.4 Observações sobre o Desempenho do Método GLR

7.4.1 Como e Porque o Método GLR Confunde Falhas

Como se viu no item 7.3, o método GLR eventualmente confunde falhas que do ponto de vista do operador são bastante diferentes. Um bom exemplo disto é visto na figura 7.4. O que ocorre é que, apesar dessas falhas serem claramente distintas para o operador, do ponto de vista do método, ou seja, do algoritmo utilizado, a distinção entre elas é muito pequena.

As principais razões para isso são relacionadas a seguir

i) Perda de informações na codificação da falha
Dado o equacionamento do método, é inevitável que haja perda de informações sobre as falhas. Todo o conhecimento prévio sobre uma falha, isto é, o seu perfil dinâmico num dado intervalo de tempo, o qual é denominado *assinatura* da falha, é resumido a um único número pelo uso da equação (3.6). É perfeitamente razoável portanto, supor que muitas distinções características entre falhas simplesmente desapareçam nesse processo.

A perda de informações deste modo não é particularmente crítica, porém associada ao fato de que toda a informação disponível sobre como o estado do sistema, num dado instante de tempo, está relacionado com cada falha também é reduzido a um único número pelo uso da equação (3.7), havendo aí mais perda de informações, chega-se às limitações principais do método.

As assinaturas das falhas, tomadas durante um intervalo de tempo de 150 segundos (o tamanho da janela de dados), aplicadas à equação (3.17), que é a equivalente simplificada de (3.6), levam aos valores apresentados abaixo:

tipo da falha	valor obtido em (3.17)
1	43,96
2	1619,30
3	72,96
4	1770,70
5	1770,70

tipo da falha	valor obtido em (3.17)
6	1770,70
7	1770,70
8	7083,00

Tabela 7.1 : Codificação de assinaturas

É fácil perceber que as falhas de sensores de 4 a 7 acabam por assumir o mesmo valor, pois a menos das direções os seus perfis dinâmicos são idênticos. Apesar do valor obtido a partir das assinaturas ser o mesmo, essas falhas jamais são confundidas pelo método. Isso porque as suas direções são perfeitamente definidas, e portanto (3.18) gera valores muito pequenos para as falhas que não têm a mesma direção que as assinaturas. Os problemas começam a ocorrer quando as falhas não têm os seus perfis confinados a apenas uma direção, como é o caso das falhas de tipos 1 e 2. Nesses casos (3.18) pode gerar valores semelhantes a (3.17), mesmo que as direções não sejam as mesmas. Tem-se daí uma possível e provável fonte para a geração de alarmes falsos, e esse efeito pode ser grandemente amplificado caso haja discrepância entre as magnitudes das assinaturas, o que será discutido mais adiante.

ii) Existência de assinaturas semelhantes

Outro fator, que pode levar a confusões é a existência de duas ou mais assinaturas semelhantes entre si. É razoavelmente intuitivo que caso haja duas assinaturas muito semelhantes, o método não poderá satisfatoriamente distinguir entre elas na hora de associar uma falha a uma assinatura. É o que ocorre neste trabalho com as falhas de tipos 1, 2 e, curiosamente, falhas de tipo 4. Este último pelos motivos relacionados acima.

iii) Discrepâncias entre as magnitudes das assinaturas

Caso alguma assinatura se refira a uma falha muito mais pronunciada que as outras, ela se torna de certa forma predominante, pois a relação entre (3.17) e (3.18) é alterada por esse fato, e falhas que tenham direções diferentes das assinaturas podem resultar em valores altos de verossimilhança por causa da diferença entre as magnitudes. Neste trabalho foi tomado o cuidado de que isso não ocorresse, daí o fato da assinatura da falha de tipo 4 ser baseada num desvio de saída de 2,4295° C. Esse valor é baseado na norma do vetor ρ (veja a equação (3.18) por exemplo). A idéia básica é fazer uma espécie de normalização das falhas, com o fim de se otimizar o procedimento de detecção.

iv) Alteração do perfil dinâmico da falha
De um modo geral, as assinaturas cobrem um período de tempo determinado após a ocorrência da falha. Este período, para o caso deste trabalho é, salvo quando indicado o contrário, de 150 segundos. As figuras do capítulo 6 não mostram exatamente, mas sugerem que esses perfis atinjam eventualmente valores de regime. De fato, se uma falha não torna o sistema instável, é quase certo que o seu perfil dinâmico vá atingir uma situação de regime, o que ocorre para todas as falhas descritas no capítulo 6.

Uma vez que a falha tenha atingido o seu regime, por assim dizer, o seu perfil passa a ser constante e o método passa a ter dificuldade em identificá-la. É o que ocorre na falha descrita na figura 7.3.

7.4.2 As Incertezas e a Magnitude Estimada

Pode-se observar que de um modo geral, quando a falha difere da assinatura, por exemplo pela presença de ruído (o que ocorre neste trabalho para todas as falhas consideradas), a grandeza obtida pelo detector de falhas que é mais prejudicada é a magnitude estimada, em grau muito maior que a verossimilhança. Tal fato pode ser explicado a partir de uma análise sucinta e, a bem dizer bastante simplista, das equações envolvidas no processo de detecção.

A equação (3.14) fornece uma estimativa para a magnitude, enquanto que a equação (3.15) fornece a curva de verossimilhança. A influência de ruídos se resume ao termo $d_i(k, \hat{\theta}(k))$ dessas duas equações. Como tal termo possui características de filtro no que se refere a ruído, pois é baseado numa somatória de diversos outros termos (equação (3.18)), o que acaba por minimizar sua influência.

Uma representação razoável para isso seria a seguinte:

$$d_i(k, \hat{\theta}(k)) = \bar{d}_i(k, \hat{\theta}(k)) + \delta(k) \tag{7.1}$$

onde $\delta(k)$ representa a contribuição do ruído.

Supondo que essa contribuição do ruído seja pequena, no caso pelo menos menor que 1, tem-se que a influência dessa contribuição é menos pronunciada nas curvas de verossimilhança do que nas magnitudes estimadas, pois o termo $d_i(k, \hat{\theta}(k))$ entra de forma quadrática na formação das primeiras, enquanto que nas últimas essa contribuição é linear.

É claro que nada garante que o termo $\delta(k)$ seja realmente menor que a unidade, o que não ocorrendo simplesmente invalida toda a análise feita aqui. Porém nos casos considerados nesse trabalho tal realmente ocorreu, e é bem possível que para casos mais comuns isso se constitua numa regra mais ou menos geral.

Capítulo 8
Aplicando o Método MM

8.1 Introdução

O método MM foi apresentado no capítulo 4, onde se discutiu a sua formulação usual, mais adequada a problemas de identificação de sistemas e controle adaptativo, e se chegou a uma formulação mais adequada à detecção de falhas.

Neste capítulo se verá como implementar efetivamente um detector de falhas, ou seja, se verá como é a instrumentalização do método. A planta utilizada é a coluna de destilação descrita no capítulo 5, e as falhas são aquelas vistas no capítulo 6.

As principais características da aplicação do método serão comentadas, assim como o seu desempenho sob diferentes situações. É inevitável que tal se faça tendo em mente o método GLR, dadas as semelhanças entre esses dois métodos. A apresentação do método GLR se encontra no capítulo 3, enquanto que a sua utilização é discutida no capítulo 7.

8.2 Como o Método MM é Aplicado

Do ponto de vista do operador, o método MM se resume à análise de uma série de curvas de probabilidades, cada uma delas associada a uma situação específica de falha. A curva que for, ou se tornar, predominante num dado instante de tempo aponta para a falha de ocorrência mais provável. Há também uma curva associada ao comportamento normal do sistema, que deve ser predominante caso não haja falhas.

Cada falha, e também o comportamento normal do sistema, estão associados a *modelos*. Adicionalmente são definidos alguns *modelos de transição*, com o fim de melhorar o desempenho do método.

8.2.1 Os Modelos Básicos

Os modelos básicos são associados a cada uma das falhas que se deseja detectar. Supõe-se que uma falha obrigatoriamente leve a uma alteração no modelo do sistema, tal como ele é percebido através de suas entradas e saídas. No caso de sistemas não lineares, como é o caso da coluna de destilação considerada neste trabalho, deve-se levar em conta que os modelos são obtidos a partir de linearizações da planta, e que além da influência imediata da falha, isto é, a alteração brusca de alguma parâmetro determinado, outro fator afeta essa linearização, que é a alteração do ponto de operação da planta ocasionada pela falha.

Na maioria dos casos, pelo menos no que se refere a falhas de componentes, há uma perceptível alteração no ponto de operação do sistema monitorado. E caso as falhas não tornem o sistema instável, elas o levarão a um novo ponto de equilíbrio. É conveniente que os modelos referentes a essas falhas sejam construidos a partir desses pontos de equilíbrio, mesmo porque esses acabam sendo os únicos pontos que podem ser considerados notáveis.

Por outro lado surgem alguns problemas ao se fazer como acima. Durante o deslocamento entre um modelo e outro, pois a transição não é imediata, podem ocorrer situações imprevistas, o que será discutido mais adiante, no item 8.2.3.

No caso em que alguma falha torna um sistema não linear instável, não adianta associar a falha a um único modelo. É necessário fazer uso de uma série de modelos de transição, pois não há garantias de que qualquer modelo venha a se tornar definitivamente predominante. Tal caso não é considerado neste trabalho, uma vez que nenhuma das falhas estudadas aqui torna a coluna de destilação instável.

8.2.2 Os diferentes Modelos e a Percepção de Falhas

O detector de falhas percebe a ocorrência de falhas no momento em que o modelo referente ao comportamento normal deixa de ser predominante em favor de algum outro modelo.

A idéia de predominância de um modelo sobre outro é um tanto vaga, e deve ser explicitada em termos exatos para que o método seja efetivamente utilizado. Voltando ao capítulo 4, note que a equação (4.4) gera N séries temporais, onde N é o número de modelos considerados. Cada série temporal expressa a probabilidade de um dado modelo ser a melhor representação do sistema. Cada série pode ser colocada na forma de uma curva em um gráfico, com as propriedades de que cada curva se situa no intervalo [0,..,1] e que a soma num dado instante dos valores de todas as curvas é igual a 1. A curva predominante é aquela que num dado instante de tempo possui o maior valor.

8.2.3 Os Modelos de Transição

Como mencionado, no caso em que a transição entre um modelo base e o modelo referente a uma falha que efetivamente ocorre não é instantânea, após o modelo base deixar de ser predominante, pode ser que o outro modelo não seja predominante, pelo menos transitoriamente. Neste caso algum outro dentre os N modelos adquirirá predominância, pois obrigatoriamente sempre há um modelo predominante. O resultado é a ocorrência de um alarme falso.

Para evitar que esses alarmes falsos ocorram, define-se *modelos de transição*. Os modelos de transição são modelos que são adequados ao sistema apenas em regiões bem definidas do espaço de estados, que o estado do sistema ocupa apenas transitoriamente. Via de regra em pontos intermediários das trajetórias entre o ponto de equilíbrio inicial e o ponto de equilíbrio final.

Os modelos de transição, portanto, estabelecem caminhos para o detector de falhas, sendo possível que um mesmo modelo de transição sirva para a detecção de mais de um tipo de falha, o que não ocorre neste trabalho, contudo. Outra característica sobre os modelos de transição é que eles podem ser instáveis, mesmo que o sistema aos quais eles se aplicam seja sempre estável.

8.3 O Método MM Aplicado à Coluna de Destilação

Este item se refere especificamente à implementação do detector de falhas com o método MM para a coluna de destilação descrita no capítulo 5. Apesar de ser um caso específico, a maioria dos procedimentos, princípios e problemas relacionados a seguir são aplicáveis a outros tipos de implementação.

8.3.1 Determinação dos Modelos Básicos

Os modelos básicos foram determinados para a situação de regime do sistema para cada tipo de falha. Como todas as falhas consideradas no capítulo 6 levam o sistema a situações estáveis, com pontos de equilíbrio bem determinados, esses pontos foram utilizados para a obtenção de modelos lineares da planta sob a situação de falha.

Já os modelos para falhas de sensores foram obtidos da maneira descrita no item 4.3.2, formando um grupo à parte dos outros modelos. Inclusive estes modelos possuem dimensões diferentes das dos outros, mesmo para as saídas. Algo não previsto nas formulações usuais do método.

8.3.2 Determinação dos Modelos de Transição

De um modo geral, os modelos de transição, que se fazem necessários para a detecção de praticamente todas as falhas de componentes consideradas, foram obtidos a partir de linearizações do sistema em torno de pontos arbitrários, usualmente no instante em que a componente principal da saída atingia a metade da variação total entre o ponto de equilíbrio original e o ponto de equilíbrio correspondente à falha.

Para a maioria das falhas tal, se dá aproximadamente 150 segundos após a sua ocorrência (a coincidência entre este valor e o tamanho da janela de dados do capítulo 7 é fortuita).

Quando se faz necessário, mais de um modelo de transição pode ser utilizado, o que ocorre neste trabalho para falhas de tipo 2. Foi utilizado apenas um modelo de transição para detecção de falhas de tipo 3 para evidenciar a necessidade de se usar mais um modelo.

8.3.3 Nomenclatura dos Modelos

Os modelos referentes ao regime permanente das falhas serão denotados com os números dos tipos das falhas, ou seja, o modelo 1 se refere à falha de tipo 1, etc. O modelo 0 se refere ao comportamento normal do sistema.

O mesmo vale para as falhas de sensores, com a diferença de que não é utilizado um modelo de regime, dada a diferença intrínseca do procedimento de detecção para esses tipos de falhas. Assim o modelo 5 se refere à falha de tipo 5 (que é uma falha de sensor), etc.

Os modelos de transição são denominados segundo os modelos inicial e final. Assim o modelo de transição para uma falha de tipo 1 é denominado modelo 0-1, de 0 (situação normal) para 1, que é o modelo de transição para uma falha de tipo 1. Quando se utiliza mais de um modelo de transição para a detecção de uma mesma falha, acrescenta-se mais um índice, e.g. modelo 0-2a e modelo 2a-2, utilizados para a detecção de uma falha de tipo 2.

8.3.4 Exemplos Representativos do Uso do Método

Neste item são apresentados os resultados da aplicação do método à coluna de destilação, sujeita às falhas do capítulo 6.

8.3.4.1 A influência dos modelos de transição

Pode-se observar a influência que os modelos de transição têm sobre o desempenho do método comparando as figuras 8.1 e 8.2 abaixo.

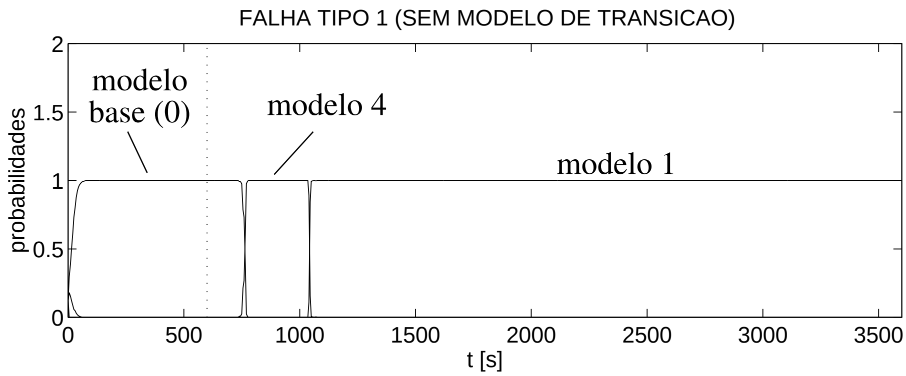


Figura 8.1 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 1 (sem modelo de transição)

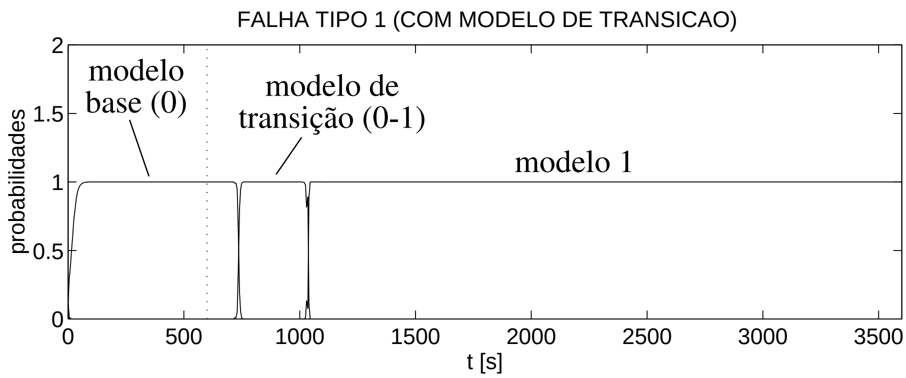


Figura 8.2 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 1 (com modelo de transição)

A figura 8.1 mostra a detecção de uma falha de tipo 1 que ocorre em $t_f = 600$s, instante assinalado no gráfico. O gráfico contém três curvas, referentes aos três modelos que eventualmente são predominantes na ocorrência deste tipo de falha. As outras curvas não foram incluídas porque, de modo geral a probabilidade de um modelo não predominante cai muito rapidamente para algum valor muito próximo de zero, enquanto que a probabilidade do predominante atinge rapidamente valores bem próximos de 1. Essa "dinâmica das probabilidades" é uma característica própria e bastante pronunciada do método, e via de regra vale para todas as situações.

