



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ**  
**INSTITUTO DE TECNOLOGIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

*Raphael Diego Comesanha e Silva*

*Estudos de Estratégias de Identificação Paramétrica para Detecção e  
Diagnóstico de Falhas em um Processo Industrial do Tipo Tanques  
Comunicantes*

DM – 06/2012

Belém

2012

*Raphael Diego Comesanha e Silva*

*Estudos de Estratégias de Identificação Paramétrica para Detecção e  
Diagnóstico de Falhas em um Processo Industrial do Tipo Tanques  
Comunicantes*

Dissertação de Mestrado apresentada como requisito final de avaliação, para obtenção do título de *Mestre em Engenharia Elétrica*, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) da Universidade Federal do Pará (UFPA).

Área de Concentração: Sistemas de Energia.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Tavares da Costa Jr.

Co-orientador: Prof. Dr. Walter Barra Jr.

DM – 06/2012

Belém

2012

*Raphael Diego Comesanha e Silva*

*Estudos de Estratégias de Identificação Paramétrica para Detecção e  
Diagnóstico de Falhas em um Processo Industrial do Tipo Tanques  
Comunicantes*

Dissertação de Mestrado apresentada como requisito final de avaliação, para obtenção do título de *Mestre em Engenharia Elétrica*, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) da Universidade Federal do Pará (UFPA).

Área de Concentração: Sistemas de Energia.

APROVADO EM: 22/04/ 2012

BANCA EXAMINADORA:

\_\_\_\_\_ - Orientador

Profº. Dr. Carlos Tavares da Costa Jr. - UFPA

\_\_\_\_\_ - Co-orientador

Profº. Dr. Walter Barra Jr. - UFPA

\_\_\_\_\_

Profº. Dr. Petrônio Vieira Jr. - UFPA

\_\_\_\_\_

Profº. Dr. Raimundo Nonato das Mercêdes Machado - UFPA

*Dedico esse trabalho aos meus pais, Miracy e Cristina, e as minhas irmãs, Naíma e Oriana, pela força, apoio e incentivo durante todas as etapas da elaboração dessa dissertação.*

## **AGRADECIMENTOS**

*À Deus, primeiramente, pela inspiração, pela oportunidade e pela vida, as quais tendo aproveitar da melhor forma possível;*

*À minha família, pelo apoio nas horas difíceis e pela confiança na minha capacidade de alcançar meus objetivos;*

*Ao meu orientador professor Carlos Tavares da Costa Júnior, pela credibilidade no meu trabalho e pela ajuda nos momentos de dificuldades;*

*Ao meu co-orientador professor Walter Barra Júnior, que me auxiliou com suas idéias e soluções frente às dificuldades metodológicas do trabalho;*

*À Thayana, pelo incentivo e pela ajuda na formatação do trabalho escrito;*

*À Tássia, pelo apoio e ajuda na revisão e elaboração do trabalho como um todo;*

*Ao meu amigo, Flávio, pelo companheirismo e incentivo nas horas difíceis;*

*A todos, muito obrigado!*

*Nem tudo que se enfrenta pode ser  
modificado, mas nada pode ser  
modificado até que seja enfrentado.  
(Albert Einstein)*

## RESUMO

Esta dissertação apresenta uma técnica para detecção e diagnósticos de faltas incipientes. Tais faltas provocam mudanças no comportamento do sistema sob investigação, o que se reflete em alterações nos valores dos parâmetros do seu modelo matemático representativo. Como plataforma de testes, foi elaborado um modelo de um sistema industrial em ambiente computacional Matlab/Simulink, o qual consiste em uma planta dinâmica composta de dois tanques comunicantes entre si. A modelagem dessa planta foi realizada através das equações físicas que descrevem a dinâmica do sistema. A falta, a que o sistema foi submetido, representa um estrangulamento gradual na tubulação de saída de um dos tanques. Esse estrangulamento provoca uma redução lenta, de até 20 %, na seção desse tubo. A técnica de detecção de falta foi realizada através da estimação em tempo real dos parâmetros de modelos Auto-regressivos com Entradas Exógenas (ARX) com estimadores Fuzzy e de Mínimos Quadrados Recursivos. Já, o diagnóstico do percentual de entupimento da tubulação foi obtido por um sistema fuzzy de rastreamento de parâmetro, realimentado pela integral do resíduo de detecção. Ao utilizar essa metodologia, foi possível detectar e diagnosticar a falta simulada em três pontos de operação diferentes do sistema. Em ambas as técnicas testadas, o método de MQR teve um bom desempenho, apenas para detectar a falta. Já, o método que utilizou estimação com supervisão fuzzy obteve melhor desempenho, em detectar e diagnosticar as faltas aplicadas ao sistema, constatando a proposta do trabalho.

**Palavras-chave:** Detecção de Faltas, Diagnóstico de Faltas, Estimador MQR, Estimador Fuzzy.

## ABSTRACT

This dissertation presents a technique for detection and diagnosis of incipient faults, which cause changes in behavior of the system under investigation and are reflected in the mathematical model's parameters values variation. As a testbed, was constructed a model of an industrial system computing environment Matlab/Simulink, which consists of a dynamic plant composed of two tanks linked to each other. The modeling of this plant was carried out by physical equations that describe the dynamics of the system. The fault, which the system was submitted, represents a gradual clogging in the exit pipe of the tank 2. This bottleneck causes a gradual reduction, up to 20%, of the pipe section. The technique of fault detection was performed by real-time estimation of parameters Auto-regressive models with exogenous inputs (ARX) with fuzzy and Recursive Least Squares (RLS) estimators. Already, the percentage clogging diagnosis of the pipe was obtained by a fuzzy system parameter tracking, fed back by the integral of the residue detection. Using this methodology, it was possible to detect and diagnose the simulated fault in three different operating points of the system. In both techniques tested, the RLS method perform well, only to detect fault. Otherwise, the fuzzy method performed better, in detect and diagnose the fault applied to the system, noting the work propose.

**Key-Words:** Fault Detection, Fault Diagnose, RLS Estimator, Fuzzy Estimator.

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1.1 - Esquema simplificado do SDTC.....	02
FIGURA 1.2 - Diagrama de blocos do SDTC.....	03
FIGURA 2.1 - Diagrama de blocos do modelo ARX.....	06
FIGURA 2.2 - Procedimento iterativo na estimação de parâmetros.....	09
FIGURA 2.3 - Teste de detecção da ordem do sistema.....	14
FIGURA 2.4 - Seleção da ordem do modelo do sistema de tanque.....	15
FIGURA 2.5 - Circuitos para gerar sinais SBPA.....	16
FIGURA 2.6 - Quadro de conexões para gerar sinais de sequência m.....	16
FIGURA 2.7 - Sinal SBPA somado a vazão de entrada de 115,34 cm <sup>3</sup> /s.....	17
FIGURA 2.8 - Sinal SBPA somado a vazão de entrada de 127.74 cm <sup>3</sup> /s.....	17
FIGURA 2.9 - Sinal SBPA somado a vazão de entrada de 137.36 cm <sup>3</sup> /s.....	18
FIGURA 3.1 - Esquema representativo das etapas de um sistema fuzzy.....	19
FIGURA 3.2 - Quadro da tabela verdade da Implicação.....	22
FIGURA 3.3 - Conjunto de fuzzyficação da vazão de entrada.....	25
FIGURA 3.4 - Conjunto de fuzzyficação do percentual de falta.....	25
FIGURA 3.5 - Quadro da base de regras do sistema fuzzy rastreador.....	26
FIGURA 3.6 - Conjunto de fuzzyficação do nível do tanque 1 nos três pontos de operação.....	27
FIGURA 3.7 - Conjunto de fuzzyficação do nível do tanque 2 nos três pontos de operação.....	27
FIGURA 3.8 - Quadro da base de regras do sistema fuzzy estimador do tanque 1.....	28
FIGURA 3.9 - Quadro da base de regras do sistema fuzzy estimador do tanque 2.....	28
FIGURA 4.1 - Esquema simplificado de automação de processos.....	30
FIGURA 4.2 - Estrutura de um sistema FDI baseado em modelo.....	32
FIGURA 4.3 - Esquema geral do processo de detecção de faltas baseada em modelos.....	33
FIGURA 4.4 - Configuração entrada-saída de processos para detecção de faltas baseada em modelos: (a) SISO; (b) SIMO; (c) MIMO.....	34