Note que após a ocorrência da falha, a probabilidade do modelo base cai rapidamente a zero, enquanto que simultaneamente a probabilidade de outro modelo tende a 1. Este é o instante em que se pode afirmar que a falha foi detectada. Como não são utilizados modelos de transição, o que ocorre neste caso é que o modelo que se torna predominante não tem relação nenhuma com a falha corrente, o que configura um alarme falso ou confusão entre falhas.

Para evitar, ou minimizar, esse tipo de ocorrência é que são utilizados os modelos de transição, e a figura 8.2 mostra como se dá a detecção da mesma falha, com a diferença de que neste caso um dos modelos considerados é o modelo de transição 0-1. Pode-se observar do gráfico que este modelo se torna predominante nas situações em que antes ocorria um alarme falso, eliminando o problema apresentado anteriormente, e estabelecendo a situação de falha num tempo muito curto e de maneira inequívoca.

O texto segue com uma análise do desempenho do método aplicado a diferentes falhas de diferentes tipos, sendo que os itens a seguir devem ser comparados com os seus equivalentes do capítulo 7.

8.3.4.1 Falhas de componentes correspondendo exatamente aos modelos

A figura 8.2 acima mostra a resposta do sistema a uma falha tipo 1, com o uso de modelos de transição para evitar a ocorrência de alarmes falsos. De um modo geral o sistema funciona bastante bem para todos os tipos de falhas considerados, sejam as falhas de componentes, apresentadas aqui, como as de sensores, apresentadas num item um pouco mais adiante. As falhas de componentes principais são relacionadas abaixo:

<u>FALHA TIP0 1</u>

A figura 8.3 abaixo mostra a resposta do método a uma falha de tipo 1 ocorrendo em $t_f = 600$s. Note que a figura abaixo é ligeiramente diferente da figura 8.2. Apesar da falha ser a mesma, o conjunto de modelos considerados para se obter os resultados abaixo é diferente.

Na primeira situação não foi utilizado um conjunto de modelos tão completo quanto agora, se bem que as diferenças causadas por esse fato são, via de regra, mínimas.

Esta, e as falhas seguintes deste item, são monitoradas por um banco de filtros de Kalman que contém, além dos modelos referentes a falhas de componentes e sensores, quatro diferentes modelos de transição.

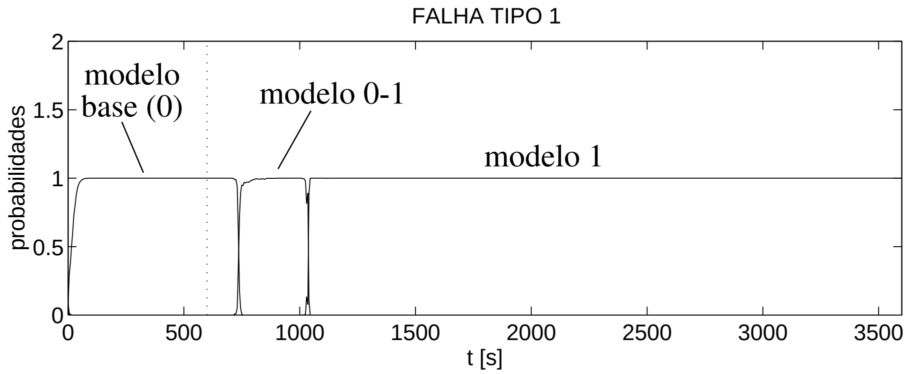


Figura 8.3 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 1

Para uma falha de tipo 1, faz-se necessário apenas um modelo de transição, obtendo-se ótimos resultados, tanto no que se refere a tempo de detecção como a ausência de alarmes falsos.

<u>FALHA TIPO 2</u>

Para a detecção e isolação adequadas de uma falha de tipo 2, são necessários dois modelos de transição, com o fim de minimizar a ocorrência de alarmes falsos. Do ponto de vista do método MM, esta é uma falha de detecção muito mais delicada que a falha anterior, por exemplo. Neste caso a falha é exatamente de tipo 2, ocorrendo em $t_f = 600$s.

Note que alguns sinais espúrios são visíveis na figura 8.4, e abaixo do gráfico principal foi incluído um detalhe, para melhor visualização. Houve-se por bem supor que tal sinal seria suficiente para caracterizar inequivocamente uma falha de tipo 2, caso se houvesse suposto o contrário, bastaria manipular os modelos de transição, deslocando sua região de influência dentro do espaço de estados, ou então aumentando o número de modelos de transição. O modelo 4, ou algum outro modelo de falha de sensor, tende a se tornar predominante quando não se caracteriza com precisão nenhuma falha de componente, pois esses modelos são independentes das características dinâmicas assumidas pela falha.

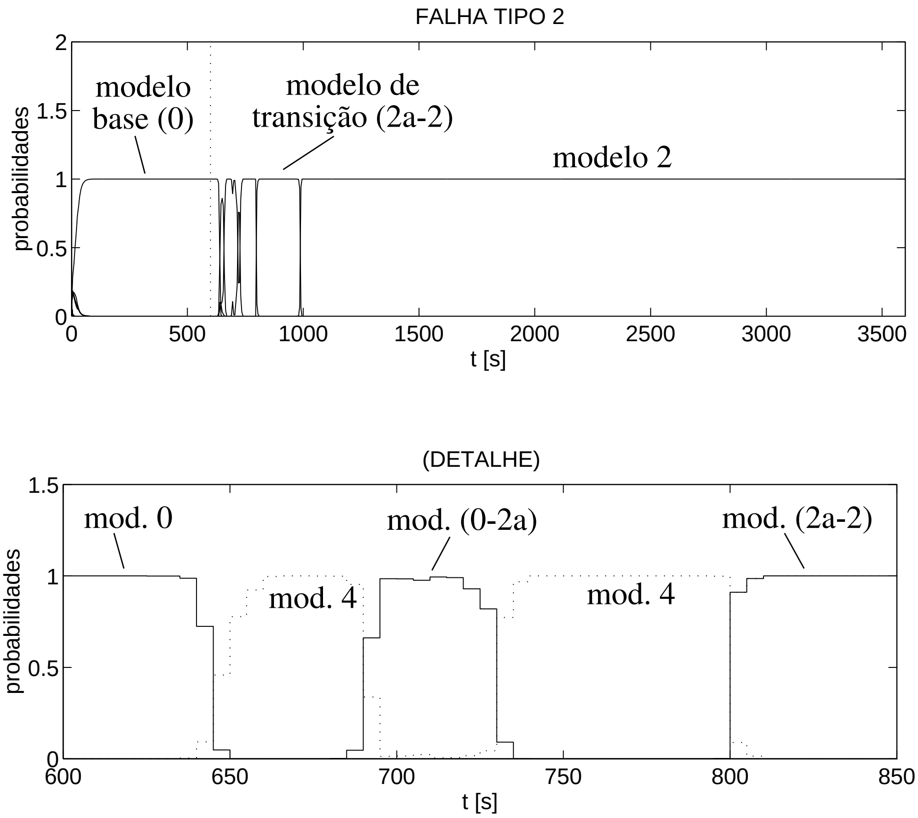


Figura 8.4 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 2

<u>FALHA TIPO 3</u>

Para a perfeita detecção desta falha, seriam necessários dois modelos de detecção, enquanto que aqui é utilizado apenas um, o que resulta nas curvas da figura 8.5, abaixo. Note que, concordando com o mencionado anteriormente, há a introdução de um sinal espúrio, relacionado ao modelo 5, uma falha de sensor.

A princípio poderia-se, aumentando o número de modelos de transição, cobrir o caminho completo que o estado do sistema percorre entre quaisquer modelos de regime referentes a falhas. Quantos, e quais modelos utilizar, é algo que fica a critério do projetista do banco de observadores, sendo que mais adiante serão feitas algumas observações a respeito.

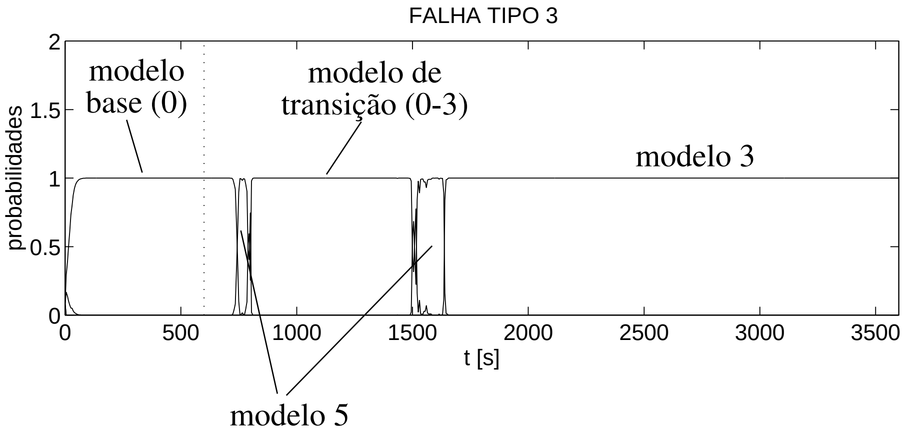


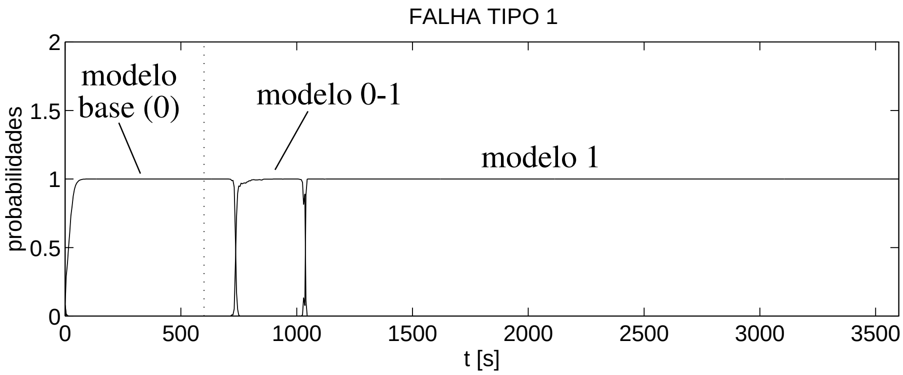
Figura 8.5 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 3

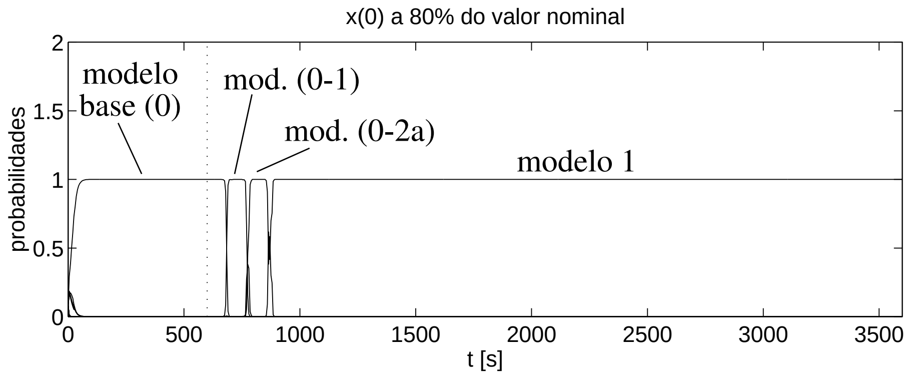
8.3.4.1 Falhas de componentes não correspondentes aos modelos

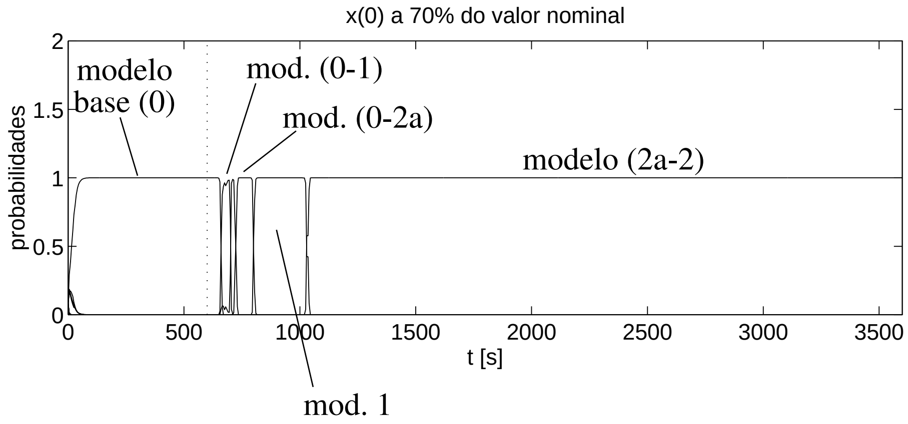
Para este item serão consideradas falhas iguais às utilizadas nos itens 7.3.3.2 e 7.3.4.1, e é interessante confrontar o item presente com aqueles, para se comparar os desempenhos dos métodos GLR e MM neste tipo de operação.

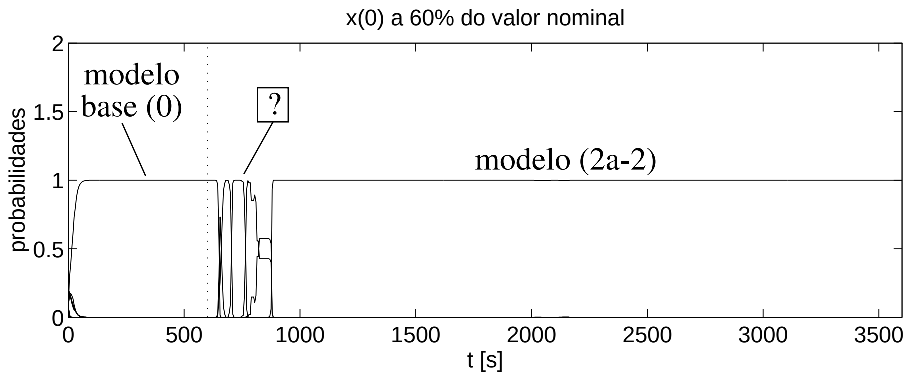
A figura 8.6, composta de vários gráficos (e que ocupa algumas páginas), mostra a evolução do desempenho do método quando o parâmetro que define uma falha de tipo 1 varia, assumindo diversos valores.