FIGURA 4.5 - Modelos básicos de falta: (a) falta aditiva para um sinal de saída; (b) falta multiplicativa.....	34
FIGURA 4.6 - Tubulação genérica com entupimento: (a) Esquema com medidas; (b) Esquema com circuito elétrico equivalente.....	35
FIGURA 4.7 - Sistema de detecção de faltas por estimador MQR.....	37
FIGURA 4.8 - Sistema de detecção de faltas pro estimador fuzzy.....	38
FIGURA 4.9 - Sistema neuro-fuzzy de detecção e diagnóstico de faltas.....	39
FIGURA 5.1 - Sistema Dinâmico de Tanques Comunicantes - SDTC.....	41
FIGURA 5.2 - Sinais de saída do SDTC no ponto de operação 1 somado ao SBPA.....	46
FIGURA 5.3 - Sinais de saída do SDTC no ponto de operação 2 somado ao SBPA.....	46
FIGURA 5.4 - Sinais de saída do SDTC no ponto de operação 3 somado ao SBPA.....	46
FIGURA 5.5 - Validação da estimação dos modelos dos tanques 1 e 2 no ponto de operação 1.....	47
FIGURA 5.6 - Validação da estimação dos modelos dos tanques 1 e 2 no ponto de operação 2.....	47
FIGURA 5.7 - Validação da estimação dos modelos dos tanques 1 e 2 no ponto de operação 3.....	48
FIGURA 5.8 - Parâmetros estimados do tanque 1 no ponto de operação 1.....	48
FIGURA 5.9 - Parâmetros estimados do tanque 2 no ponto de operação 1.....	49
FIGURA 5.10 - Parâmetros estimados do tanque 1 no ponto de operação 2.....	49
FIGURA 5.11 - Parâmetros estimados do tanque 2 no ponto de operação 2.....	49
FIGURA 5.12 - Parâmetros estimados do tanque 1 no ponto de operação 3.....	50
FIGURA 5.13 - Parâmetros estimados do tanque 2 no ponto de operação 3.....	50
FIGURA 5.14 - Falta aplicada ao SDTC.....	51
FIGURA 5.15 - Influência da falta nos sinais de saída do ponto de operação 1.....	52
FIGURA 5.16 - Influência da falta nos sinais de saída do ponto de operação 2.....	52
FIGURA 5.17 - Influência da falta nos sinais de saída do ponto de operação 3.....	52
FIGURA 5.18 - Variação dos parâmetros do tanque 1 no ponto de operação 1.....	54
FIGURA 5.19 - Variação dos parâmetros do tanque 2 no ponto de operação 1.....	55
FIGURA 5.20 - Variação dos parâmetros do tanque 1 no ponto de operação 2.....	56
FIGURA 5.21 - Variação dos parâmetros do tanque 2 no ponto de operação 2.....	57

FIGURA 5.22 - Variação dos parâmetros do tanque 1 no ponto de operação 3.....	58
FIGURA .523 - Variação dos parâmetros do tanque 2 no ponto de operação 3.....	59
FIGURA 5.24 - Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 1 livre de falta.....	61
FIGURA 5.25 - Variação Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 2 livre de falta.....	62
FIGURA 5.26 - Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 3 livre de falta.....	63
FIGURA 5.27 - Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 1 afetado pela falta.....	64
FIGURA 5.28 - Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 2 afetado pela falta.....	65
FIGURA 5.29 - Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 3 afetado pela falta.....	66
FIGURA 5.30 - Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 1 do tanque 1.....	67
FIGURA 5.31 - Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 1 do tanque 2.....	68
FIGURA 5.32 - Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 2 do tanque 1.....	69
FIGURA 5.33 - Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 2 do tanque 2.....	70
FIGURA 5.34 - Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 3 do tanque 1.....	71
FIGURA 5.35 - Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 3 do tanque 2.....	72
FIGURA 5.36 - Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 1 com estimador MQR e rastreador fuzzy.....	73
FIGURA 5.37 - Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 2 com estimador MQR e rastreador fuzzy.....	74
FIGURA 5.38 - Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 3 com estimador MQR e rastreador fuzzy.....	75
FIGURA 5.39 - Resíduos gerados através do estimador fuzzy no ponto de operação 1 livre de falta.....	76

FIGURA 5.40 - Resíduos gerados através do estimador fuzzy no ponto de operação 2 livre de falta.....	76
FIGURA 5.41 - Resíduos gerados através do estimador fuzzy no ponto de operação 3 livre de falta.....	77
FIGURA 5.42 - Resíduos gerados através do estimador fuzzy no ponto de operação 1 afetado pela falta.....	77
FIGURA 5.43 - Resíduos gerados através do estimador fuzzy no ponto de operação 2 afetado pela falta.....	78
FIGURA 5.44 - Resíduos gerados através do estimador fuzzy no ponto de operação 3 afetado pela falta.....	78
FIGURA 5.45 - Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador fuzzy no ponto de operação 1 do tanque 1.....	79
FIGURA 5.46 - Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador fuzzy no ponto de operação 1 do tanque 2.....	80
FIGURA 5.47 - Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador fuzzy no ponto de operação 2 do tanque 1.....	81
FIGURA 5.48 - Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador fuzzy no ponto de operação 2 do tanque 2.....	82
FIGURA 5.49 - Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador fuzzy no ponto de operação 3 do tanque 1.....	83
FIGURA 5.50 - Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador fuzzy no ponto de operação 3 do tanque 2.....	84
FIGURA 5.51 - Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 1 com estimador e rastreador fuzzy.....	85
FIGURA 5.52 - Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 2 com estimador e rastreador fuzzy.....	86
FIGURA 5.53 - Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 3 com estimador e rastreador fuzzy.....	87

## **LISTA DE TABELAS**

TABELA 5.1 - Modelos discretos sem falta estimados recursivamente.....	50
TABELA 5.2 - Conjunto de modelos do tanque 1 de treinamento.....	60
TABELA 5.3 - Conjunto de modelos do tanque 2 de treinamento.....	60

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>01</b>
1.1	JUSTIFICATIVA.....	01
1.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	01
1.3	OBJETIVO GERAL.....	02
1.4	OBJETIVO ESPECÍFICOS.....	02
1.5	OBJETO DE ESTUDO.....	03
1.6	DISPOSIÇÃO DO TRABALHO.....	04
<b>2</b>	<b>ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA.....</b>	<b>05</b>
2.1	MODELOS PARAMÉTRICOS DE SISTEMAS DINÂMICOS.....	05
2.2	MODELO AUTO-REGRESSIVO COM ENTRADA EXÓGENA (ARX).....	06
2.3	ESTIMAÇÃO DE MODELO ARX POR MÍNIMOS QUADRADOS.....	07
2.4	ESTIMAÇÃO DE MODELO ARX POR MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVO.....	09
2.5	ESTIMAÇÃO MQR DE PARÂMETROS VARIANTES NO TEMPO.....	11
2.5.1	Fator de Esquecimento ( $\lambda$ ).....	11
2.6	SELEÇÃO DA ORDEM DO MODELO ESTIMADO.....	13
2.7	SELEÇÃO DO SINAL DE ENTRADA.....	15
2.8	VALIDAÇÃO DA ESTIMAÇÃO MQR.....	18
2.9	CONCLUSÃO.....	18
<b>3</b>	<b>SISTEMAS FUZZY.....</b>	<b>19</b>
3.1	CONJUNTOS FUZZY.....	19
3.2	OPERAÇÃO EM CONJUNTOS FUZZY.....	20
3.2.1	Norma-S.....	20
3.2.2	Norma-T.....	21
3.2.3	Negação.....	21
3.2.4	Implicação de Mandani (se-então).....	21
3.3	FUZZYFICADORES.....	22
3.4	DEFUZZYFICADORES.....	23
3.5	BASE DE REGRAS FUZZY.....	23
3.6	MODELO FUZZY PARAMÉTRICO TAKAGI-SUGENO (TS).....	24

3.7	IMPLEMENTAÇÃO DE SISTEMAS FUZZY PARA ESTIMAÇÃO E RASTREAMENTO DE PARÂMETROS INDICATIVOS DE FALTA)	25
3.8	CONCLUSÃO	29
<b>4</b>	<b>MÉTODOS DE DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALTA</b>	<b>30</b>
4.1	DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALTAS	31
4.2	MÉTODO DE DETECÇÃO E ISOLAÇÃO DE FALTAS BASEADO EM MODELOS DE PROCESSOS	32
4.2.1	Modelos de Falta	34
4.2.2	Geração de Resíduos através de Estimador MQR	36
4.2.3	Geração de Resíduos através de Estimador Fuzzy	37
4.3	AVALIAÇÃO DE RESÍDUO	38
4.3.1	Diagnóstico do Percentual de Falta Através de Sistemas Neuro-Fuzzy Takagi-Sugeno	39
4.4	CONCLUSÃO	40
<b>5</b>	<b>ESTUDO DE CASO</b>	<b>41</b>
5.1	ELABORAÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL DO SDTC	41
5.1.1	Equações Dinâmicas do SDTC	42
5.1.2	Ensaio Realizados no SDTC	44
5.2	RESULTADOS	45
5.2.1	SDTC Livre de Falta	45
5.2.2	SDTC com Ocorrência de Falta	51
5.2.3	Detecção e Diagnóstico de Faltas através da Estimação MQR	61
5.2.4	Detecção e Diagnóstico de Faltas através da Estimação Fuzzy	76
5.3	CONCLUSÃO	88
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>89</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>92</b>
	<b>APÊNDICE A - Programa do modelo computacional do SDTC</b>	<b>94</b>
	<b>APÊNDICE B - Programa do Estimados MQR “on line” do Tanque 1</b>	<b>97</b>
	<b>APÊNDICE B - Programa do Estimados MQR “on line” do Tanque 2</b>	<b>100</b>

## CAPÍTULO I

### INTRODUÇÃO

#### 1.1 JUSTIFICATIVA

Visando-se garantir a elevada qualidade dos produtos com segurança de operação, satisfazer restrições de preservação ambiental e níveis de eficiência cada vez mais exigentes, os sistemas industriais modernos necessitam do emprego sistemático de técnicas digitais no monitoramento da operação de equipamentos complexos, os quais incluem sensores, atuadores, componentes eletromecânicos e unidades de processamento, pois a probabilidade de ocorrência de faltas cresce com complexidade da planta (SIMANI *et al*, 2003).

Dessa forma, o diagnóstico de faltas vem se tornando um campo de grande importância na área das engenharias. Isso vem sendo determinado pela grande quantidade de riscos econômicos, tecnológicos e biológicos associados à interrupção acidental não programada de um processo devido a ocorrência de faltas destrutivas em um ou mais componentes da planta (KORBICZ *et al*, 2004).

Desde a década de 70, diversas metodologias de detecção e isolamento dessas faltas vêm sendo estudadas e desenvolvidas com base na redundância física e analítica. No caso físico, o sistema é equipado de forma redundante, em que o equipamento reserva entra em operação no momento em que uma falta, ou falha, ocorre nos dispositivos em funcionamento, substituindo-o na operação do sistema (SIMANI *et al*, 2003).

Já a redundância analítica, consiste em se utilizar um modelo preciso e exato, que represente o comportamento do sistema. Assim, o sinal de resíduo (diferença entre o comportamento da planta real e do modelo) pode ser usado para diagnosticar e isolar a falta, quando ela ocorre. Nesse caso, a redundância analítica apresenta vantagem com relação à física, pois ela não necessita de equipamentos adicionais, porém precisa de um modelo bastante preciso do sistema monitorado (SIMANI *et al*, 2003).

#### 1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Diversos estudos publicados recentemente abordam técnicas diferenciadas com o objetivo de identificar e diagnosticar faltas em sistemas industriais através da redundância analítica.

Rodrigues (2008) desenvolveu um esquema de detecção e isolamento de faltas em um quadro multi-modelos de um sistema de tanques baseado na geração de funções de ponderação robustas através do Filtro de Kalman desacoplado para reproduzir o comportamento de um sistema de três tanques em uma larga faixa de pontos de operação em condições livre e com presença de falta.

Uppal (2006) estruturou um observador fuzzy multi-modelos para diagnosticar faltas de maneira eficiente em um modelo de um atuador eletro-pneumático de uma fábrica de açúcar.

Em um estudo apresentado por Zogg (2006) foi aplicado um esquema de diagnóstico de faltas graduais em bombas de calor comerciais. A detecção das faltas foi realizada através de identificação paramétrica de um modelo MIMO ARX por estimação em mínimos quadrados e a classificação dessas faltas foi implementada através da técnica de aglomeração (*clustering*).

Outra pesquisa, detalhada em Silva (2011), aplicou um estimador MQR recursivo para detectar uma falta representada pelo entupimento da tubulação de saída em um sistema de tanque. Além de diagnosticá-la através de um sistema fuzzy rastreador dos parâmetros identificados “on line”. Neste artigo, essa técnica foi aplicada, somente, para um ponto de operação do sistema.

### 1.3 OBJETIVO GERAL

Estudar técnicas para detecção e diagnóstico de faltas incipientes simuladas em um sistema de tanques comunicantes multivariável, estabelecido em ambiente computacional, através de estimação paramétrica “on line” e um sistema fuzzy de rastreamento de parâmetros.

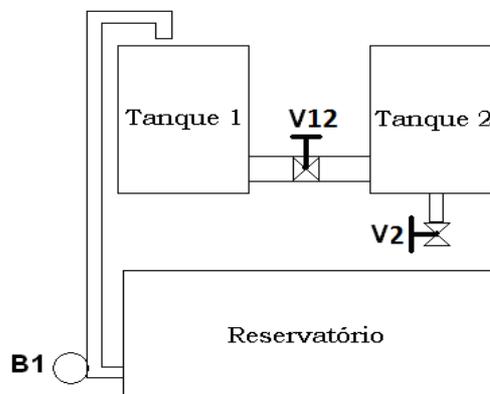
### 1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Elaborar um estimador “on line” para estimar os parâmetros do modelo discreto do sistema em tempo real;
- Identificar os modelos discretos representativos do sistema sob falta e livre de falta para estruturar um banco de modelos do sistema;

- Desenvolver um sistema fuzzy multi-modelos de rastreamento de parâmetros treinado com o banco de modelos discretos.
- Detectar a falta, a partir da comparação entre os parâmetros do modelo do sistema estimado em tempo real e os parâmetros dos modelos saudáveis e com falta do banco de modelos discretos previamente identificados.
- Diagnosticar o percentual de redução da seção de uma tubulação pela técnica de integração dos resíduos, gerados na detecção, em conjunto com um sistema fuzzy multi-modelos de rastreamento de parâmetros.

### 1.5 OBJETO DE ESTUDO

Esse trabalho de mestrado será desenvolvido em um sistema dinâmico de tanque comunicantes (SDTC) modelado em ambiente computacional e baseado em um protótipo real do Laboratório de Controle e Sistemas (LACOS) da Universidade Federal do Pará. A configuração física desse protótipo é apresentada na Figura 1.1. As dimensões dos dois tanques do protótipo são 20 cm de comprimento, 15 cm de largura e 30 cm de altura.

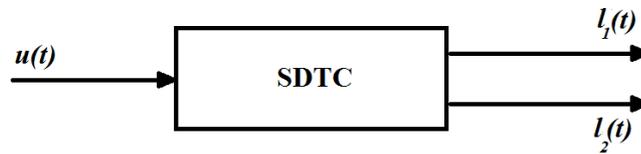


**Figura 1.1** – Esquema simplificado do SDTC.

Essa Planta baseia-se em tanques comunicantes, que são estruturas largamente utilizadas em aplicações industriais diversas, tais como armazenamento de minério para transporte por mineroduto, bem como em aplicações ambientais, tais como tratamento e transporte de água e compostagem.

O sistema estudado é classificado como um sistema SIMO, com uma entrada e duas saídas. O sinal de entrada  $u(t)$  corresponde à vazão, em centímetros cúbicos por segundo, que é suprida pela bomba **B1**. Os sinais de saída  $l_1(t)$  e  $l_2(t)$  são os valores do nível dos tanques 1 e

2, em centímetros. Esses sinais estão sendo mostrados no diagrama de blocos da Figura 1.2, que representa o fluxo de sinais desse sistema.



**Figura 1.2** – Diagrama de blocos do SDTC.

## 1.6 DISPOSIÇÃO DO TRABALHO

Capítulo 2 – Nesse capítulo é apresentada, de forma detalhada, a técnica de estimação de parâmetros de um modelo discreto através de mínimos quadrados recursivos em sistemas dinâmicos com parâmetros variantes no tempo. Além disso, são mostrados procedimentos do projeto de um sinal de entrada SBPA; da seleção adequada da ordem do sistema estimado; da validação do modelo estimado e da escolha do modelo paramétrico representativo do sistema em estudo adequado à técnica de estimação aplicada.

Capítulo 3 – Nesse capítulo são abordados os conceitos básicos de sistemas fuzzy e apresentado de forma detalhada o método de rastreamento de parâmetros desenvolvido em um sistema fuzzy Takagi-Sugeno, para diagnosticar faltas em processos industriais.

Capítulo 4 – Nesse capítulo são apresentadas algumas definições a respeito de detecção e diagnóstico de faltas, como a definição e classificação das faltas, bem como os métodos de detecção e diagnósticos aplicados no estudo dessa dissertação.