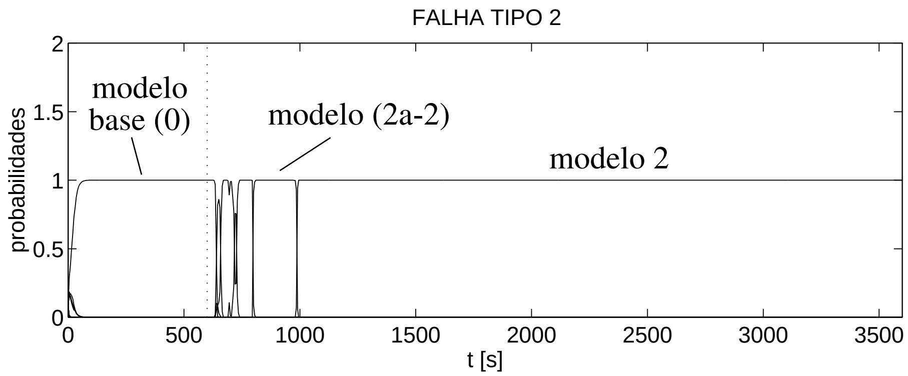
Apesar da predominância entre os modelos ser bastante incerta durante os transitórios, pode-se notar que os modelos de regime aproximam satisfatoriamente as falhas reais ocorridas.




x(0) a 80% do valor nominal
probabilidades
t [s]
modelo
base (0)
mod. (0-1)
mod. (0-2a)
modelo 1
0
0.5
1
1.5
2
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500


x(0) a 70% do valor nominal
probabilidades
t [s]
modelo
base (0)
mod. (0-1)
mod. (0-2a)
modelo (2a-2)
mod. 1
0
0.5
1
1.5
2
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500


x(0) a 60% do valor nominal
probabilidades
t [s]
modelo
base (0)
?
modelo (2a-2)
0
0.5
1
1.5
2
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500


FALHA TIPO 2
probabilidades
t [s]
modelo
base (0)
modelo (2a-2)
modelo 2
0
0.5
1
1.5
2
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500

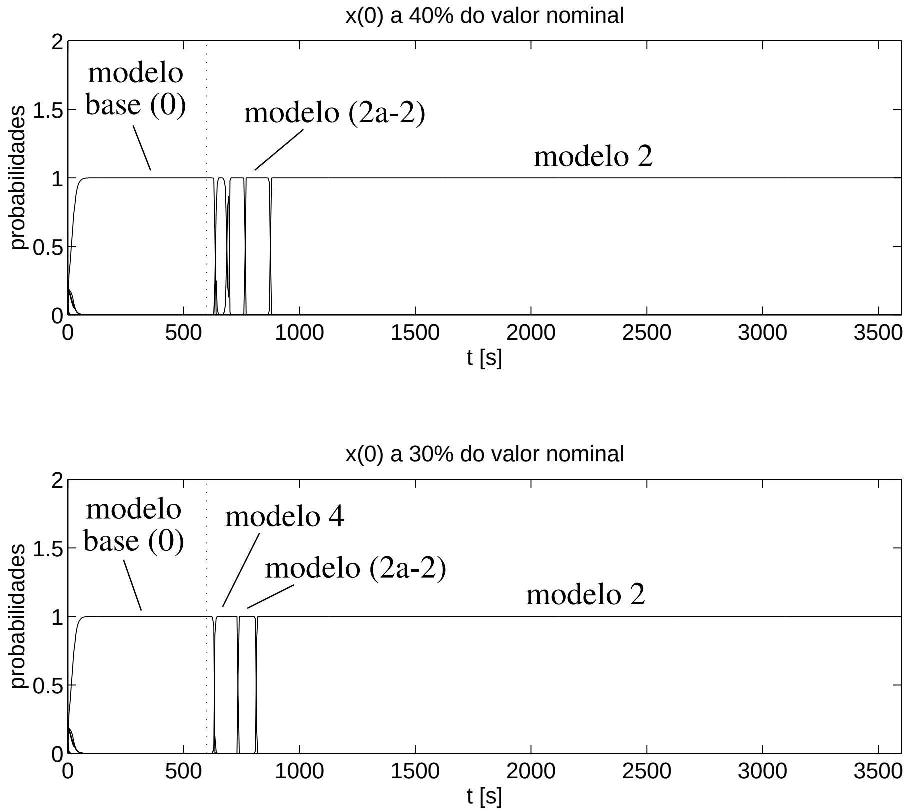


Figura 8.6 : Aplicando o método MM a falhas não relacionadas a modelos pré-estabelecidos (nesta e nas páginas anteriores)

8.3.4.1 Falhas de sensores

O método apresenta um desempenho extraordinário no que se refere à detecção de falhas de sensores. Dada a estruturação utilizada para o banco de filtros de Kalman, descrita no item 4.3.2, é possível detectar quase que todo tipo de falha de sensor.

A única limitação desse tipo de enfoque é que passa-se a desconsiderar o perfil dinâmico da falha de sensor detectada. Informações sobre o tipo de perfil ou amplitude, que eram passíveis de obtenção por parte de outros métodos, tais como o método GLR, passam a ser desconsideradas. Porém essa limitação não nos parece muito importante, a não ser em casos muito particulares, em que tal conhecimento sobre as falhas seria pertinente. Como na maioria dos casos de falhas de sensores (diferente das falhas de componentes) só é realmente importante *detectar* a falha, o uso do método MM tal como formulado aqui é uma opção bastante atraente.

Pode-se verificar o desempenho do método, no que se refere a falhas de sensores, observando as figuras abaixo. A resposta a uma falha de tipo 4 pode ser vista na figura 8.7. Outra falha no sensor 1, porém com um perfil diferente, pode ser vista na figura 8.9. A diferença entre as duas se refere à amplitude da variação da saída do sensor. Na falha de tipo 4 essa variação é pouco menor que 3° C, enquanto que na falha da figura 8.9 a saída do sensor passa a 25° C, ou seja, uma variação de algumas dezenas de graus. Como a detecção de falhas de sensores para o método MM independe de seu perfil dinâmico particular, ambas as falhas ocasionam respostas semelhantes.

O mesmo ocorre com uma falha de tipo 5 e outra falha semelhante, como se pode ver das figuras 8.8 e 8.10. Falhas em outros sensores não foram incluídas, pois a resposta a tais falhas é muito semelhante às vistas aqui.

É de se notar que a detecção de qualquer das falhas de sensores é praticamente imediata. O período de amostragem do sistema é de 5 segundos, e após o instante de amostragem imediatamente posterior à ocorrência da falha, o modelo correspondente se torna predominante. A detecção é tão eficiente em todos os casos estudados, que se pode notar que as curvas de probabilidade das figuras 8.7 a 8.10 são virtualmente idênticas.

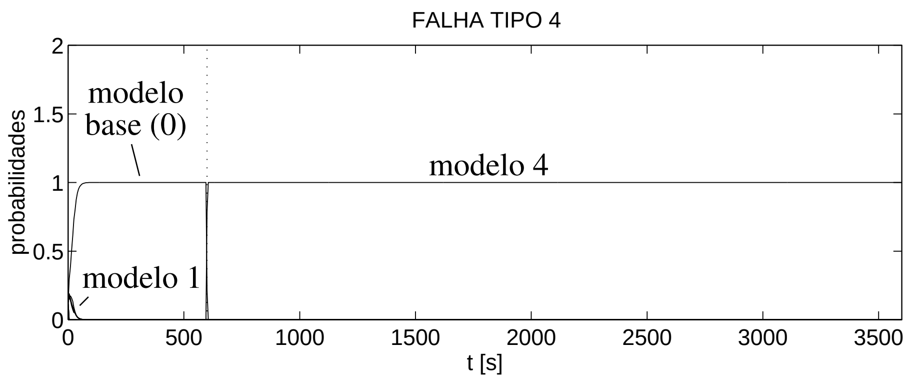


Figura 8.7 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 4

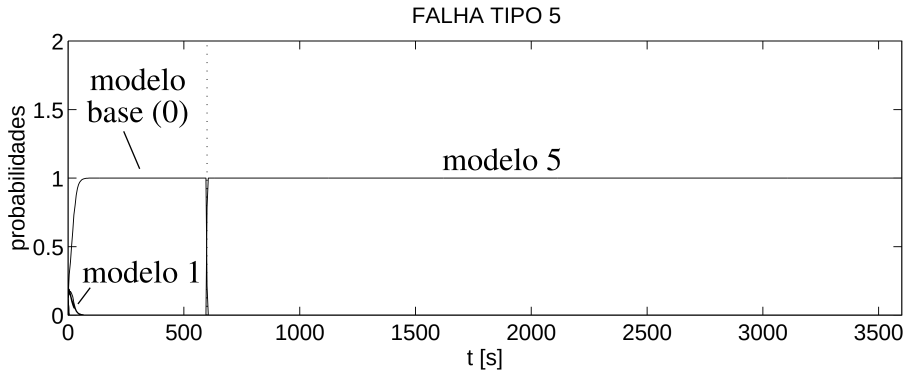


Figura 8.8 : Curvas de probabilidade para uma falha de tipo 5

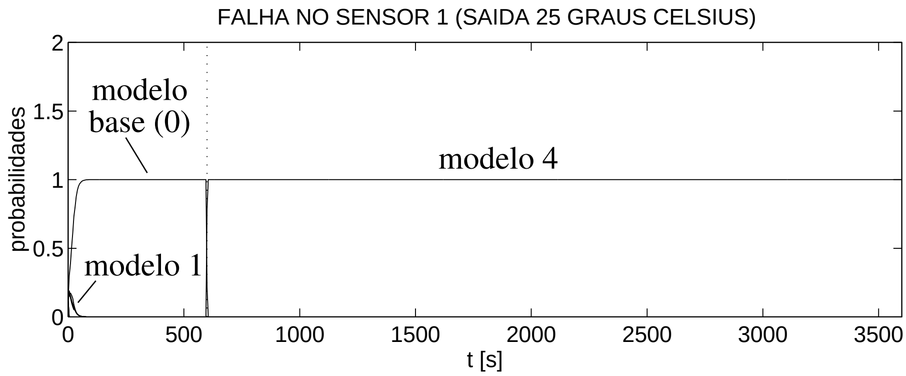


Figura 8.9 : Curvas de probabilidade para uma falha no sensor 1 (saída constante em 25° C)

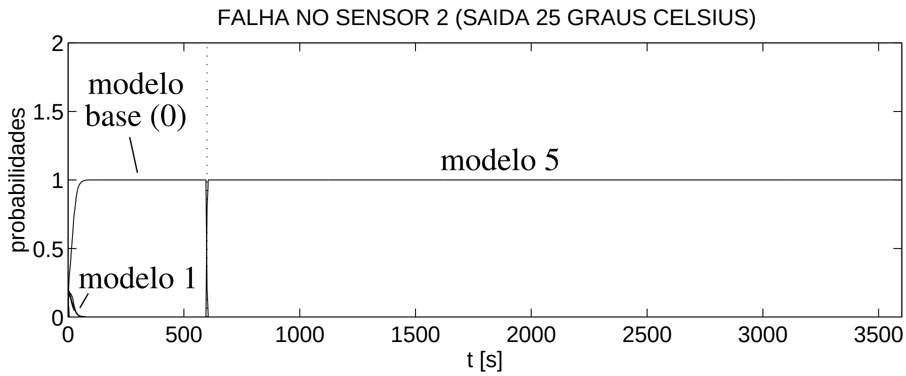


Figura 8.10 : Curvas de probabilidade para uma falha no sensor 2 (saída constante em 25° C)

Apesar do método MM não ser capaz de fazer distinções entre falhas de sensores com perfis dinâmicos diferentes que afetem um mesmo sensor, ou mesmo por causa disso, o seu uso pode ser bastante vantajoso, conforme o caso, pois não é necessário se especificar nenhum perfil dinâmico para as falhas de sensores, já que o método é capaz de detectar praticamente qualquer tipo de falha de sensor.

8.4 Observações Sobre o Método MM

8.4.1 Compromisso Entre Número de Modelos e Implementação

A partir dos resultados apresentados neste capítulo, poderia-se a princípio imaginar que, aumentando o número de modelos de transição, seria possível eliminar totalmente a ocorrência de alarmes falsos, o que é bem possível.

A limitação neste caso reside na impossibilidade de implementação de um detector de falhas com um número exagerado de modelos. Deve-se lembrar que cada novo modelo implica na inclusão de um novo filtro de Kalman monitorando o sistema, além de um aumento na dimensão dos vetores envolvidos no cálculo das probabilidades. A quantidade de cálculos necessária para a implementação do método é um fator que não pode ser negligenciado, pois em geral o esforço computacional requerido pelo método é muito grande. Para o banco de filtros considerado neste capítulo foram utilizados 12 filtros, cada um de oitava ordem, o que dá uma idéia do volume de cálculos necessário.

8.4.2 Como São Obtidos os Modelos de Transição

No item 8.3.2 apenas é mencionado o fato de que os modelos de transição são obtidos a partir de linearizações da planta. Deve-se ter em mente que esse pode vir a ser um problema delicado, caso não se disponha de um modelo confiável e fiel da planta.

Se o modelo for disponível, essas linearizações podem ser obtidas a partir de procedimentos numéricos (ou mesmo analíticos, caso o modelo seja suficientemente simples), o que não é um procedimento simples, mas que é perfeitamente factível.

Obter esses modelos por identificação da planta pode vir a ser um grande problema, pois se trata de obter uma linearização em volta de um ponto de operação que pode ser instável. Sem é claro mencionar que isso implicaria em se provocar uma falha em um sistema real, o que pode não ser recomendável.

Capítulo 9
Considerações Sobre a Aplicação do Método NO

9.1 Introdução

Este capítulo trata basicamente da aplicação do método NO à coluna de destilação descrita no capítulo 5, sujeita às falhas descritas no capítulo 6. Ele difere dos capítulos anteriores no sentido de que a instrumentalização do método NO requer cuidados e uma análise que vão além do exposto no capítulo 2, onde o método foi apresentado.

Os métodos GLR e MM só necessitam de conhecimentos sobre o sistema e os tipos de falhas a que ele está exposto para serem aplicados, pois as implementações dependem basicamente de filtros de Kalman e algumas regras básicas. Já a aplicação do método NO, por motivos que ficarão claros no decorrer deste capítulo, envolve um procedimento mais complexo, que pode ser resumido nas ações abaixo:

i) Projeto de um banco de observadores com características adequadas ao problema.

ii) Definição do efeito de falhas conhecidas de ocorrência provável sobre o sistema do ponto de vista das componentes do vetor de estado do sistema.

iii) Caracterização de cada falha conhecida (cujo efeito sobre o sistema foi estabelecido em ii) acima) do ponto de vista do detector de falhas para eventual isolação da falha.

Este capítulo não se chama “Aplicando o Método NO” pelas diferenças expostas acima, e principalmente por que, para o método NO, é muito difícil estabelecer uma linha divisória entre formulação teórica e aplicação prática. Pode-se dizer que o termo *considerações* foi incluído aqui, porque de fato, a aplicação do método NO não é derivada diretamente de sua formulação teórica, exigindo realmente do projetista alguma consideração mais extensa sobre o assunto.

9.2 Principais Diferenças Entre Este e os Outros Métodos

O método NO difere dos outros dois métodos considerados neste trabalho, os métodos GLR e MM, do ponto de vista estrutural, em primeiro lugar.

Ambos os métodos fazem uso de filtros de Kalman, e caracterizam as falhas, que devem ser de alguma forma conhecidas[1], a partir das inovações desses filtros, enquanto que o método NO se utiliza de um banco de observadores de Luenberger de ordem reduzida, ou seja, tem um enfoque puramente determinístico, e caracteriza as falhas, a princípio desconhecidas, como perturbações em direções determinadas que se somam à dinâmica do sistema.

Do ponto de vista da detecção de falhas, estritamente falando, o método NO ignora a informação de que falhas específicas apresentam perfis conhecidos, e caracteriza as falhas de modo genérico. Com relação às falhas de componentes consideradas neste trabalho (lembrando que o método NO se aplica a falhas de componentes), deve-se admitir que este é um enfoque pouco adequado a uma posterior compensação dessas mesmas falhas, que deve preferencialmente passar por uma caracterização física, visando identificar parâmetros sob os quais se possa ter domínio. Por exemplo: Uma falha tipo 1 está associada diretamente à variação de um parâmetro físico, que é a variação da composição da mistura de alimentação. É muito mais razoável tentar obter uma estratégia de compensação de uma falha de tipo 1 a partir dessa informação do que a partir de uma caracterização genérica, como a fornecida pelo método NO. No caso essa caracterização genérica seria na forma de um vetor $d(k)$, como na equação (2.1.a), sem *nenhuma informação* sobre a falha do ponto de vista físico.

Mais adiante se mostrará uma maneira de se caracterizar uma falha conhecida a partir de informações genéricas fornecidas por um banco de observadores não-sensíveis.