Capítulo 5 – Nesse capítulo é detalhada a elaboração de um modelo computacional de um sistema de tanques comunicantes e, além disso, são apresentados e discutidos os resultados obtidos na estimação paramétrica e os adquiridos na detecção e no diagnóstico das faltas simuladas nesse sistema.

Capítulo 6 – Nesse capítulo, são dispostas todas as contribuições adquiridas pelo desenvolvimento do estudo proposto nesta dissertação, além de sugestões para trabalhos futuros que possam dar continuidade a dissertação.

## CAPÍTULO II

### ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA

No estudo desenvolvido nesta dissertação, houve a necessidade de elaborar um estimador “online” dos parâmetros dos modelos discretos que representassem o sistema em condição livre de falta e em condição de falta.

Dentre as diversas técnicas de estimação paramétrica, este capítulo apresenta a metodologia da estimação por mínimos quadrados recursivos, que é fundamental para outros métodos de identificação e não necessita de grandes deslocamentos do ponto de operação.

Dessa forma, essa técnica contribui para a manutenção da estabilidade de sistemas não-lineares, além de ter a capacidade de manipular as medidas de entrada e saída nas formas não-iterativa e iterativa, através de algoritmos não recursivos e recursivos (Coelho, 2004).

#### 2.1 MODELOS PARAMÉTRICOS DE SISTEMAS DINÂMICOS

Na aplicação de algoritmos de estimação paramétrica, pelos quais são obtidos modelos dinâmicos discretos do processo, a utilização das representações discretas é especialmente adequada, pois elas representam o processo a partir de polinômios discretos (Equação 2.1).

$$y(t) + a_1 y(t-1) + \dots + a_{n_A} y(t-n_A) = b_0 u(t-d) + b_1 u(t-d-1) + \dots + b_{n_B} u(t-d-n_B) \quad (2.1)$$

O modelo geral para esse tipo de representação está mostrado na Equação 2.2.

$$A(q^{-1})y(k) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(k) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}v(k) \quad (2.2)$$

Em que,  $q^{-1}$  é o operador de atraso, de forma que  $y(k)q^{-1} = y(k-1)$ ; o  $v(k)$  é o ruído branco e  $A(q^{-1}), B(q^{-1}), C(q^{-1}), D(q^{-1})$  e  $F(q^{-1})$  são polinômios definidos pelas Equações 2.3, 2.4, 2.5, 2.6 e 2.7 respectivamente.

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_A} q^{-n_A} \quad (2.3)$$

$$B(q^{-1}) = 1 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_B} q^{-n_B} \quad (2.4)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_C} q^{-n_C} \quad (2.5)$$

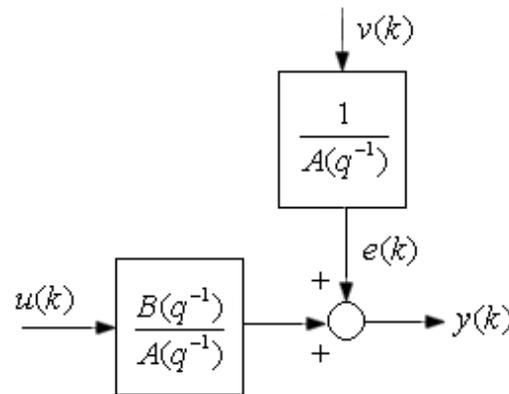
$$D(q^{-1}) = 1 + d_1 q^{-1} + \dots + d_{n_D} q^{-n_D} \quad (2.6)$$

$$F(q^{-1}) = 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{n_F} q^{-n_F} \quad (2.7)$$

## 2.2 MODELO AUTO-REGRESSIVO COM ENTRADA EXÓGENA (ARX)

O modelo ARX de representação discreta pertence à classe de modelos de erro na equação, colocando em evidência as funções de transferências do sistema e do ruído.

Assim, tal modelo, cujo diagrama de blocos é mostrado na Figura 2.1, pode ser simplificado para um modelo geral, considerando  $C(q^{-1})$ ,  $D(q^{-1})$  e  $F(q^{-1})$  iguais a 1 e  $A(q^{-1})$  e  $B(q^{-1})$  polinômios arbitrários (Equação 2.8).



**Figura 2.1** – Diagrama de blocos do modelo ARX.

**Fonte:** Aguirre, 2000.

$$y(k) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(k) + \frac{1}{A(q^{-1})} v(k) \quad (2.8)$$

O objetivo principal da identificação paramétrica, implementada neste estudo, foi encontrar uma função de transferência discreta que representasse a dinâmica dos fenômenos naturais de um sistema de tanque. Sendo assim, a Equação 2.8 pode ser simplificada para a Equação 2.9, a considerar um ruído branco.

Nesse caso, o algoritmo de estimação identificará os parâmetros dos polinômios  $A(q^{-1})$  e  $B(q^{-1})$ , que representam somente o processo.

$$y(k) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(k) + v(k) \quad (2.9)$$

### 2.3 ESTIMAÇÃO DE MODELO ARX POR MÍNIMOS QUADRADOS

Com o conhecimento da ordem do modelo do sistema, a função de transferência discreta de um processo físico pode ser da forma da Equação 2.11. Considerando-se as amostras das medidas de entrada  $u(t)$  e saída  $y(t)$  disponíveis a cada período de amostragem constante e levando-se em conta uma perturbação  $e(t)$ ,

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t) + e(t) \quad (2.11)$$

Em que,

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_naz^{-na} \quad (2.12)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} + \dots + b_nbz^{-nb} \quad (2.13)$$

A representação desse processo em equação de diferenças é mostrada na Equação 2.14.

$$y(t) = a_1y(t-1) - \dots - a_nay(t-na) + b_0u(t-d) - b_1u(t-1) - \dots - b_nbu(t-nb) + e(t) \quad (2.14)$$

Em que,  $na$  e  $nb$  são a ordem dos polinômios  $A(z^{-1})$  e  $B(z^{-1})$  e  $na+nb+1$  é a quantidade de parâmetros a estimar. O termo  $e(t)$  pode ser considerado como o erro de modelagem, erro de medição ou um ruído na saída do sistema (Coelho, 2004).

Ao definir-se um vetor de medidas  $\phi(t)$  a partir dos dados de entrada e saída do sistema, com dimensão  $(na+nb+1) \times 1$  (Equação 2.15), e outro vetor  $\theta(t)$  de parâmetros de mesma dimensão (Equação 2.16), o sistema pode ser representado pela Equação 2.17 denominada modelo de regressão linear (Coelho, 2004).

$$\phi^T(t) = [-y(t-1) \dots -y(t-na) \quad u(t-d) \dots u(t-d-nb)] \quad (2.15)$$

$$\theta^T(t) = [a_1 \dots a_n \quad b_1 \dots b_n] \quad (2.16)$$

$$y(t) = \phi^T(t)\theta(t) + e(t) \quad (2.17)$$

Realizando-se, assim, um número de medidas  $N$ , de forma a estimar os parâmetros do vetor  $\theta(t)$ , é determinada a Equação matricial 2.18.

$$Y = \phi\theta + \varepsilon \quad (2.18)$$

Em que a matriz de medidas tem um número de linhas maior que o de colunas (não quadrada) e é definida na Equação 2.19. Já o vetor de saída é representado pela Equação 2.20.

$$\phi = \begin{bmatrix} -y(-1) & -y(-2) & \cdots & -y(-na) & u(-d) & u(-d-1) & \cdots & u(-d-nb) \\ -y(0) & -y(-1) & \cdots & -y(1-na) & u(1-d) & u(-d) & \cdots & u(1-d-nb) \\ -y(1) & -y(0) & \cdots & -y(2-na) & u(2-d) & u(1-d) & \cdots & u(2-d-nb) \\ \vdots & \vdots \\ -y(N-2) & -y(N-3) & \cdots & -y(N-na-1) & u(N-d-2) & u(N-d-2) & \cdots & u(N-nb-2) \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

$$Y^T = [y(0) \quad y(1) \quad y(2) \quad \cdots \quad y(N-1)] \quad (2.20)$$

A estimação do vetor de parâmetros é obtida pelo procedimento dos mínimos quadrados (MQ), assim, definindo a estimativa  $\hat{\theta}$ , a melhor previsão da saída  $\hat{y}$  do sistema é calculada através da Equação 2.21, por meio dos valores de entrada e saída da matriz de medidas.

$$\hat{Y} = \phi \hat{\theta} \quad (2.21)$$

Toda estimação apresenta erros, no estimador MQ é gerado um erro de estimação  $\varepsilon$ , cujo valor é encontrado pela diferença entre o vetor de saída do sistema real e o vetor de saída estimado (Equação 2.22).

$$\varepsilon = Y - \hat{Y} = Y - \phi \hat{\theta} \quad (2.22)$$

Na Equação 2.22, a variável  $Y$  é o vetor de saída real e  $\hat{Y}$  é o vetor de saída estimado pelo MQ.

O estimador MQ de Markov é obtido ao se minimizar o erro de previsão através do critério da Equação 2.23.

$$J = \min_{\hat{\theta}} \left\| Y - \phi \hat{\theta} \right\|_W^2 = [Y - \phi \hat{\theta}]^T W [Y - \phi \hat{\theta}] \quad (2.23)$$

Sendo,  $W$  uma matriz definida positiva e simétrica (Equação 2.24),  $w(i)$  é a ponderação em cada componente do erro e, também, função da previsão da medida, isto significa dizer que quanto mais precisa a medida, maior é a ponderação.

$$W = \begin{bmatrix} w(0) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w(1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w(N-1) \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

O mínimo do estimador MQ ponderado é obtido quando a segunda derivada do critério  $J$  é maior que zero (Equação 2.25), e isso só ocorre se a matriz  $\phi^T w \phi$  for não-singular.

$$\frac{\partial J^2}{\partial \hat{\theta}^2} = 2 \phi^T w \phi > 0 \quad (2.25)$$

Fazendo-se algumas considerações matemáticas, demonstradas em Coelho (2004), e mantendo o sistema persistentemente excitado, de modo a evitar colunas linearmente dependentes na matriz  $\phi$ , o estimador MQ é obtido pela Equação 2.26.

$$\hat{\theta} = [\phi^T \phi]^{-1} \phi^T Y \quad (2.26)$$

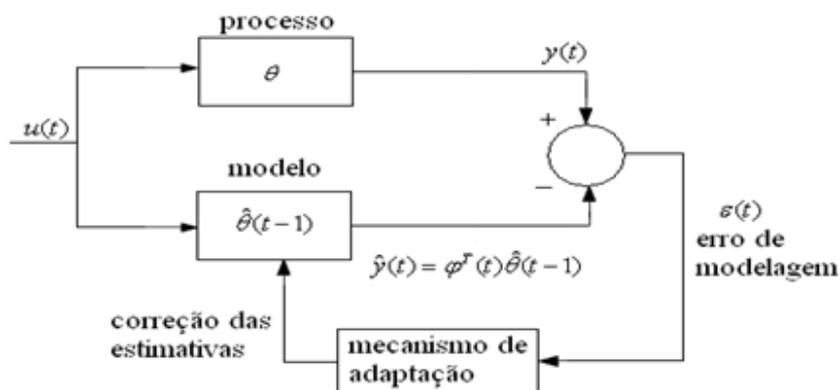
Para a Equação 2.26, é necessário se estabelecer que todos os erros de medida são ponderados com o mesmo peso pela matriz  $W$ . O vetor  $\hat{\theta}$  é uma variável aleatória, em que as propriedades mais importantes são a polarização e a covariância. Dessa forma, o estimador deve ser não-polarizado para o valor estimado convergir em direção ao valor real quanto maior o número de amostras das medições. Porém, para isso ocorrer, deve-se estabelecer uma perturbação com média nula e variância igual ao quadrado do desvio padrão do erro, além de se obter sinais de entrada e de saída estatisticamente independentes do erro (Coelho, 2004).

#### 2.4 ESTIMAÇÃO DE MODELO ARX POR MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVO

Devido à necessidade de estimação em tempo real para a detecção de faltas, o algoritmo do estimador MQ se torna inadequado, pois ele é baseado em um conjunto de medidas.

Porém, é possível reformular esse algoritmo, para que se torne iterativo, assim o modelo do sistema será atualizado a cada período de amostragem, de tal forma que o estimador é resintonizado caso a dinâmica do processo modifique.

Com essa alteração no algoritmo de estimação, o estimador passa a ser denominado por Mínimos Quadrados Recursivos (MQR) e o diagrama de blocos representativo desse método pode ser visto na Figura 2.2.



**Figura 2.2** – Procedimento iterativo na estimação de parâmetros.

**Fonte:** Coelho, 2004.

A formulação estimador MQR é definida a partir da comparação da estimativa das medidas nos instantes de 1 até N com a estimativa das medidas no instante de 1 até n+1.

Portanto, ao supor que no instante t+1 é obtido uma nova medida do sistema, os vetores de medida e de saída, das equações 2.19 e 2.20 são reescritos como é mostrado pelas equações 2.27 e 2.28, respectivamente.

$$\phi(t+1)^T = [\phi(1) \quad \phi(2) \quad \dots \quad \phi(t) \quad \phi(t+1)] = \begin{bmatrix} \phi(t) \\ \phi^T(t+1) \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

$$Y(t+1)^T = [y^T(1) \quad y^T(2) \quad \dots \quad y^T(t) \quad y^T(t+1)] = \begin{bmatrix} Y(t) \\ Y(t+1) \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

As estimativas no instante t+1 são calculadas pela Equação 2.29.

$$\hat{\theta}(t+1) = [\phi^T(t+1)\phi(t+1)]^{-1} \phi^T(t+1)Y(t+1) \quad (2.29)$$

Em que,

$$\phi^T(t+1)\phi(t+1) = \phi^T(t)\phi(t) + \phi(t+1)\phi^T(t+1) \quad (2.30)$$

Deste modo, a obtenção da matriz atual  $\phi^T(t+1)\phi(t+1)$  depende da atualização da matriz  $\phi^T(t)\phi(t)$  das correlações, uma vez conhecido  $\phi(t+1)$ .

Da mesma maneira, o termo  $\phi^T(t+1)Y(t+1)$  é atualizado pela Equação 2.31.

$$\phi^T(t+1)Y(t+1) = \phi^T(t)Y(t) + \phi(t+1)y(t+1) \quad (2.31)$$

Ao ser definido que

$$R(t) = \phi^T(t)Y(t) \quad (2.32)$$

e

$$P(t) = [\phi^T(t)\phi(t)]^{-1} \quad (2.33)$$

é obtido a atualização de  $R(t)$  pela Equação 2.34.

$$R(t+1) = R(t) + \phi(t+1)y(t+1) \quad (2.34)$$

Entretanto, a atualização de  $P(t)$ , sem a necessidade do cálculo de inversão de matriz, é dada pela Equação 2.35 e provada em Coelho (2004).

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\phi(t+1)\phi^T(t+1)P(t)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)} \quad (2.35)$$

Em conformidade com a Equação 2.36, que representa o erro entre a saída do processo real e a saída prevista pelo vetor de parâmetros estimados em instantes

anteriores a  $t$ , e efetuando algumas substituições, detalhadas em Coelho (2004), é determinado o ganho do estimador na Equação 2.37.

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \varphi^T(t+1)\hat{\theta}(t) \quad (2.36)$$

$$K(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{1 + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)} \quad (2.37)$$

O vetor de parâmetros estimados é atualizado a partir da Equação 2.38.

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K(t+1)\varepsilon(t+1) \quad (2.38)$$

Substituindo-se a Equação 2.37 na Equação 2.35, encontra-se a Equação 2.39 que executa a atualização da matriz de covariância  $P(t)$ .

$$P(t+1) = P(t) - K(t+1)[P(t)\varphi(t+1)]^T \quad (2.39)$$

## 2.5 ESTIMAÇÃO MQR DE PARÂMETROS VARIANTES NO TEMPO

Considerando-se que a falta influencia no valor dos parâmetros da função de transferência discreta do sistema estudado, se torna imprescindível à identificação de parâmetros variantes no tempo. Para isso, se torna necessário que o estimador MQR seja eficaz no rastreamento das mudanças que venham a ocorrer no sistema identificado.

Assim, para que a capacidade de adaptação desse estimador seja mantida de forma eficaz, deve ser evitado que o ganho do estimador se torne muito pequeno, pois a qualidade da estimação está diretamente relacionada à magnitude dos elementos da matriz de covariância, cujo ganho reduz pela convergência dos parâmetros estimados.

Em sistemas variantes no tempo, se torna evidente a contenção da redução desses elementos, para que possa acontecer a correlação dos estimadores e manter a capacidade de adaptação do estimador.

Neste trabalho essa contenção foi realizada através da utilização de um fator de esquecimento variável, que será detalhado no item subsequente.

### 2.5.1 Fator de Esquecimento ( $\lambda$ )

Este termo é entendido como uma capacidade mínima de adaptação, que admite maior importância as novas medidas, impedindo que o ganho da matriz de covariância do estimador tenda a zero (Coelho,2004).