9.3 O Projeto do Banco de Observadores

Para que se possa fazer uso do método NO de modo adequado, é necessário que se faça um projeto criterioso do bando de observadores. Ao longo deste trabalho, o termo *projeto* tem

1. A não ser, como visto anteriormente, no caso do uso do método MM para detectar falhas de sensores.

sido usado para definir de modo geral o procedimento de síntese de qualquer dos três tipos de detectores de falha utilizados, mas é para o método NO que este termo tem maior pertinência.

Obter um banco de observadores adequado para um dado sistema é uma tarefa para a qual cabe uma discussão à parte, pois se trata de um procedimento vital, em que escolhas arbitrárias do projetista irão determinar as características e o desempenho do banco de observadores.

Os itens abaixo tratam especificamente do projeto de bancos de observadores para a coluna de destilação, mas a maioria das considerações e comentários feitos vale para qualquer projeto, contendo informações importantes para que se obtenha um desempenho final adequado.

9.3.1 Especificando a Dinâmica dos Observadores.

Obrigatoriamente o observador deve apresentar uma dinâmica mais rápida que a da planta que ele monitora. De um modo geral, o observador deve ter uma dinâmica tão rápida quanto possível, afim de que a detecção de falhas se faça com um intervalo de tempo reduzido. Porém surgem problemas ao se tentar utilizar observadores muito rápidos, sendo dois os principais. O primeiro é um fato conhecido e bem estudado, enquanto que o segundo é apenas uma característica que tem sido observada ao longo das pesquisas referentes a este e outros trabalhos que o precederam, notadamente [2] e [6]. Os problemas são os seguintes:

i) Quanto mais rápida a dinâmica de um observador de Luenberger, mais o seu comportamento se aproxima do de um derivador (veja [7]). Caso o sistema monitorado apresente ruídos de alta freqüência, tal fato pode comprometer a qualidade dos sinais gerados por um observador mais rápido.

ii) Tem sido observado, que de um modo geral, os observadores mais rápidos tendem a apresentar sinais de erro com sobressinais elevados e valores de regime reduzidos, o que prejudica de modo muito pronunciado a sua análise, tornando a identificação de atributos associados a esses sinais muito complicada para um sistema automático operando em tempo real. Como se verá mais tarde, a identificação de atributos é um procedimento necessário para a *isolação* de falhas pelo método NO.

Não há, pelo menos até o momento, nenhum arcabouço teórico que justifique

> tais afirmações. Qualquer tentativa de análise nesse sentido é prejudicada pelo fato de não se ter nenhum controle a priori de como a escolha de parâmetros de projeto afeta o formato final do banco de observadores. O algoritmo de projeto [4], [5] e [6] é, em si, muito complexo, e pode-se até duvidar que seja possível, dada a estrutura do algoritmo, se chegar a conclusões a esse respeito.

Como regra geral, um observador que possua uma dinâmica uma ordem de grandeza mais rápida que a do sistema por ele monitorado apresenta um desempenho adequado do ponto de vista da detecção de falhas, sem considerar o problema de rejeição de ruídos, que é comentado no item abaixo.

9.3.2 Ruído e Observadores de Detecção

A estrutura básica utilizada pelo método NO, que é o observador de Luenberger de ordem reduzida, é estritamente determinística, e por isso fenômenos tais como ruídos não são considerados na formulação do método.

Não se pode afirmar que o método NO apresente um desempenho ruim para sistemas com ruído, por ser um método eminentemente determinístico. Na verdade, *não se pode afirmar a priori absolutamente nada a esse respeito*. Sabe-se que observadores mais rápidos tendem a apresentar pior desempenho com relação a rejeição de ruídos, mas de que maneira esse fato altera o projeto final é algo para o qual não se tem até o momento resultados conclusivos[1].

Via de regra, a presença de ruídos não é um obstáculo intransponível. Se um sistema apresenta ruído, o sinal de erro de um observador de detecção que monitora esse sistema também apresenta ruído, cujas características podem ser relacionadas analiticamente com as do ruído do sistema. No caso em que o observador de detecção amplifica o ruído mais do que a falha (trata-se de um abuso de linguagem) podem surgir problemas, mas em boa parte dos casos estudados até o momento tal não ocorre.

---

1. Alguns estudos foram realizados a esse respeito visando inclusão neste trabalho. A idéia original era tentar estabelecer alguma forma de garantir otimalidade à rejeição de ruídos para o algoritmo de projeto. Não foi possível atingir esse objetivo, mas se chegou às seguintes conclusões (argumentos que as justifiquem não incluídos):
   i) A rejeição de ruídos passa obrigatoriamente pela especificação da dinâmica do observador.
   ii) Qualquer solução para esse problema deve ser obrigatoriamente sub-ótima e variante no tempo.

9.3.3 Especificando a Insensibilidade dos Observadores

Esta é uma fase bastante delicada do projeto. O método NO, para sistemas de ordem elevada e com poucas saídas disponíveis, pode gerar um banco de observadores de dimensão proibitiva. Porém existem meios de se eventualmente minimizar esse problema, o que se verá a seguir.

Seja a coluna de destilação do capítulo 5. Esse sistema possui 8 estados e 4 saídas. Um banco de observadores de detecção para a coluna, que pudesse detectar falhas em qualquer das componentes do vetor de estado deveria ser composto por

$$\binom{8}{3} = \frac{8!}{3!(8-3)!} = 56 \quad \text{observadores}$$

São necessários portanto 56 observadores, que podem ser de até quinta ordem [4]. Além da evolução temporal de 56 sistemas lineares de quinta ordem, ainda seria necessário analisar um conjunto de 56 sinais de erro diferentes, sendo que é preciso um conjunto de 6 sinais de erro para caracterizar falhas em cada componente do vetor de estado do sistema.

É claro que um banco de observadores como este é proibitivamente complexo, tanto do ponto de vista da implementação dos observadores como de análise dos sinais de erro. Caberia aqui, se possível, algum procedimento de simplificação.

Tal simplificação, pode ser feita com alguma consideração sobre as características dinâmicas particulares do sistema em questão e das falhas às quais ele está sujeito. Como já mencionado, a coluna apresenta um perfil achatado, e portanto qualquer que seja a situação de falha, ou pelo menos para qualquer das situações de falha consideradas neste trabalho, não há alteração perceptível nas componentes inferiores do vetor de estado. Convém portanto, admitir que somente algumas componentes são susceptíveis de falha, notadamente as componentes superiores.

Suponha-se então que as falhas só afetem as quatro primeiras componentes do vetor de estado. Pode-se obter uma tabela de insensibilidade simplificada, desprezando-se as quatro componentes inferiores [4]. O banco de observadores de detecção se resume então a

$$\binom{4}{3} = \frac{4!}{3!(4-3)!} = 4 \quad \text{observadores}$$

com cada um desses 4 observadores podendo ser de até quinta ordem. A tabela de insensibilidades para este banco de observadores pode ser vista na tabela 9.1.

Componente da falha	Sinais de erro de cada observador[a] e_1	e_2	e_3	e_4
1	1	0	0	0
2	0	1	0	0
3	0	0	1	0
4	0	0	0	1
outras...				

Tabela 9.1 : Insensibilidade para o banco de observadores da coluna

a. 1 indica que o observador é possivelmente sensível a falhas na componente considerada. 0 indica insensibilidade do observador

A análise dos sinais de erro para este banco de observadores é bastante simples, com cada sinal de erro apontando para uma componente do vetor de estado. Uma vez que parte da tabela de insensibilidades foi desprezada, é necessário acrescentar uma submatriz nula às matrizes de insensibilidade de cada observador de detecção. A tabela 9.2 apresenta as matrizes

observador1	observador 2	observador 3	observador 4
$Q_1 = \begin{bmatrix} 0&0&0\\1&0&0\\0&1&0\\0&0&1\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0 \end{bmatrix}$	$Q_2 = \begin{bmatrix} 1&0&0\\0&0&0\\0&1&0\\0&0&1\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0 \end{bmatrix}$	$Q_3 = \begin{bmatrix} 1&0&0\\0&1&0\\0&0&0\\0&0&1\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0 \end{bmatrix}$	$Q_4 = \begin{bmatrix} 1&0&0\\0&1&0\\0&0&1\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0\\0&0&0 \end{bmatrix}$

Tabela 9.2 : Matrizes de insensibilidade para o projeto do banco de observadores da coluna

de insensibilidade para o projeto dos observadores. Note que há um bloco quadrado nulo de dimensão 4 em cada matriz, resultado da simplificação da tabela. Este projeto é claramente vantajoso em relação à proposta inicial, pois sem perda mensurável de desempenho, ganha-se enormemente em simplificação.

9.4 Bancos de Observadores Para a Coluna

Serão apresentados dois bancos diferentes para aplicação na coluna de destilação, designados de banco A e banco B. Esses bancos diferem entre si na especificação da dinâmica dos observadores. A coluna de destilação apresenta o seu pólo mais lento em $z_{slow} = 0{,}9905$ e o seu pólo mais rápido em $z_{fast} = 0{,}8524$. Valores referidos a uma linearização em torno do ponto de equilíbrio do sistema sem falhas.

BANCO A

O banco A apresenta todos os seus polos em $z_A = 0{,}7$, o que no domínio do tempo resulta em uma dinâmica aproximadamente três vezes mais rápida que a da planta. Ele é composto de quatro observadores, que seguem a tabela de insensibilidades 9.1. Cada um desses observadores possui dimensão 5 e é sensível a falhas em apenas uma componente do estado.

Do ponto de vista das regras gerais de projeto, este pode ser considerado um banco de observadores lento.

BANCO B

O banco B é semelhante ao banco A, com a diferença que todos os seus se localizam em $z_B = 0{,}2$, o que significa que suas constantes de tempo são aproximadamente dez vezes mais rápidas que as da planta. Este poderia ser considerado um banco de observadores mais adequado à dinâmica da planta.

9.5 A Interpretação dos Sinais de Erro

Devido ao fato de que o método NO envolve a determinação de falhas de maneira genérica, ao contrário dos métodos GLR e MM, o procedimento de *isolação*, tal como entendido neste trabalho apresenta reais dificuldades. Como aqui o interesse reside em se *detectar* e *isolar* falhas que não se apresentam perfeitamente definidas para o método NO, apesar de perfeitamente definidas no sentido físico, um subterfúgio é utilizado para a caracterização de falhas previamente conhecidas, sendo que se pode traçar uma analogia com o método GLR.

Não se considera esse procedimento como definitivo, portanto para efeitos de organização do texto, ele é tratado como um exemplo. Considere então o exemplo abaixo:

Exemplo 9.1 :

A figura abaixo apresenta a resposta do banco de observadores de detecção B a falhas de tipos 1, 2 e 3. Por questões de simplicidade e clareza, o ruído foi excluído das simulações, o que não prejudica em nada a análise das curvas.

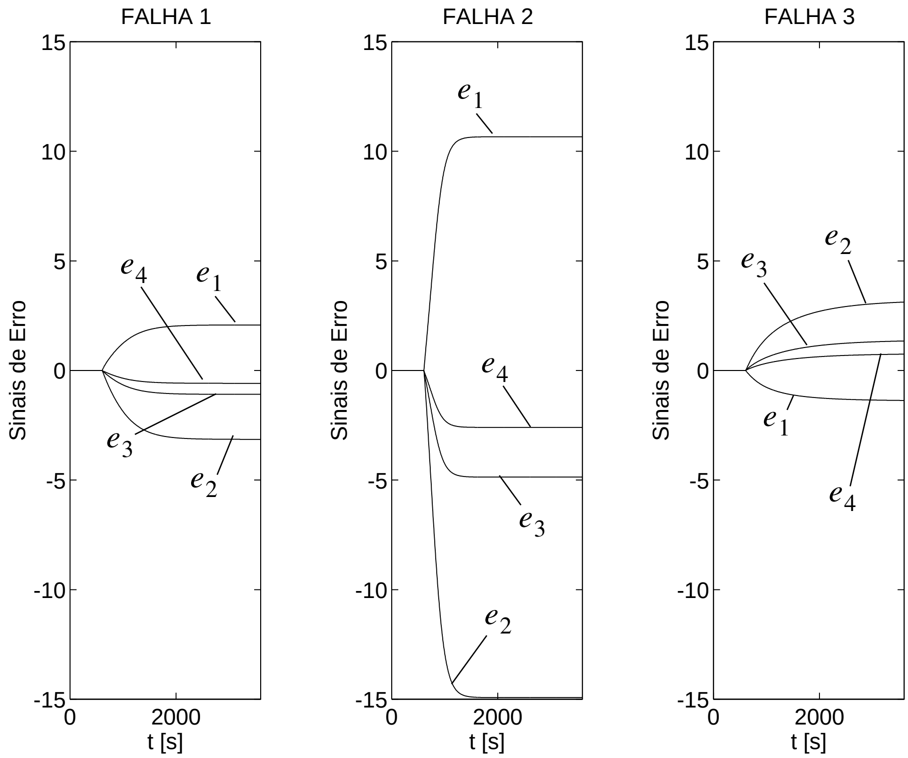


Figura 9.1 : Sinais de erro para uma série de três falhas (tipos 1, 2 e 3)

Pode-se agrupar os quatro sinais de erro em um único vetor

$$e(k) = \begin{vmatrix} e_1(k) \\ e_2(k) \\ e_3(k) \\ e_4(k) \end{vmatrix} \tag{9.1}$$

e tomar o valor desse vetor no instante em que os sinais de erro atingem aproximadamente o seu regime. Para as três falhas da figura 9.1, são obtidos os valores da tabela abaixo (o símbolo ∞ indica o regime):

tipo da falha (i)	$(e_i(\infty))^T$	$\|e_i(\infty)\|$
1	$[2{,}0762\ \ -3{,}1425\ \ -1{,}0887\ \ -0{,}5864]$	3,9642
2	$[10{,}663\ \ -14{,}925\ \ -4{,}866\ \ -2{,}5973]$	19,1539
3	$[-1{,}3685\ \ 3{,}1212\ \ 1{,}3452\ \ 0{,}7448]$	3,7389

Tabela 9.3 : Dados para caracterização de falhas pelo método NO

Normaliza-se cada vetor, dividindo-os pelas suas normas, ou seja:

$$\bar{e}_i(\infty) = \frac{e_i(\infty)}{\|e_i(\infty)\|} \tag{9.2}$$

com o que é pode-se analisar a semelhança entre valores de $\bar{e}_i(\infty)$ conhecidos com aqueles obtidos durante a operação do sistema (denominados valores correntes), por meio de um produto interno, ou seja:

$$\sigma_i = \bar{e}_{corrente} \cdot (e_i(\infty))^T \tag{9.3}$$

Observa-se que σ_i tende ao valor 1 quando esses dois vetores normalizados são próximos entre si. Pode-se estabelecer uma analogia entre este teste e as curvas de verossimilhança do método GLR, com a diferença de que este só é executado quando os valores dos sinais de erro dos observadores de detecção atingirem o regime, situação em que se supõe que a falha já se encontra caracterizada.

Caso σ_i seja realmente próximo de 1 pode-se então passar ao segundo teste, que consiste em se medir a relação entre as normas dos dois vetores, isto é:

$$\nu = \frac{\|e_{corrente}\|}{\|e_i(\infty)\|} \tag{9.4}$$

Pode-se da mesma forma estabelecer uma analogia entre este valor e a amplitude da falha, como definida pelo método GLR.

9.6 Aplicando o Método NO à Coluna

Devido à diferença de formulação entre este e os outros métodos, somente falhas de componentes serão consideradas aqui. Inicialmente é apresentado o desempenho dos dois bancos de observadores, A e B, na detecção das falhas de tipos 1, 2 e 3. Em seguida se faz uso de uma falha semelhante às falhas tipos 1 e 2, porém com a diferença de que a composição da mistura de alimentação da coluna assume diversos valores.

Como se verá, nem todas as regras básicas para uso de bancos de observadores com o método NO, expressas acima, são aplicáveis aqui. Sem sombra de dúvida, pode-se afirmar que para o método NO, a monitoração da coluna de destilação é um problema extremamente complicado.

9.6.1 Falhas Padrão

FALHA TIPO 1

A figura 9.2 apresenta a resposta do banco A a uma falha de tipo 1 ocorrendo em $t_f = 600$s.