O algoritmo da inserção de um elemento que assuma a função do fator de esquecimento no estimador MQR considera a matriz de covariância como mostrado na Equação 2.40.

$$P(t+1) = [\phi^T(t+1)\phi(t+1)]^{-1} \quad (2.40)$$

Em que

$$\phi^T(t+1)\phi(t+1) = \phi^T(t)\phi(t) + \varphi(t+1)\varphi^T(t+1) \quad (2.41)$$

Com o intuito de evitar que esse ganho se torne muito pequeno, é necessário introduzir, uma modificação na Equação 2.41, como é ilustrado na Equação 2.42.

$$\phi^T(t+1)\phi(t+1) = \lambda [\phi^T(t)\phi(t) + \varphi(t+1)\varphi^T(t+1)] \quad (2.42)$$

Em que  $\lambda$  é o fator de esquecimento, que pode assumir valores entre 0,95 e 1 para penalizar as medidas antigas em favor das novas (Coelho,2004).

Essa modificação significa que, quando o estimador MQR minimiza o critério da Equação 2.43, os erros recentes devem ser mais enfatizados em função dos antigos, assim, permitindo ao estimador se adaptar ao novo sistema.

$$J(N, \theta) = \sum_{t=1}^N [y(t) - \varphi^T(t)\theta]^2 \quad (2.43)$$

Portanto, para modelar as variações dos parâmetros com o acréscimo de  $\lambda$  o critério modifica-se para a Equação 2.44.

$$J(N, \theta) = \sum_{t=1}^N \lambda^{N-t} [y(t) - \varphi^T(t)\theta]^2 \quad (2.44)$$

Dessa maneira, as medidas velhas são exponencialmente “esquecidas” e às novas é dado maior destaque. O algoritmo MQR com o fator de esquecimento apresenta a forma mostrada pelas equações 2.45, 2.46 e 2.47, que são, respectivamente, o vetor de parâmetros estimados, o ganho do estimador e a matriz de covariância.

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K(t+1)[y(t+1) - \varphi^T(t+1)\hat{\theta}(t)] \quad (2.45)$$

$$K(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{\lambda + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)} \quad (2.46)$$

$$P(t+1) = \frac{1}{\lambda} \{P(t) - K(t+1)[P(t)\varphi(t+1)]^T\} \quad (2.47)$$

Para um dado fator de esquecimento o estimador MQR possibilita a previsão baseada nas últimas  $N_\lambda$  amostras de dados, que tem seu cálculo descrito na Equação 2.48.

$$N_\lambda = \frac{1}{1 - \lambda(t)} \quad (2.48)$$

Um efeito definido como “*blow up*” mantém o valor do traço da matriz de covariância em constante elevação, prejudicando a estimação, quando a planta está em regime por um longo período (Coelho, 2004). Pretendendo eliminar esse efeito, foi utilizado o fator de esquecimento variável com traço limitado de  $P(t)$ .

Esse método consiste em limitar um valor mínimo para o traço da matriz de covariância e iniciar a estimação com um fator de esquecimento unitário, como exposto na Equação 2.49.

$$\lambda(t) \begin{cases} \frac{t_r[P(t)]}{t_{r0}}, & \text{se } t_r[P(t)] < t_{r0} \\ 1, & \text{se } t_r[P(t)] > t_{r0} \end{cases} \quad (2.49)$$

O estimador MQR com fator de esquecimento variável deste trabalho foi todo programado em um arquivo *M-file* do programa *Matlab* e executado como uma *S-function* em ambiente *Simulink* (apêndices B e C).

O sistema de tanques estudado apresenta a configuração SIMO, com duas saídas. Devido a isso, foi elaborado um estimador MQR para cada tanque, transformando a planta em dois sistemas SISO desacoplados. O sinal de entrada e de saída de cada estimador consiste na vazão de entrada e nos valores de nível do tanque estimado.

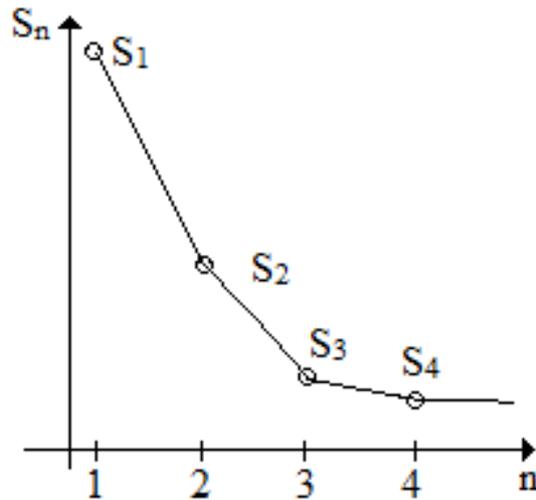
## 2.6 SELEÇÃO DA ORDEM DO MODELO ESTIMADO

A seleção a priori da ordem adequada do sistema a ser identificado é de extrema importância na estimação de parâmetros, pois, se um modelo de ordem inapropriada é empregado, podem ocorrer erros ou redundância de termos, aumentando desnecessariamente o tempo de processamento do algoritmo (Coelho, 2004).

Neste trabalho, foi empregado o critério da soma dos quadrados do erro de predição ( $S_n$ ), apresentado pela Equação 2.50, para a seleção da ordem adequada do modelo do sistema de tanque estudado. Nesse método, quando a ordem do modelo estimado aumenta, a soma do erro quadrático reduz de valor.

$$S_n = \sum_{j=1}^t [y(j) - \phi^T(j)\hat{\theta}]^2 \quad (2.50)$$

Assim, se a diminuição de  $S_n$  é atenuada entre dois modelos de ordem  $n_1$  e  $n_2$ , em que  $n_2$  é maior que  $n_1$ , isso significa que um aumento na ordem do modelo resultará em uma redução desprezível no valor do critério. Portanto, a ordem  $n^*$  de um modelo pode ser seleccionada no instante em que a reta  $\Delta S_n / \Delta n$  é íngreme para  $n_1 < n^*$  e suave para  $n_2 > n^*$  (Coelho, 2004), como é mostrado na Figura 2.3.

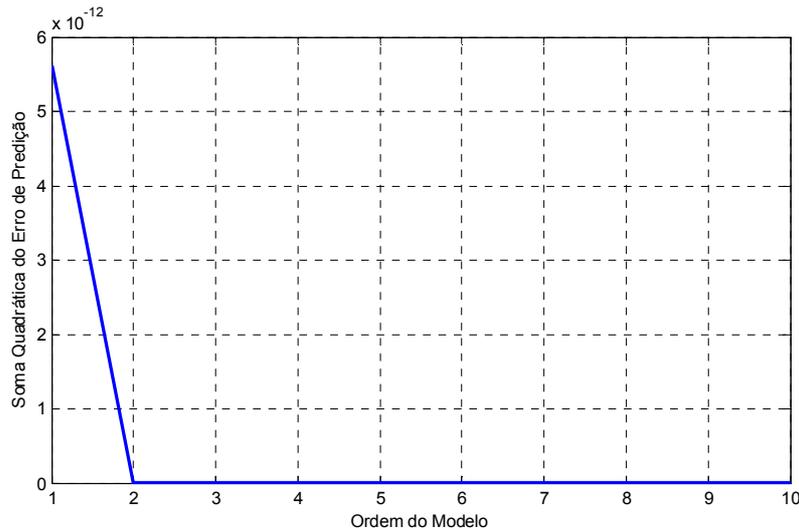


**Figura 2.3** - Teste de detecção da ordem do sistema.

**Fonte:** Adaptado de Coelho, 2004.

Na Figura 2.3, a ordem mais adequada do sistema hipotético seria a terceira ordem, onde a diminuição de  $S_n$  é desprezível para ordens superiores a essa, enquanto que a redução do valor do erro quadrático de predição dos modelos de ordem inferior é considerável.

Com o objetivo de definir uma ordem adequada ao modelo do sistema de tanques, foram executadas estimações, ao variar a ordem do modelo entre a primeira e a décima ordem, sendo seleccionada a terceira ordem como a que melhor representa o sistema em estudo, já que na Figura 2.4 pode ser percebido que a partir da segunda ordem o erro de predição se torna constante.



**Figura 2.4** - Seleção da ordem do modelo do sistema de tanque.

## 2.7 SELEÇÃO DO SINAL DE ENTRADA

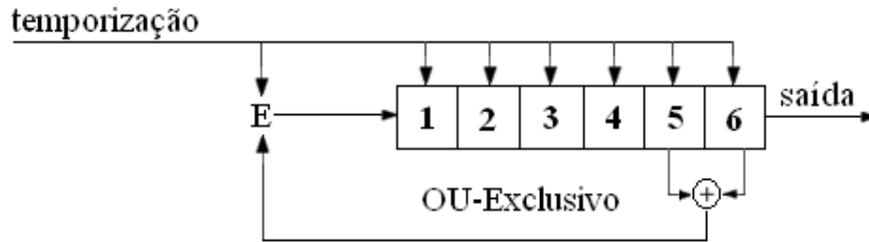
A escolha de um sinal a ser aplicado na entrada da planta, a fim de estimar seus parâmetros pelo método do MQR, foi justificada pela condição de excitação, que garante a invertibilidade da matriz  $\phi^T(t+1)\phi^T(t+1)$ , mantendo as colunas e linhas linearmente independentes, através de uma entrada que varie suficientemente para isso. Dessa maneira, o sinal de entrada excita os modos do sistema, forçando-o a revelar suas características dinâmicas no respectivo sinal de saída (Coelho, 2004).

Para garantir essa condição de excitação é possível utilizar uma sequência denominada Sinal Binário Pseudo-Aleatório (SBPA), definido em Aguirre (2000) como, sinais que tem apenas dois valores de amplitude possíveis, em que a mudança entre esses dois valores é determinística, ocorre em instantes bem definidos ( $T_{bit}$ ), e, assim, possibilita a repetição exata do mesmo sinal diversas vezes.

O SBPA é denominado pseudo-aleatório por apresentar um período de repetição ( $T_{Rsbpa}$ ) calculado pela Equação 2.51, em que essa repetição depende do número de bits do registrador de deslocamento  $n$  e do intervalo  $T_{bit}$ .

$$T_{Rsbpa} = (2^n - 1)T_{bit} \quad (2.51)$$

Um tipo de SBPA bem comum e de fácil geração é a sequência de comprimento máximo (ou sequência m), os quais podem ser reproduzidos utilizando o registradores de deslocamento com uma porta E e outra porta OU EXCLUSIVO, conforme Figura 2.5.



**Figura 2.5** – Circuitos para gerar sinais SBPA.

**Fonte:** Aguirre, 2000.

As operações lógicas são realizadas entre alguns bits do registrador de deslocamento, sendo que as combinações de bits que resultam em uma sequência  $m$  são mostradas na Figura 2.6 e dependem do valor de  $n$ .

$n$	$N=2^n-1$	bits usados pela porta OU-Exclusivo
2	3	1 e 2
3	7	2 e 3
4	15	3 e 4
5	31	3 e 5
6	63	5 e 6
7	127	4 e 7
8	255	2,3,4 e 8
9	511	5 e 9
10	1023	7 e 10
11	2047	9 e 11

**Figura 2.6** – Quadro de conexões para gerar sinais de sequência  $m$ .

**Fonte:** Aguirre, 2000.

Os valores de  $n$  e do intervalo  $T_{bit}$  pode ser determinado através das equações 2.52 e 2.53, em que  $f_{min}$  e  $f_{max}$  são, respectivamente, as frequências de corte mínima e máxima do sistema identificado.

$$f_{min} \approx \frac{1}{(2^n - 1)T_{bit}} \quad (2.52)$$

$$f_{max} \approx \frac{1}{3T_{bit}} \quad (2.53)$$

O sinal SBPA aplicado ao sistema de tanque simulado foi adaptado do arquivo *M-file* do programa *Matlab* desenvolvido em Nascimento (2008) e executado como uma *S-function* em ambiente *Simulink*.

O SBPA foi projetado com amplitude de  $2 \text{ cm}^3/\text{s}$  e somado ao sinal de vazão de entrada de cada ponto de operação testado, com tempo de deslocamento de 15.6245 segundos e 8 células,. Tais parâmetros forma determinados através da máxima e da mínima frequência da planta, que são respectivamente: 0,021334 Hz e 0,00019881 Hz. Esse sinal é apresentado nas Figuras 2.7, 2.8 e 2.9.

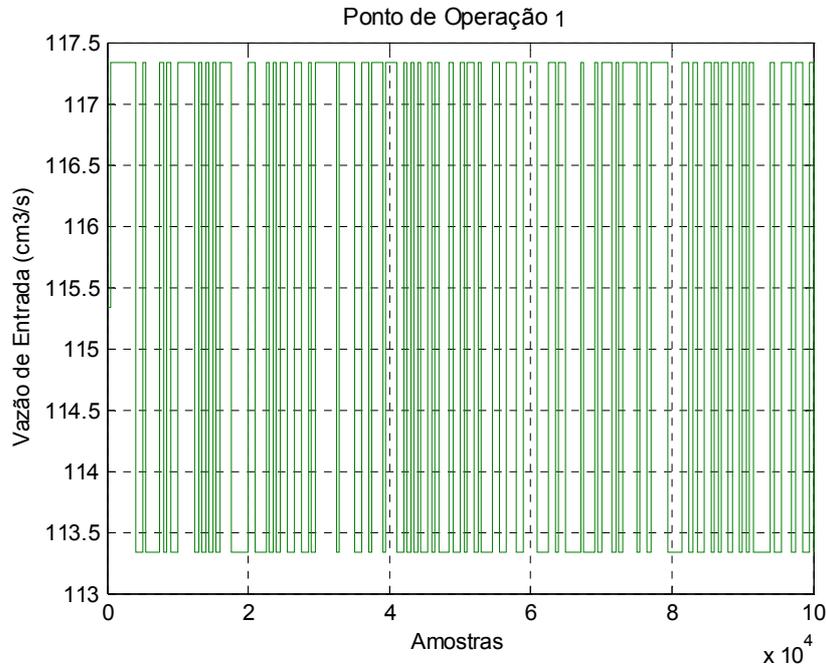


Figura 2.7 – Sinal SBPA somado a vazão de entrada de  $115,34 \text{ cm}^3/\text{s}$ .

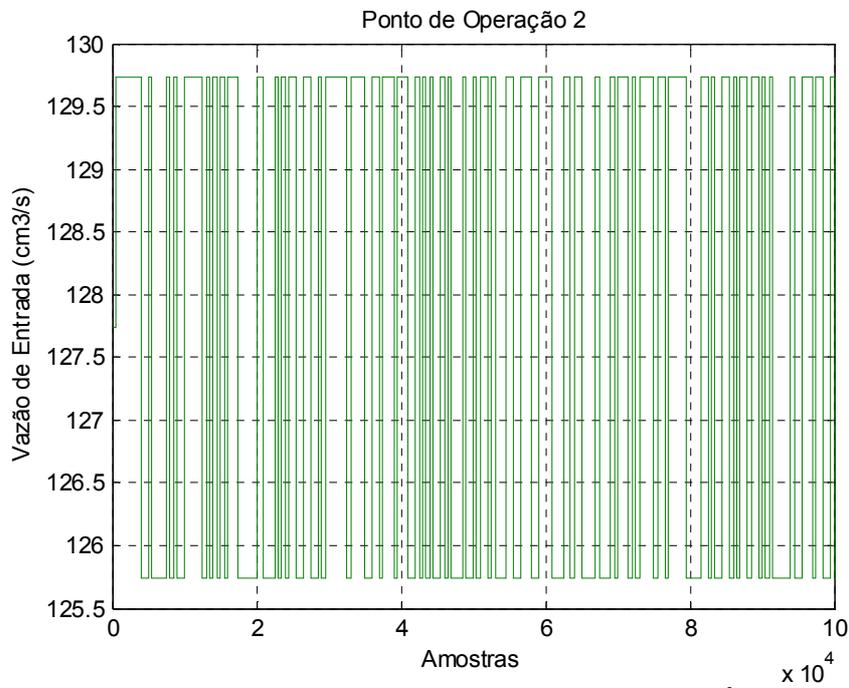
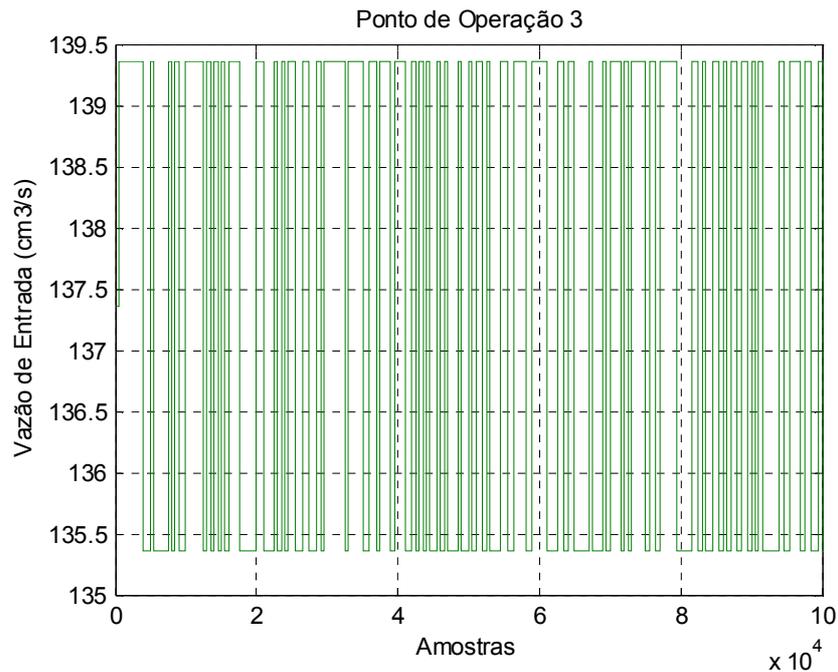


Figura 2.8 – Sinal SBPA somado a vazão de entrada de  $127,74 \text{ cm}^3/\text{s}$ .