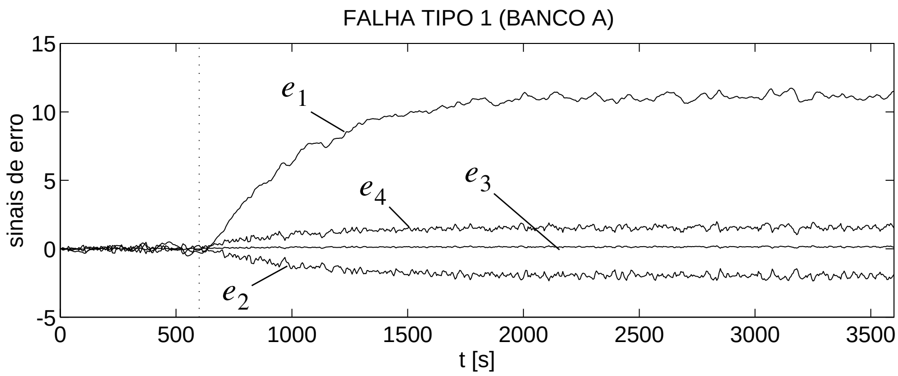


Figura 9.2 : Sinais de erro para uma falha de tipo 1 (banco A)

A figura 9.3 apresenta a mesma falha, mas um banco de observadores diferente, o banco B, com dinâmica mais rápida.

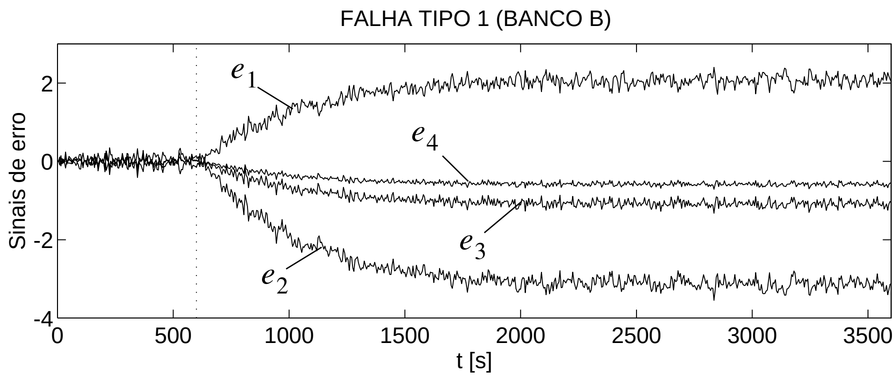


Figura 9.3 : Sinais de erro para uma falha de tipo 1 (banco B)

A diferença fundamental entre esses dois bancos é a dinâmica de cada um. Pode-se notar que não houve ganho substancial em se utilizar um observador de dinâmica mais rápida. Pelo contrário, a relação sinal/ruído diminuiu sensivelmente. Tal se deve ao fato da falha não ter uma caracterização linear satisfatória. Ao contrário do método GLR, que permite a inclusão de características não lineares de uma falha como parte de sua assinatura, o método MM não apresenta recursos para se lidar com não linearidades.

De modo geral, se as não linearidades são muito pronunciadas, como é o caso aqui, o sinal de erro provocado por uma falha apresenta dois comportamentos dinâmicos superpostos, um rápido e o outro lento, comentados a seguir:

i) Dinâmica rápida
Relacionada à falha propriamente dita. Em sistemas aproximadamente lineares, este é o comportamento predominante. Os sinais de erro que se situavam próximos de zero antes da ocorrência da falha assumem novos valores devido à sua ocorrência. Este comportamento está associado à dinâmica do observador, sendo por isso mais rápido que o outro comportamento, visto a seguir.

ii) Dinâmica lenta
Relacionada à variação da dinâmica do sistema ocasionada pela falha. Em sistemas que não apresentam comportamento linear pode-se observar este

tipo de comportamento. Ocorre que se a falha modifica o ponto de operação do sistema, a sua descrição linear também é alterada, pois esta depende do ponto de operação, o que do ponto de vista do método NO é como se fosse uma pequena falha que varia de instante a instante. Este tipo de comportamento pode ser associado à dinâmica do sistema com falhas, que geralmente é mais lenta que a dinâmica do observador

Desses dois comportamentos, o segundo é claramente predominante nas situações mostradas nas figuras 9.2 e 9.3. No que concerne à caracterização da falha, ou seja, a *isolação*, é preferível que os sinais de erro apresentem predominantemente o primeiro dos comportamentos mencionados acima. Se a dinâmica lenta do sinal de erro for muito pronunciada, o desempenho do método é inevitavelmente prejudicado.

As observações feitas há pouco, apesar de diretamente relacionadas à falha acima, valem para a maioria dos casos de falhas de componentes.

<u>FALHA TIPO 2</u>

As figuras 9.4 e 9.5 apresentam as respostas a uma falha de tipo 2 monitorada por ambos os bancos de observadores. Valem os mesmos comentários feitos anteriormente. Note que os sinais de erro para uma mesma falha podem variar tanto em amplitude como em seus sinais algébricos de um projeto de banco para outro.

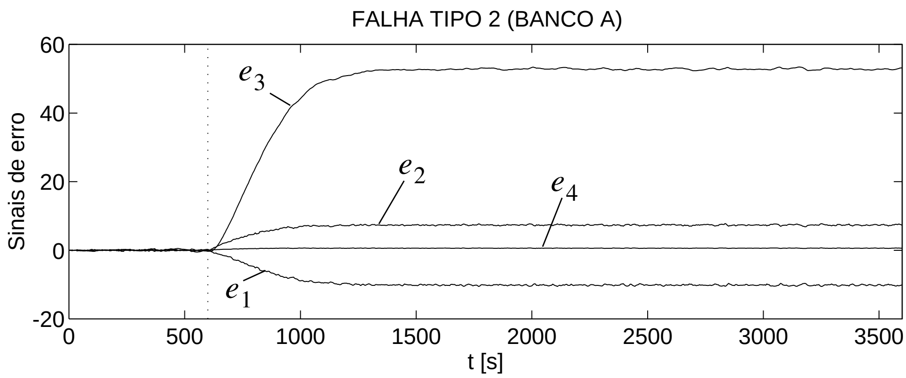


Figura 9.4 : Sinais de erro para uma falha de tipo 2 (banco A)

Pode-se observar que há apenas uma ligeira diferença, do ponto de vista da resposta dinâmica dos observadores, entre as duas figuras. A componente rápida da dinâmica é um pouco mais pronunciada no caso do banco B, um efeito pouco perceptível. Pode-se afirmar, sem risco de mal julgamento que não há vantagem em se utilizar um banco de dinâmica mais rápida para se detectar este (ou o precedente) tipo de falha.

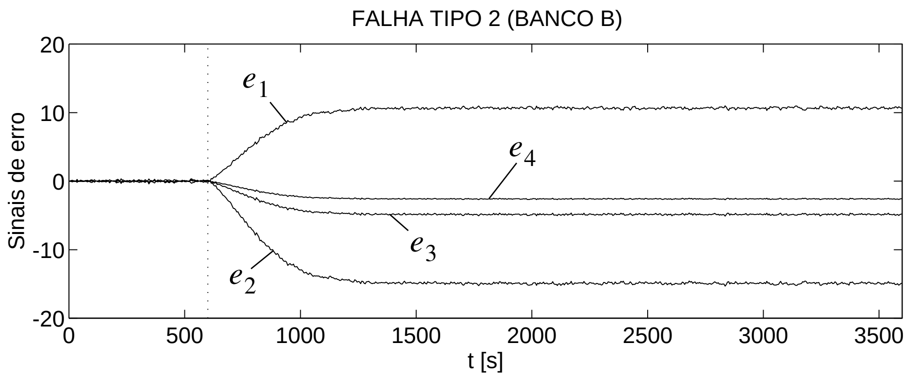


Figura 9.5 : Sinais de erro para uma falha de tipo 2 (banco B)

FALHA TIPO 3

As figuras 9.6 e 9.7 mostram as respostas de ambos os bancos a uma falha de tipo 3 que ocorre em $t_f = 600$s.

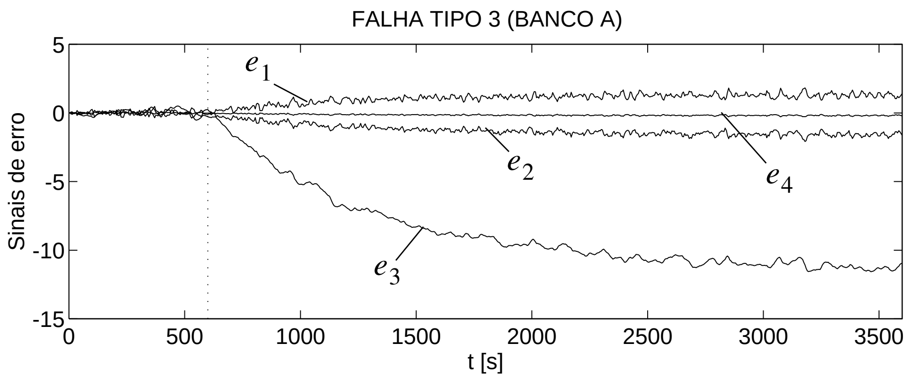


Figura 9.6 : Sinais de erro para uma falha de tipo 3 (banco A)

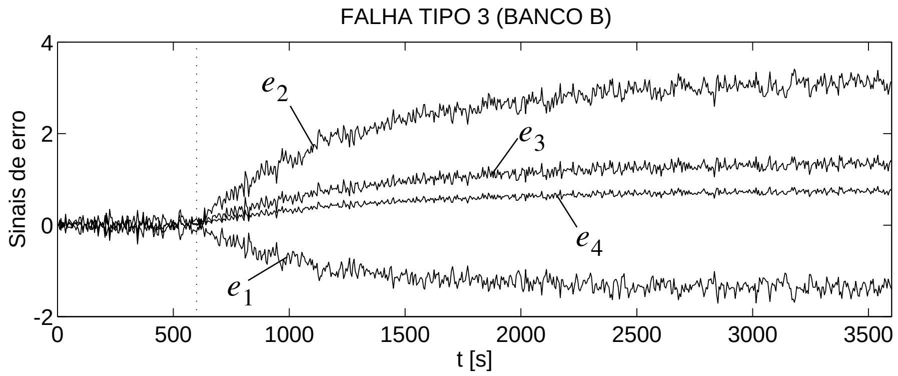


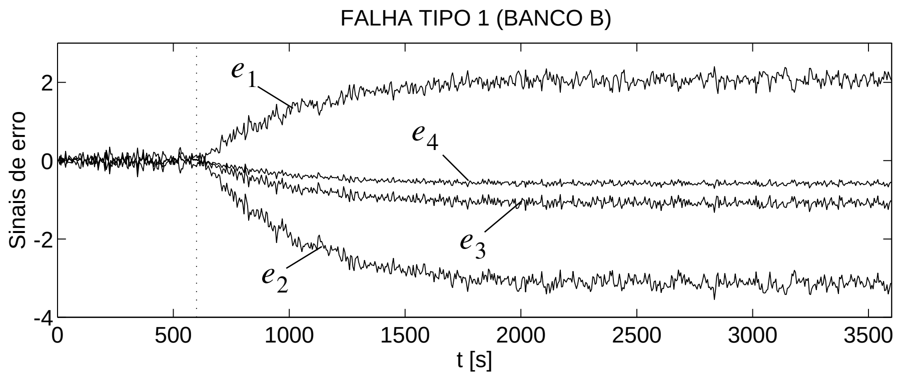
Figura 9.7 : Sinais de erro para uma falha de tipo 3 (banco B)

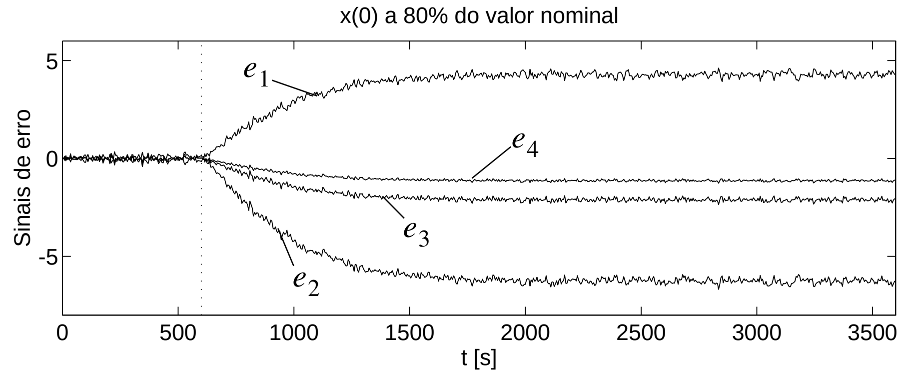
Note que o banco B apresenta os sinais trocados em relação ao banco A. Isso decorre do procedimento de projeto, e de modo geral não é significante do ponto de vista da detecção de falhas. Dado o perfil dinâmico desta falha, os sinais de erro apresentam predominância de componentes lentas da dinâmica.

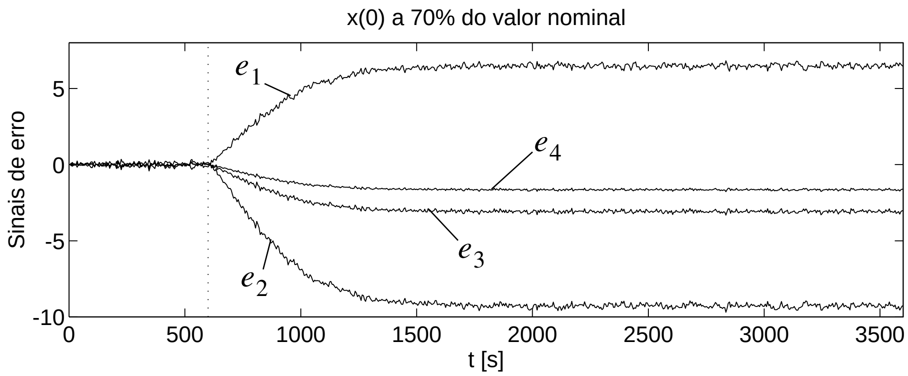
9.6.2 Outras Falhas

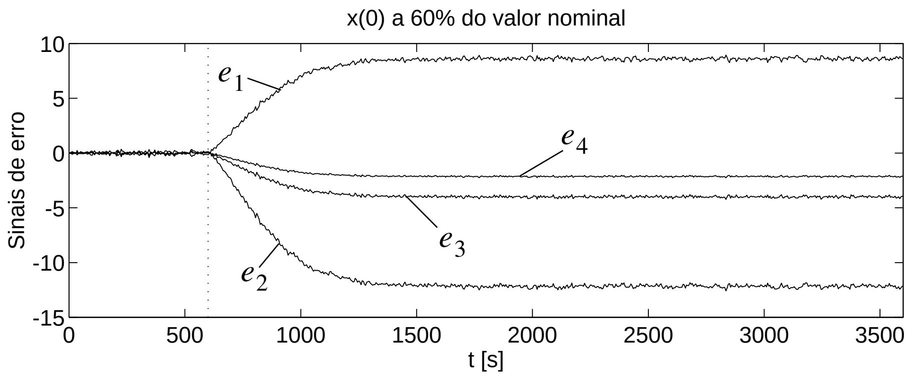
Neste item é considerada uma falha que consiste na variação abrupta da fração molar da mistura de alimentação da coluna, semelhante às falhas de tipos 1 e 2, mas com a diferença de que a composição da mistura assume uma série de valores diferentes, como se pode ver na figura abaixo.

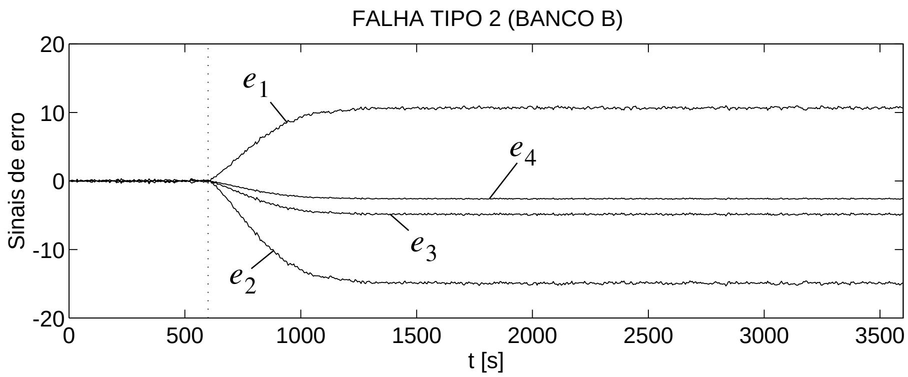
Só é considerado aqui o banco de detecção de falhas B, sendo que todas as falhas ocorrem em $t_f = 600$s.




x(0) a 80% do valor nominal
Sinais de erro
t [s]
e_1
e_2
e_3
e_4
5
0
-5
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500


x(0) a 70% do valor nominal
Sinais de erro
t [s]
e_1
e_2
e_3
e_4
5
0
-5
-10
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500


x(0) a 60% do valor nominal
Sinais de erro
t [s]
e_1
e_2
e_3
e_4
10
5
0
-5
-10
-15
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500


FALHA TIPO 2 (BANCO B)
Sinais de erro
t [s]
e_1
e_2
e_3
e_4
20
10
0
-10
-20
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500

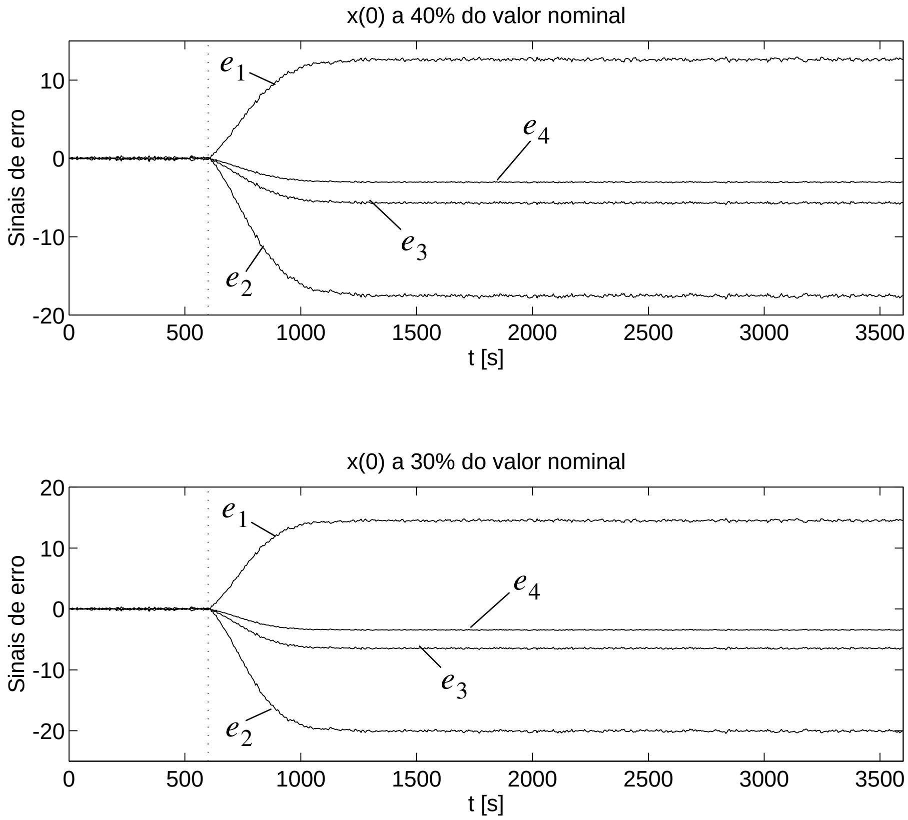


Figura 9.8 : Série de falhas com parâmetros variando (banco B)

De modo geral, a figura 9.8 mostra que os sinais tendem a aumentar conforme a assim chamada amplitude da falha, enquanto que a relação entre eles sofre pouca alteração. Esta é uma característica que pode ser útil no tocante à *isolação* da falha, e que será discutida no próximo item.

Com relação à *detecção* da falha, em seu sentido estrito, pode-se dizer que o banco foi capaz, em um tempo muito curto, de identificar a presença de uma falha de modo inequívoco. Procurou-se neste capítulo não entrar no mérito do procedimento de *isolação* de modo explícito, mas sim na forma de exemplos, uma vez que é apresentada aqui apenas uma sugestão de procedimento. O próximo item trata da interpretação dos sinais de erro exibidos nas figuras acima.

9.6.3 Análise dos Sinais de Erro

Para a análise dos sinais de erro, deve-se ter em mente o exemplo 9.1. A partir dos resultados apresentados nas figuras acima, e do que foi expresso naquele exemplo, pode-se ter uma idéia de como deve ser um procedimento de análise (não necessariamente este) adequado para uso com o método NO. Como o procedimento foi colocado na forma de exemplo, prossegue-se desta forma:

Exemplo 9.2 :

Considere os valores de regime obtidos a partir das curvas das figuras 9.2 a 9.8 e a comparação com os valores apresentados na tabela 9.3. Tais dados estão reunidos na tabela abaixo:

falha	σ_1	σ_2	σ_3	ν (somente para o maior valor de σ_i)
tipo 1	0,9999	0,9991	-0,9815	0,9883
x_0 a 80%	0,9998	0,9997	-0,9778	0,4136
x_0 a 70%	0,9995	0,9999	-0,9754	0,6166
x_0 a 60%	0,9993	1,000	-0,9738	0,8114
tipo 2	0,9991	1,000	-0,9726	0,9976
x_0 a 40%	0,9989	1,000	-0,9717	1,1755
x_0 a 30%	0,9987	1,000	-0,9709	1,3454
tipo 3	-0,9819	-0,9729	0,9999	1,0126

Tabela 9.4 : Caracterização das falhas da coluna

Note que não obrigatoriamente σ_i e ν são unitários para uma falha de tipo *i*, pois está se lidando com valores médios e perturbações ocasionadas por ruído.

É possível, como se pode ver na tabela 9.4, caracterizar falhas, conhecidas ou não, a partir de vetores tais como os da tabela 9.3. Em particular observe que a distinção entre falhas de tipos 1 e 2 e falhas de tipo 3 é perfeitamente clara. O mesmo não ocorre entre as falhas de tipos 1 e 2, que são muito semelhantes, pelo menos segundo o método.

Pode-se notar que de acordo com a variação do parâmetro x_0 (de cima para baixo na tabela), a falha corrente é tida como mais semelhante ora à falha de tipo 1, ora à falha de tipo 2, o que vem reforçar a

> idéia, já sugerida anteriormente, de que se poderia considerar as falhas de tipos 1 e 2 como uma mesma falha, apenas com magnitude variável.
>
> O único porém desse tipo de caracterização, que a princípio parece funcionar muito bem, é que os valores dos sinais de erro demoram muito a se estabilizar, pelo menos para o caso da planta considerada. Para outros sistemas, com características mais marcadamente lineares, espera-se ser possível obter esses valores de regime em tempos muito menores.
>
> Em momento nenhum se explicou como esses valores de regime foram obtidos. A princípio eles seriam gerados por um sistema automático que monitorasse os sinais de erro. Tal foi feito com bastante sucesso em [2], para um sistema que apresentava um comportamento mais aproximadamente linear.

O exemplo 9.2 mostra uma sugestão de como interpretar os sinais gerados por bancos de observadores que utilizam o método NO. Outras maneiras poderiam ser citadas, é claro. Não se sugere que esta seja a melhor ou mais adequada. Não se considera como objetivo deste trabalho propor o procedimento mais adequado a este problema em particular, mas sugerir enfoques possíveis. O que é importante ter em mente é que se faz necessário de alguma forma caracterizar as falhas genéricas vistas pelo método NO do ponto de vista físico, visto ser este um passo necessário para a posterior implementação de um sistema de controle tolerante a falhas.

Capítulo 10
Considerações Finais

10.1 Introdução

Neste capítulo é unificada a análise do desempenho dos três métodos estudados. Comentários pertinentes a cada método podem ser encontrados nos capítulos que se referem a esses métodos. O objetivo deste capítulo é reunir as considerações sobre cada método sob um enfoque geral, e tratar de questões tais como: quais são as vantagens e desvantagens de um método em relação aos outros, quais são os pontos fortes de cada método, quando usar um outro dos métodos, etc.

Além disso, são apresentadas as conclusões finais do trabalho, algumas sugestões de esquemas alternativos de detecção de falhas, idéias para trabalhos futuros e possíveis desdobramentos dessa linha de pesquisa.

10.2 A Respeito da Coluna de Destilação

O modelo de coluna de destilação apresentado neste trabalho, apesar de razoavelmente detalhado e bastante complexo, deixa a desejar nos seguintes pontos:

i) Ausência de entradas
Devido às características físicas da coluna de destilação da qual o modelo aqui analisado se originou. Este não possui nem entradas, nem qualquer forma descrita de atuação. A própria coluna original não possuía atuadores, e funcionava obrigatoriamente em malha aberta. Do ponto de vista de detecção de falhas, isso acabou por restringir pouco o estudo, sem tanta importância do ponto de vista dos conceitos discutidos. A ausência de entradas poderia dar ao leitor a impressão de que as idéias de *comportamento normal* ou *comportamento sob falha* do sistema estariam atreladas a uma mera medida das

saídas, o que não é absolutamente o caso. Esses comportamentos estão na verdade relacionados a modelos lineares dos sistemas (pelo menos para os métodos estudados).

Do ponto de vista de aplicações de Controle Tolerante a Falhas, a ausência de atuadores virtualmente impossibilita o uso deste modelo. Não foi o caso neste trabalho, porém um modelo (ou uma planta) mais adequado se faz necessário para aplicações de controle.

ii) Ausência de um balanceamento energético
O modelo da coluna utilizado aqui apresenta apenas um balanço de massa. Para que o modelo ficasse mais completo seria necessário realizar também um balanço de energia. No que concerne a este trabalho, as limitações foram de que não se pôde realizar a simulação de alguns tipos de falhas, tais como vazamentos no corpo da coluna, retiradas laterais, etc.

A menos dessas limitações, o modelo se mostrou bastante adequado para o tipo de aplicação realizado, tanto do ponto de vista da descrição do fenômeno físico como na sua implementação em computador.

Com relação à implementação computacional do modelo, deve-se salientar que os trabalhos foram grandemente facilitados graças à uma escolha adequada de algoritmos eficazes, otimizados sempre que possível, e à uma plataforma computacional muito poderosa. O apêndice A trata especificamente desses assuntos.

10.3 A Respeito dos Métodos

Neste item são emitidos juizos sobre os três métodos estudados (GLR, MM e NO) de maneira abrangente. Para considerações específicas a um método qualquer, basta se referir a um dos dois capítulos que tratam de cada método.

10.3.1 Um Confronto das Características de Cada Método

Os métodos GLR e MM se baseiam no uso de filtros de Kalman, e portanto são métodos estocásticos por natureza. O método NO se baseia no uso de um banco de observadores de Luenberger de ordem reduzida, que comportam um enfoque puramente determinístico do sistema. Isso não representa uma restrição ao uso do método NO quando o sistema a ser monitorado apresentar ruídos, como aliás se comprovou neste trabalho, mas é importante se ter tal fato em mente para comparação entre os métodos.

Outra característica comum aos métodos GLR e MM, que os diferencia do método NO é o fato deles se aplicarem a falhas que de alguma forma são conhecidas. O método MM, como se viu, considera as falhas como perturbações genéricas situadas no espaço de estados.

São essas as características básicas que devem nortear o uso de cada método em diferentes aplicações. Deve-se além disso, estabelecer algumas diferenças entre o método GLR e o método MM.

O método GLR apresenta respostas mais rápidas a falhas conhecidas de componentes do que o método MM, porém a caracterização do tipo de falha é problemática para o método GLR, principalmente pelo fato de que toda informação disponível sobre um dado tipo de falha é reduzida a um único número. O método MM não apresenta problemas com relação à isolação de falhas, pelo menos no regime. Durante o transitório, manter a pista sobre um tipo determinado de falha é uma tarefa complexa, que requer o uso de um ou mais modelos de transição, que demandam capacidade de processamento e acabam por tirar a flexibilidade do método.

O método MM requer uma quantidade muito maior de cálculos que o método GLR. O volume de cálculos requerido para o cálculo da probabilidade de um único modelo é quase comparável à quantidade de cálculos total empregada por um detector de falhas do tipo GLR

O método GLR apresenta o recurso adicional de se separar a magnitude das falhas de seus perfis dinâmicos, e obter estimativas separadas para ambos. É duvidoso que tal recurso apresente bons resultados, a não ser em situações específicas, e apresenta a desvantagem de facilitar a ocorrência de alarmes falsos.

Tanto o método GLR quanto o método MM acabam por apresentar comportamentos imprevisíveis quando confrontados com falhas que difiram das assinaturas ou dos modelos disponíveis, e a ocorrência de alarmes falsos parece inevitável nessas situações. Como o método NO não faz uso de informações sobre os tipos de falhas passíveis de ocorrência, não há esse problema, mesmo porque neste caso a discussão não tem sentido.

Até o momento tem-se discutido falhas de componentes. Para falhas de sensores, os comentários devem se restringir apenas aos métodos GLR e MM, pois o método NO se aplica somente a falhas de componentes. Tanto o método MM como o método GLR apresentam resultados excelentes no que se refere à detecção de falhas de sensores, e o uso do método GLR considerando a magnitude da falha desconhecida mostrou-se bastante eficaz.

O método MM, graças ao esquema empregado para detecção de falhas de sensores, mostrou-se surpreendentemente eficiente e versátil. Ele prescinde totalmente da especificação de um perfil dinâmico para falhas de sensores e detecta falhas em qualquer sensor, qualquer que seja o perfil dinâmico da falha. O único inconveniente é que, por não considerar informações sobre os perfis das falhas, ele é incapaz de isolar falhas de perfis diferentes que ocorram num mesmo sensor.

10.3.2 Situações Específicas

Em algumas situações específicas, um ou outro método pode se mostrar mais eficiente ou particularmente vantajoso. Os principais casos em que isso ocorre estão mencionados a seguir.

Quando se trata de falhas de sensores, a menos que informações sobre o perfil dinâmico da falha sejam importantes, o método MM deve ser usado quando possível. Os resultados apresentados neste trabalho confirmam plenamente a extrema eficiência deste tipo de enfoque. Para perfis específicos, o método GLR também se apresenta eficaz, com a eventual vantagem de necessitar menos esforço computacional.

Para falhas de componentes que não possam ser bem caracterizadas na forma de modelos ou assinaturas para uso com os métodos GLR e MM, ou cuja caracterização exigiria uma quantidade grande de dados, como foi o exemplo das variações na composição da mistura de alimentação da coluna, o método NO é uma alternativa a ser seriamente considerada, pois nenhum dos outros métodos apresenta bons resultados caso as falhas que ocorram não se ajustem aos modelos ou assinaturas disponíveis.

Nos casos restantes, isto é, falhas de componentes que eventualmente ocorram segundo modelos conhecidos, o uso dos métodos GLR ou MM se apresenta como o procedimento mais indicado. A escolha entre um ou outro deve ser feita segundo as características específicas de desempenho exigidas ou pela disponibilidade computacional requerida.

Deve-se ter em mente que o método MM acaba por caracterizar as falhas de modo mais inequívoco que o método GLR, porém a caracterização das falhas de maneira transitória pode ser um problema. Por outro lado, o método GLR tende a confundir mais facilmente as falhas, e pode eventualmente ser incapaz de distinguir entre alguns tipos de falhas.

10.4 Esquemas Alternativos e Trabalhos Futuros

Muitos tópicos, por motivos diversos, não foram incluídos neste trabalho. Por se encontrarem fora do escopo pretendido, por serem de interesse secundário, por serem muito extensos, por demandarem muito tempo de estudo ou mesmo por serem complexos demais. Os principais desses tópicos são mencionados brevemente, *en passant*, a seguir.

10.4.1 Alguns Esquemas Não Utilizados Neste Trabalho

Alguns esquemas alternativos estudados acabaram não incluídos no trabalho. Notadamente, os seguintes poderiam ser úteis:

i) Método GLR

Ponderação dos termos da equação (3.6) ou de sua equivalente simplificada. Esta ponderação poderia ser feita de duas maneiras. Ponderando-se as direções, isto é, atribuindo pesos diferentes a cada um dos elementos do vetor ρ, ou também atribuindo pesos diferentes a cada termo da somatória, uma ponderação temporal, portanto. Este procedimento visaria minimizar a confusão entre falhas feita pelo método GLR, um dos pontos fracos do método.

A utilização de fórmulas outras que não (3.6) para se gerar as assinaturas. O objetivo é o mesmo que o do procedimento anterior. Esta seria uma decorrência natural de se usar filtros não-lineares em vez de filtros de Kalman.

ii) Método NO

O uso de filtros de Kalman associados aos observadores para se aumentar a relação sinal/ruído e melhorar a qualidade dos sinais de erro obtidos.

A associação do método NO ao método GLR. Utilizando-se do método GLR para monitorar os observadores de detecção, e não a planta em si, seria possível relacionar as falhas descritas de modo genérico segundo o método NO aos fenômenos físicos. É duvidoso porém, que haja algum ganho de desempenho em relação ao uso do método GLR apenas.

Além desses, algumas outras idéias são mencionadas no próximo item, de forma geral como sugestão para trabalhos futuros.

10.4.2 Possíveis Desdobramentos

Alguns esquemas de detecção diferentes, ou melhorias nos esquemas estudados acabaram por merecer alguma consideração durante a realização deste trabalho. Nenhum deles foi apresentado até o momento, ou pelo menos não se tem conhecimento de que tenham sido.

Eles são apresentados aqui como sugestão de trabalhos futuros e/ou possíveis desdobramentos da pesquisa presente. Não se discute a viabilidade dessas sugestões. Algumas parecem ser perfeitamente factíveis, ao passo que outras poderão requerer um trabalho de pesquisa extremamente intenso. São elas:

i) Extensão do método NO para detecção de falhas de sensores.
A estruturação do Método NO Estendido parece não apresentar problemas, porém não sabe se será possível chegar a resultados interessantes no que se refere a insensibilidade dos observadores, que deverão ser em maior número e possivelmente de maior ordem que no caso atual, que considera apenas falhas de componentes.

ii) Otimização do método NO
O método NO subentende um enfoque puramente determinístico do problema de detecção de falhas. Maneiras de otimização do projeto do banco de observadores ou mesmo a alteração de sua estrutura básica visando um melhor desempenho face a sistemas com componentes estocásticas, notadamente ruído, se constituiriam num avanço importante.
Mesmo do ponto de vista de sistemas determinísticos, seria extremamente desejável alterar o procedimento de projeto dos observadores de detecção com o fim de se possibilitar ao projetista um maior controle sobre as características dinâmicas do projeto final, o que não é possível com o algoritmo atual.

iii) Estudo das características numéricas do algoritmo de projeto dos observadores de detecção para o método NO
O projeto dos observadores de detecção envolve operações numéricas muito complexas, como se pode ver em [4], [5] e [6]. É possível que para sistemas

de ordem maior, ou de alguma forma mal-condicionados, o procedimento tal como formulado hoje se mostre incapaz de fornecer resultados satisfatórios. Uma investigação sobre essas questões com certeza mostrará sua pertinência no futuro.

iv) O uso de filtros não-lineares com os métodos NO e MM
Essa linha de estudo parece se constituir um desdobramento natural do uso desses dois métodos, e parece ser bastante promissora.

v) O uso do método MM na detecção e isolação de falhas de sensores
Como se viu neste trabalho, o uso do método MM para detecção e isolação de falhas de sensores se mostrou bastante eficaz. É necessário ainda se formalizar alguns passos desse procedimento e obter resultados teóricos consistentes, que uma vez obtidos, darão uma base sólida a essa técnica.

vi) A implementação de bancos híbridos
Neste trabalho, os diferentes detectores de falhas foram utilizados individualmente. Sistemas de detecção de falhas que se utilizem de mais de uma técnica podem se constituir numa maneira eficaz de sanar as deficiências dos métodos individuais.

vii) A implementação de sistemas de controle tolerantes a falhas usando os métodos estudados aqui
Este é o objetivo último para o qual este trabalho aponta, e espera-se, virá a se constituir no principal desdobramento do trabalho aqui realizado.

10.5 Palavras Finais

Considerou-se como objetivo principal deste trabalho especificamente, o estudo de técnicas de detecção de falhas. Foram apresentados três métodos diferentes, com enfoques distintos, para se realizar essa tarefa. Todos os três métodos foram analisados em certo nível de detalhe e foram aplicados a uma coluna de destilação sujeita a um certo número de falhas pré-definidas, produzindo resultados de cuja análise tratou o resto do trabalho.

As conclusões sobre os resultados passam a idéia de que nenhum dos métodos é claramente mais vantajoso que os outros para todos os casos. Situações específicas de uso eventualmente se mostraram mais favoráveis a um dos métodos considerados, pelos menos no que concerne às situações vistas aqui.

Com relação aos pontos importantes abordados neste trabalho, que de formas diversas, vão um pouco além da literatura estudada, deve-se mencionar os seguintes:

i) A transposição do método NO para sistemas discretos
A formulação original tratava apenas de sistemas contínuos. O método foi transposto para uso com sistemas discretos, o que resultou em alterações de natureza conceitual de pouca importância.

ii) Detecção de falhas de sensores com o método MM
Uma técnica para detecção de falhas com o uso do método MM foi apresentada neste trabalho com excelentes resultados.

iii) A aplicação do método NO a um modelo físico mais realista e de ordem elevada
Todas as aplicações do método NO encontradas na literatura especializada, principalmente por se tratar de uma técnica muito recente, tratam de sistemas e aplicações bastante simples. Como se trata de uma técnica bastante complexa, surgia a dúvida de ser praticável a sua utilização em sistemas maiores. A factibilidade de sua aplicação foi confirmada neste trabalho.

iv) Simplificações do método GLR
O método GLR passou por algumas simplificações para sua aplicação neste trabalho, sem perda aparente de desempenho, como mencionado no decorrer do trabalho.

Espera-se que esse trabalho possa de alguma forma contribuir com estudos futuros sobre o tema. A *detecção de falhas* e os *sistemas de controle tolerantes a falhas* se apresentam como temas de estudo promissores. Muitos trabalhos de grande relevância foram realizados sobre o assunto e outros mais devem surgir num futuro próximo. As possibilidades e o potencial desta disciplina são vastos, e muito dela permanece como *terra incognita*, ainda a ser percorrida.

São Paulo, março de 1994.

Referências Bibliográficas

[1] PATTON, R.; FRANK, P.; CLARK, R. ed. *Fault diagnosis in dynamic systems. Theory and application.* New York, Prentice-Hall, 1989.

[2] WOLVOVICH, M. J.; MARQUES, R. P.; KASSAB JR., F.; COSTA, O. L. V. Detecção de falhas e estimação de parâmetros em sistemas dinâmicos. *In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 9º*. Vitória, 1992. Anais. Vitória, SBA, p.1096-1101, 1992.

[3] GE, W.; FANG, C. Z. Detection of faulty components via robust observation. *International Journal of Control,* v.47, n.2, p.581-599, 1988.

[4] TSUI, C. C. On the solution of the state failure detection problem. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v.34, n.9, p.1017-1018, 1989.

[5] TSUI, C. C. A complete analytical solution to the equation TA-FT=LC and its applications. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v.32, n.8, p 742-744, 1987.

[6] WOLVOVICH, M. J. *Reconfiguração de lei de controle para sistemas tolerantes a falhas*. São Paulo, 1993. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Engenharia Eletrônica, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

[7] LUENBERGER, D. G. An Introduction to observers. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v.16, n.6, p.596-602, 1971.

[8] LEWIS, F. L. *Optimal Estimation.* New York, John Wiley, 1986.

[9] WILLSKY, A. S. A generalized likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v.16, n.6, p.108-112, 1976.

[10] WILLSKY, A. S. A survey of methods for failure detection in dynamic systems, *Automatica*, v.12, n.6, p.601-611, 1976.

[11] WILLSKY, A. S. Detection of abrupt changes in dynamic systems, *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, v.77, p.27-49, 1986.

[12] DAVIS, M. H. A.; VINTER, R. B. *Stochastic modelling and control.* London, Chapman and Hall, 1985.

[13] WATANABE, K. *Adaptive estimation and control: partitioning approach*. New York, Prentice Hall, 1992.

[14] LE ROUX, G. A. C. *Análise experimental e identificação da dinâmica de coluna de destilação com pratos.* São Paulo, 1991. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Engenharia Química, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

[15] POIANI, L. M. Simulação dinâmica de colunas de destilação, *In: CONGRESSO NACIONAL DE AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL, 2º.* São Paulo, 1985. Anais. São Paulo, SUCESU, 1985. p.305-309.

[16] COELHO, A. R.; et al. Controladores auto-ajustáveis linear e não-linear aplicados a um processo não-linear: algoritmos e resultados. *Controle e Automação,* v.2, n.4, p.230-239, 1990.

[17] GOMES, F. J.; COELHO, A. R. Modelagem, simulação e controle adaptativo de uma coluna de destilação, *In: SIMPÓSIO DE AUTOMAÇÃO INTEGRADA, 1º,* Curitiba, 1990. Anais. Curitiba, CEFET, 1990. p.7-12.

[18] GMEHLING, J.; ONKEN, U; ARLT, W. Vapor-liquid equilibrium data collection. Frankfurt, DECHEMA, 1981. Supplement 1: aqueous-organic systems. (Chemistry Data Series, v.1, part 1a).

[19] PERRY, R. H.; CHILTON, C. H. *Chemical engineers' handbook.* 4$^{\underline{th}}$ed. New York, McGraw-Hill, 1973.

[20] FELDER, R. M. *Elementary principles of chemical processes.* New York, Wiley, 1986.

[21] *American Institute of Physics Handbook.* New York, McGraw-Hill, 1957.

[22] VAN WYLEN, G. J.; SONNTAG, R. E. *Fundamentos da Termodinâmica Clássica.* 2ª ed. São Paulo, Edgar Blücher, 1976.

Obs:

Não foram incluídos os manuais dos equipamentos e dos programas de computador utilizados, com o fim de não sobrecarregar demais esta bibliografia com títulos que não estão diretamente relacionados ao trabalho realizado.

A

alarmes falsos 4
Antoine
- constantes de 37
- lei de 37

atuadores 1

B

balanço de energia 40
banco de filtros de Kalman 27
Banco de Observadores
- Procedimento Geral de Projeto 16
- projeto de 14
- Projeto Simplificado 14

banco de observadores 10
Bayes
- regra de 26

C

casos degenerados 14
circulação total 33
coluna de destilação
- binária 33
- esquema 34
- falhas 46
- modelamento 35
- perfil achatado 35
- Ponto de Equilíbrio e Linearização 41
- Ruído e Discretização 42

comportamento normal 1, 2
- para a coluna 46

constante de equilíbrio 37
controle tolerante a falhas 1
- divisão do ponto de vista físico 1
- exemplo de 6
- papeis de um 5
- subsistemas 1
- tarefas 4

controle,veja controle tolerante a falhas

D

detecção de falhas 1
detector de falhas 1
- capacidade de um 2
- desempenho de um 3

E

Equações de Luenberger
- solução analítica 16

Equilíbrio Líquido/Vapor
- cálculo do 43

Esquemas Alternativos não utilizados 125

F

falha
- definição de 2
- tempo de detecção de uma 4

Falhas
- da coluna de destilação 46

falhas
- acomodação de 5
- assinatura 18, 21
- de componentes 2
- de sensores 2
- detecção de 1
- diferenciação de 10
- estimativa de 5
- isolamento de 5
- percepção da ocorrência de 5
- supressão de 5
- tipos de 45

I

insensibilidade
- matriz de 12

Insensibilidade (de observador) 10
Insensibilidade (índice de desempenho) 4
instrumentação,veja sensores
Inteligência Artificial,veja redundância heurística
isolação de falha
- segundo o método NO 10

J

janela de dados 24

K

Kalman
- filtro de 18, 20

L

Luenberger

equações de 9
observadores de 8
solução das equações de 16

M

Margules
constantes de 37
equação de 37
Método GLR 18
Caso Geral 19
Magnitude da falha desconhecida 23
simplificações 24
Método MM
Formulação Usual 26
modelo para falha 25
para falhas de sensores 31
Simplificações na Formulação 28
Transição entre Modelos 29
método MM 25
Método NO
casos degenerados 14
valor limite 15
Metodologia de Trabalho 6
Métodos
NO 8
modelos de transição 30
modelos matemáticos
como base de redundância 3

O

Observador robusto 8
Observadores insensíveis 8
Observadores Não-sensíveis 8
Observadores robustos
normalização 16

P

Palavras Finais 127
Plano Geral da Obra 7
prato
balanço de massa para um 36
equacionamento de um 35
processo 2

R

Raoult
lei de 37
Redes Neurais,veja redundância heurística
redundância 3
analítica 3
física 3
heurística 3
região de predominância de um modelo 29
resíduos
geração de 5
retenção molar específica 38
Revisão Bibliográfica 6

T

tabela de insensibilidade 11
Tanque de Acúmulo
modelamento 39
tempo de detecção 4
teste de múltiplas hipóteses (método MM) 26
Trabalhos Futuros
sugestões para 125
Transição entre Modelos 29

Apêndice A
Implementação Computacional

A.1 Ferramentas Utilizadas

O sistema foi implementado computacionalmente com o uso dos programas MATLAB e SIMULINK, e ainda com uma pequena rotina escrita em linguagem C. Alguns cálculos simbólicos adicionais foram feitos com o programa DERIVE.

O MATLAB (de "**MAT**rix **LAB**oratory") é um programa destinado a processamento numérico sobre matrizes e vetores, com recursos de programação semi-estruturada e visualização gráfica. De um modo geral, a maioria dos programas utilizados neste trabalho foi escrita para o MATLAB.

O SIMULINK é um pacote para a simulação de sistemas dinâmicos associado ao MATLAB. O programa já possui algoritmos de resolução de equações diferenciais embutidos e diversas ferramentas tais como linearização, obtenção de pontos de equilíbrio, etc. A descrição de sistemas no SIMULINK é feita por meio de uma interface gráfica baseada em blocos e conexões, minimizando a necessidade de programação adicional.

O DERIVE é um programa voltado para essencialmente para processamento simbólico. Neste trabalho ele foi utilizado para a obtenção de uma expressão analítica para a função de (5.21).

Para a implementação das equações de Equilíbrio Líquido/Vapor foi utilizado um programa em linguagem C, funcionando em conjunto com o SIMULINK e o MATLAB. O propósito de se utilizar um programa compilado para essa função é aumentar a performance do programa, objetivo atingido satisfatoriamente.

Os computadores utilizados neste trabalho foram os seguintes:

> Estações de Trabalho SUN, modelos IPX, IPC, ELC, CLASSIC e SPARC-10, utilizadas para as simulações e outras tarefas para as quais exige-se grande quantidade de memória e/ou grande capacidade de processamento. Tanto o MATLAB como o SIMULINK foram utilizados exclusivamente nas estações de trabalho.
>
> Microcomputadores PC-AT, utilizados para composição e testes da rotina equilib.c, inclusive para a obtenção analítica da função (5.21) por meio do programa DERIVE.

O equipamento acima se encontra disponível no Centro de Processamento de Dados do Laboratório de Automação e Controle do Departamento de Engenharia Eletrônica da EPUSP.

A.2 Ponto de Equilíbrio e Linearização

Dado que o Equilíbrio Líquido/Vapor não pode ser resolvido analiticamente, tanto o ponto de equilíbrio como um modelo linearizado da planta devem ser obtidos a partir do modelo não-linear apresentado no capítulo 5. O SIMULINK apresenta as seguintes funções, que aplicadas ao modelo não-linear, fornecem um modelo linearizado e o ponto de equilíbrio:

```
[A,B,C,D]=linmod('coluna');
   (fornece um modelo linearizado para o sistema de nome 'coluna')
```

e

```
X=trim('coluna');
   (fornece um ponto de equilíbrio X para o sistema de nome 'coluna')
```

A.3 A Simulação da Dinâmica da Coluna

O modelo não-linear da coluna foi implementado com o uso do SIMULINK, e os diagramas das figuras abaixo formam uma representação gráfica das relações apresentadas no capítulo 5.

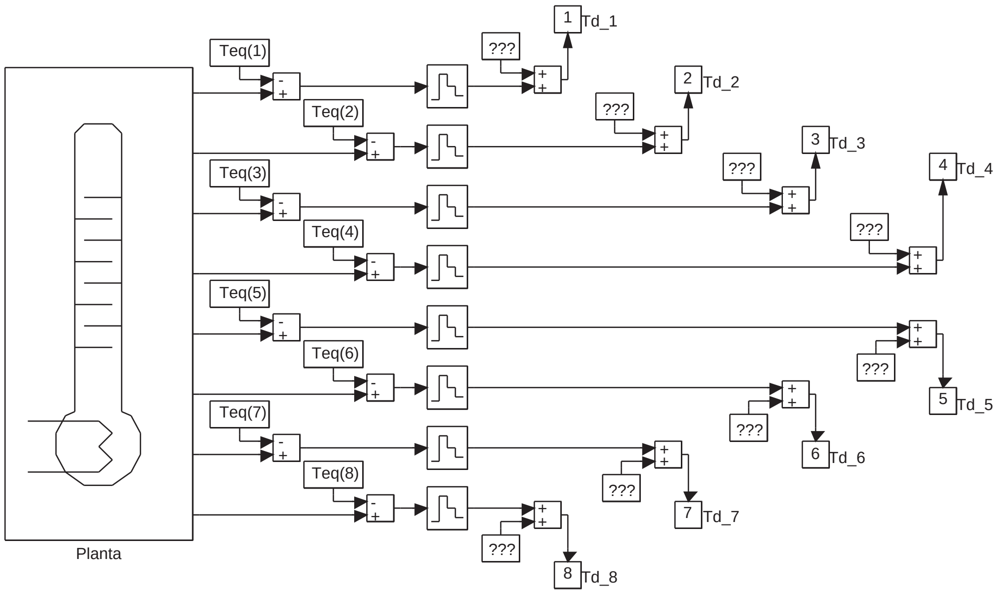


Figura A.1 : O sistema completo

Porém, mais do que simples representações, os blocos constituem o programa de simulação propriamente dito, e cada um deles está efetivamente associado a alguma função específica. Os blocos assinalados com “???” representam ruído de medida, os blocos assinalados com “Teq(n)” representam as temperaturas de equilíbrio, etc. O bloco “Planta” da figura A.1, que representa a coluna é composto de diversos blocos, cada um representando um prato, o que pode ser visto na figura A.2 abaixo.

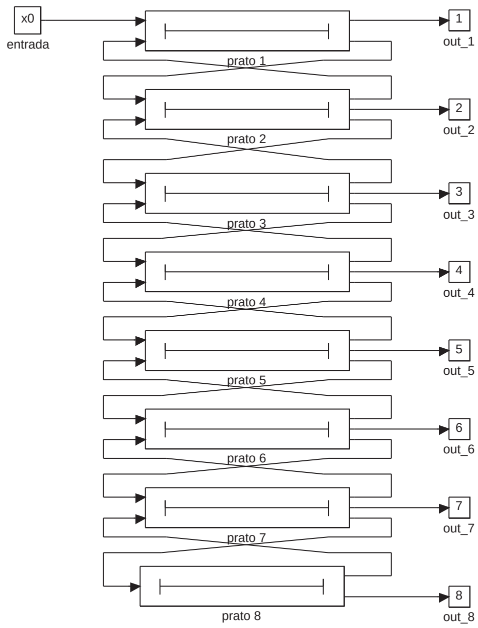


Figura A.2 : O diagrama de blocos da coluna

Cada um dos pratos, por sua vez também é formado por um subconjunto de blocos. As figuras A.3.a, A.3.b e A.3.c apresentam esses subconjuntos. Note que esses diagramas de blocos se associam às equações (5.13.a) - (5.13.h), que descrevem matematicamente o sistema.

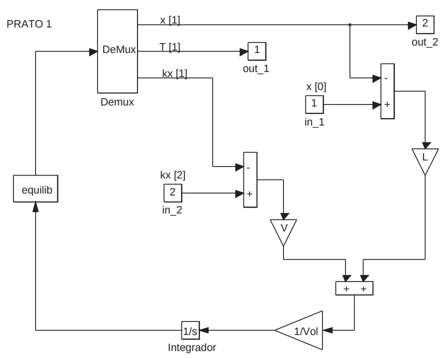


Figura A.3.a : O primeiro prato da coluna

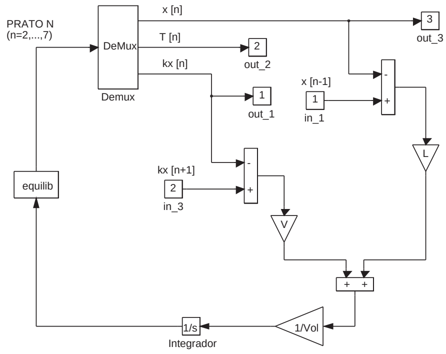


Figura A.3.b : Um prato intermediário

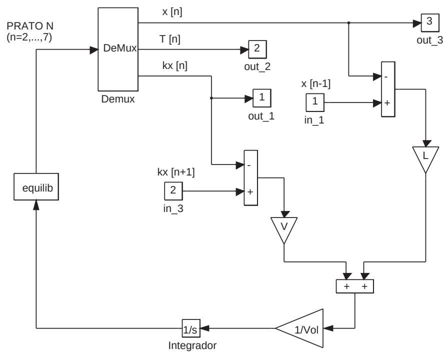


Figura A.3.c : O último prato da coluna

Apenas o bloco “equilib” foi escrito em linguagem C. Todos os cálculos envolvendo o Equilíbrio Líquido/Vapor estão concentrados neste bloco. O próximo item trata exatamente deste assunto e apresenta o código em C desta rotina.

A.4 O Equilíbrio Líquido/Vapor

A rotina equilib.c implementa os cálculos do Equilíbrio Líquido/Vapor. As suas saídas e entradas estão associadas aos blocos “equilib” das figuras acima. O código objeto gerado pelo compilador C foi ligado ao MATLAB por meio do que o fabricante denomina de “MEX-function”, de modo que do ponto de vista do usuário ela se comporta como se fosse mais um dos comandos do MATLAB. A rotina foi escrita no padrão ANSI-C, o que garante a sua compatibilidade com virtualmente qualquer compilador C do mercado. Para este trabalho foi utilizado o compilador GCC (de “Gnu C Compiler”), de uso e distribuição gratuitos, da Free Software Foundation.

```
/* equilib.c */


/* Arquivo com as funcoes e algoritmos necessarios ao
   calculo das condicoes de equilibrio liquido/vapor
   em cada prato da coluna de destilacao.


 Contem as seguintes funcoes:

   double K1 (double, double)
   double K2 (double, double)
   double dK1_dT (double, double)
   double dK2_dT (double, double)
   double Solve_x (double)
   double Solve_T (double)
   double Solve_aux (double, double)

 Alem de

   void calc (double *, double *)
   void mexFunction (int, Matrix *, int, Matrix *)

 autor: Ricardo Marques

 data: 30/10/91.
 ultima alteracao: 22/01/93.


*/

#include <math.h>
#include “mex.h”

/* +------------------------------------------------------+
    ROTINAS DE EQUILIBRIO LIQUIDO / VAPOR
   +------------------------------------------------------+ */


/* -------------------------------------------------------
   K1 (x, T)
   Funcao que calcula a constante de equilibrio do Etanol.
   ------------------------------------------------------- */

double K1 (x, T)
double   x, /* fracao molar de Etanol */
         T; /* Temperatura em graus Celsius */


{
 return
 7.41210903372e5*
 exp(-1.5284*(x*x*x)+4.682*(x*x)-4.7788*x-71578.1601895/(20*T+4453));

}


/* -----------------------------------------------------
   K2 (x, T)
   Funcao que calcula a constante de equilibrio da Agua.
   ----------------------------------------------------- */
```

```
double K2 (x, T)
double   x, /* fracao molar de Etanol */
         T; /* Temperatura em graus Celsius */
{
 return
 1.21897951294e5*
 exp(-1.5284*(x*x*x)+2.3894*(x*x)-3841.19547738/(T+228));
}


/* -------------------------------------------------------
   dK1_dT (x, T)
   Funcao que calcula a derivada da constante de equilibrio
   do Etanol com respeito a T.
   ------------------------------------------------------- */

double dK1_dT (x, T)
double   x, /* fracao molar de Etanol */
         T; /* Temperatura em graus Celsius */
{
 return
 1.06109025571e12*
 exp(-1.5284*(x*x*x)+4.682*(x*x)-4.7788*x-71578.1601895/(20*T+4453))
 /( (20*T+4453)*(20*T+4453) );
}


/* -------------------------------------------------------
   dK2_dT (x, T)
   Funcao que calcula a derivada da constante de equilibrio
   da Agua com respeito a T.
   ------------------------------------------------------- */

double dK2_dT (x, T)
double   x, /* fracao molar de Etanol */
         T; /* Temperatura em graus Celsius */
{
 return
 4.68233859980e8*
 exp(-1.5284*(x*x*x)+2.3894*(x*x)-3841.19547738/(T+228))
 /( (T+228)*(T+228) );
}


/* ---------------------------------------------------
   Solve_x (X)
   Realiza a convergencia de x tal que haja equilibrio
   liquido/vapor em um estado X.
   --------------------------------------------------- */

double Solve_x (X)
double X;                          /* estado corrente do sistema */
{
 double Solve_T (double);
 double Solve_aux (double, double);

 #define tol 1e-3                  /* tolerancia em % */
 #define it_max 200                /* no. maximo de iteracoes */

 static double xinit = 0.5,        /* x inicial para a serie de convergencia */
 Tinit = 90.0;                     /* T inicial para a serie de convergencia */
 double Told, Tnew;                /* T's correntes na serie de convergencia */
 double xold, xnew;                /* x's correntes na serie de convergencia */
 double diff;                      /* residuo de cada iteracao */
 int i;                            /* no. de iteracoes */

 /* inicializa o algoritmo */
```

```
 Tnew = Tinit; xnew = xinit;
 i = 0;

 do
 {
 /* realiza a convergencia de T e x */
 Told = Tnew; xold = xnew;
 Tnew = Solve_T (xold);
 xnew = Solve_aux (Tnew, X);

 /* analisa o residuo da iteracao */
 if ( xold != 0 )
 diff = fabs ( (xnew-xold)/xold );
 else if ( xnew != 0 )
 diff = fabs ( (xnew-xold)/xnew );
 else
 diff = 0;

 i++;
 }
 while ( ( diff > tol ) && ( i < it_max ) );

 if ( i == it_max )
 mexPrintf ("\nWarning: Nao houve convergencia em Solve_x.");

 /* atualiza as condicoes iniciais */
 if ( ( xnew < 0 ) || ( xnew > 1 ) )
 xinit = 0.5;
 else
 xinit = xnew;
 if ( ( Tnew < 70 ) || ( Tnew > 101 ) )
 Tinit = 90;
 else
 Tinit = Tnew;

 return xnew;
}

/* ---------------------------------------------------
 Solve_T (x)
 Realiza a convergencia de T tal que haja equilibrio
 liquido/vapor para uma dada fracao molar x.
 E' usado o metodo de Newton-Raphson.
 --------------------------------------------------- */

double Solve_T (x)
double x; /* fracao molar x */
{
 double K1 (double, double);
 double K2 (double, double);
 double dK1_dT (double, double);
 double dK2_dT (double, double);

 #define tolT 1e-3                   /* tolerancia em % */
 #define itT_max 200                 /* no. maximo de iteracoes */

 static double TinitT = 90.0;        /* T inicial para a serie de convergencia */
 double ToldT, TnewT;                /* T's correntes na serie de convergencia */
 double fT, dfTdT;                   /* funcao objetivo */
 double diffT;                       /* residuo de cada iteracao */
 double iT;                          /* no. de iteracoes */

 /* inicializa o algoritmo */
 TnewT = TinitT;
 iT = 0;

 do
 {
```

```
 ToldT = TnewT;

 fT = x*K1 (x, ToldT) + ( 1-x )*K2 (x, ToldT) - 1;
 dfTdT = x*dK1_dT (x, ToldT) + ( 1-x )*dK2_dT (x, ToldT);

 /* realiza a convergencia de T */
 TnewT = ToldT -fT/dfTdT;

 /* analisa o residuo da iteracao */
 if ( ToldT != 0 )
 diffT = fabs ( (TnewT-ToldT)/ToldT );
 else if ( TnewT != 0 )
 diffT = fabs ( (TnewT-ToldT)/TnewT );
 else
 diffT = 0;

 iT++;
 }
 while ( ( diffT > tolT ) && ( iT < itT_max ) );

 if ( iT == itT_max )
 mexPrintf ("\nWarning: Nao houve convergencia em Solve_T.");

 /* atualiza a condicao inicial */
 if ( ( TnewT < 70 ) || ( TnewT > 101 ) )
 TinitT = 90;
 else
 TinitT = TnewT;

 return TnewT;
}


/* -----------------------------------------------------
 Solve_aux (T, X)
 Calcula o valor de x tal que o estado do sistema seja
 X para um dado valor de T.
 A funcao resolve a seguinte equacao:

 X = rho(x,T) * x

 OBS As densidades foram calculadas pelo ajuste de po-
 linomios a dados experimentais tabelados.

 ----------------------------------------------------- */
double Solve_aux (T, X)
double   T,                          /* Temperatura no prato */
         X;                          /* Retencao molar especifica do Etanol */

{
 double  x,                          /* fracao molar de Etanol */
         rhoEt,                      /* densidade molar especifica de Etanol */
         rhoAg;                      /* densidade molar especifica da Agua */

 /* calcula a densidade do Etanol a temperatura T */
 rhoEt =
 -8.270652753832295e-006*(T*T*T*T) + 1.774027594839922e-003*(T*T*T)
 -1.680843166138733e-001*(T*T) - 1.178065902352191e+001*T
 +1.741579405822041e+004;

 /* calcula a densidade da Agua a temperatura T */
 rhoAg =
 -8.881290451537137e-006*(T*T*T*T*T) + 3.885564572547527e-003*(T*T*T*T)
 -6.779385044673562e-001*(T*T*T) + 5.883022303163996e+001*(T*T)
 -2.569721830592250e+003*T + 1.000627241139943e+005;

 /* calculo de x */
 x = ( X/rhoAg )/( 1 + X/rhoAg - X/rhoEt );
```

```
 return x;
}


/* +---------------------------------------------------+
    ROTINAS DE INTERFACE COM O MATLAB 4.0
   +---------------------------------------------------+ */

/* rotina computacional */
/* realiza a interface entre a rotina gateway e a rotinas
   de equilibrio liquido/vapor */
void calc ( y, x )
double y[], x[];
{
 double Solve_T (double);
 double Solve_aux (double);
 double K1 (double, double);

 y[0] = Solve_x( x[0] );           /* x (fracao molar da fase liquida) */
 y[1] = Solve_T( y[0] );           /* T (temperatura de equilibrio) */
 y[2] = y[0]*K1( y[0], y[1] );     /* y (fracao molar da fase vapor) */
}


/* Rotina gateway */
void mexFunction ( n_out, p_out, n_in, p_in )
int n_out, n_in;
Matrix *p_out[], *p_in[];
{
 void calc (double *, double *);

 unsigned int m, n;
 double *y, *x;

 /* verifica o numero de argumentos */
 if ( n_in != 1 )
 {
 mexErrMsgTxt("Numero de argumentos de entrada incorreto");
 }
 else if ( n_out > 1 )
 {
 mexErrMsgTxt("Numero de argumentos de saida excessivo");
 }

 /* verifica a dimensao do argumento */
 m = mxGetM( p_in[0] );
 n = mxGetN( p_in[0] );
 if ( !( ( m == 1 ) && ( n == 1 ) ) )
 {
 mexErrMsgTxt("Dimensao do argumento de entrada incorreta");
 }
 /* cria a matriz para a saida */
 p_out[0] = mxCreateFull( 3,1,REAL );

 /* referencia argumentos e chama a rotina computacional */
 y = mxGetPr( p_out[0] );
 x = mxGetPr( p_in [0] );
 calc( y, x );
}
```