**Figura 2.9** – Sinal SBPA somado a vazão de entrada de  $137.36 \text{ cm}^3/\text{s}$ .

## 2.8 VALIDAÇÃO DA ESTIMAÇÃO MQR

Uma vez estimados os parâmetros do modelo da planta em estudo, deve-se atribuir uma qualidade a essa estimativa. Isso foi feito, neste trabalho, através da análise da comparação entre a saída real do sistema simulado e a saída estimada pelo MQR.

## 2.9 CONCLUSÃO

Nesse capítulo foram apresentados os procedimentos e etapas que constituem o método de estimação da variação dos parâmetros do modelo ARX de um sistema de tanques, através de um estimador de mínimos quadrados recursivos com fator de esquecimento variável limitado pelo traço da matriz  $P(t)$ .

A metodologia discutida será de fundamental importância como base para os métodos de detecção e diagnósticos de faltas apresentados no capítulo 4 desse trabalho.

### CAPÍTULO III

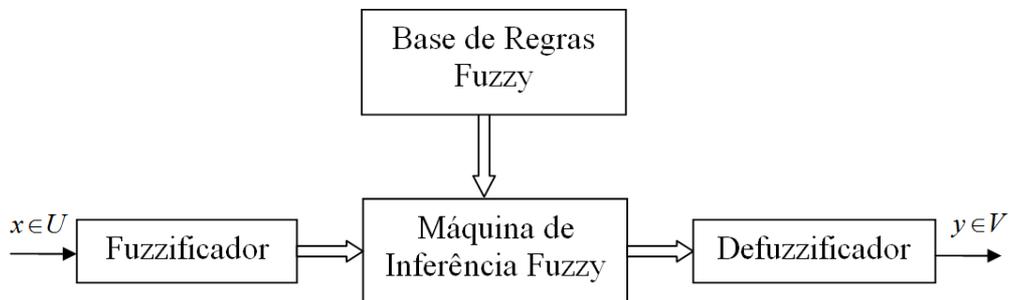
## SISTEMAS FUZZY

Neste capítulo será mostrado que os sistemas fuzzy são constituídos de conjuntos fuzzy e regras SE-ENTÃO, estruturados no conhecimento heurístico de especialistas.

A função de pertinência  $\mu$  de um conjunto fuzzy pode assumir valores que variam continuamente no intervalo entre 0 e 1 (*fuzzyficação*), o que difere dos conjuntos crisp, os quais possuem pertinências que só podem assumir valores discretos iguais a 0 ou 1.

Um sistema fuzzy utiliza os conjuntos atribuindo-os um nome (variável lingüística) que tem como função a integração do conjunto contínuo de valores que as variáveis simbolizam com a base de regras característica do sistema. A responsável por essa integração é denominada *máquina de inferência fuzzy*. E após isso essas variáveis são atribuídas a um conjunto de saída (*defuzzyficação*).

Na Figura 3.1 é possível visualizar um esquema, em diagrama de blocos, que representa, de forma geral, todas as etapas de um sistema fuzzy.



**Figura 3.1** – Esquema representativo das etapas de um sistema fuzzy.

### 3.1 CONJUNTOS FUZZY

A Equação 3.1 apresenta a definição de um conjunto fuzzy geral  $A \in U$ , que é representado como um conjunto de pares ordenados de um elemento genérico ( $x$ ) com os valores da função de pertinência ( $\mu_A$ ) correspondentes a  $x$  (Wang, 1997).

$$A = \{(x, \mu_A(x) | x \in U\} \quad (3.1)$$

Esse conjunto é a coleção de todos os pontos  $x \in U$  relacionados à função de pertinência  $\mu_A$ , como pode ser visualizado na Equação 3.2, para valores contínuos, e na Equação 3.3, para valores discretos.

$$A = \int_U \mu_A(x) / x \, dx \quad (3.2)$$

$$A = \sum_U \mu_A(x) / x \quad (3.3)$$

### 3.2 OPERAÇÃO EM CONJUNTOS FUZZY

Os conjuntos fuzzy precisam de algumas definições quanto a operações básicas, já que as operações de “união”, “interseção” e “negação” não podem mais receber a mesma definição que aquelas dadas em conjuntos convencionais crisp. Assim, se torna necessária a definição de algumas funções básicas à lógica dos conjuntos de sistemas fuzzy, tais como: a “norma-s”, “norma-t”, a “negação” a operação “e”, “ou” e a implicação “se-então” (Simões et al, 2007)..

#### 3.2.1 Norma-S

Em operações entre conjuntos fuzzy que têm o significado da operação “união” ou do operador lógico “ou”, pode-se aplicar a norma-s. Para isso, se torna necessário que, no mínimo, os quatro axiomas a seguir sejam obedecidos, para a definição de uma função  $s$  (Simões et al, 2007).

- ✓ Condição de Limite:  $\begin{cases} s(1,1) = 1 \\ s(a,0) = s(0,a) = a \end{cases}$
- ✓ Comutatividade:  $s(a,b) = s(b,a)$
- ✓ Condição de Não-Redução:  $\begin{cases} \text{Se } a \leq a' \text{ e } b \leq b' \\ \text{Então } s(a,b) \leq s(a',b') \end{cases}$
- ✓ Associatividade:  $s((a,b),c) = s(a,(b,c))$

Essa operação pode se configurar, também, como o máximo das funções de pertinência (Equação 3.3).

$$s[\mu_A, \mu_B] = \mu_{A \cup B} = \text{máx}[\mu_A, \mu_B] \quad (3.3)$$

### 3.2.2 Norma-T

A norma-t pode ser utilizada em operações com significados de “interseção” e da operação lógica “e”, também, restrito aos axiomas descritos a seguir (Simões et al, 2007).

- ✓ Condição de Limite:  $\begin{cases} t(0,0) = 0 \\ t(a,1) = t(1,a) = a \end{cases}$
- ✓ Comutatividade:  $t(a,b) = t(b,a)$
- ✓ Condição de Não-Redução:  $\begin{cases} \text{Se } a \leq a' \text{ e } b \leq b' \\ \text{Então } t(a,b) \leq t(a',b') \end{cases}$
- ✓ Associatividade:  $t((a,b),c) = t(a,(b,c))$

A norma-t pode representar, também, o mínimo entre as funções de pertinência como se pode observar na Equação 3.4.

$$t[\mu_A, \mu_B] = \mu_{A \cap B} = \min[\mu_A, \mu_B] \quad (3.4)$$

Além disso, essa operação assume também o significado importante do produto algébrico, mostrado na Equação 3.5.

$$t[a,b] = ab \quad (3.5)$$

### 3.2.3 Negação

O operador de negação é definido como o complemento da função de pertinência do conjunto que é negado, como mostrado na Equação 3.6 (Simões et al, 2007).

$$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A \quad (3.6)$$

### 3.2.4 Implicação de Mandani (Se-Então)

As regras do tipo se-então, utilizadas para compor a base de regras do sistema fuzzy, tem por função a definição da relação entre os valores de entrada e de saída. A expressão “se  $p$  então  $q$ ” ( $p \rightarrow q$ ) é definida através da tabela verdade, mostrada na Figura 3.2, respectiva a  $p$  que implica  $q$  (Simões et al, 2007).

A expressão “ $p$  que implica  $q$ ” pode ser apresentada como na Equação 3.7, em que  $\wedge$  representa o operador lógico “e”,  $\vee$  representa o operador lógico “ou” e  $\bar{p}$  representa a negação de  $p$ .

$p$	$q$	$p \rightarrow q$
Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro
Verdadeiro	Falso	Falso
Falso	Verdadeiro	Verdadeiro
Falso	Falso	Verdadeiro

**Figura 3.2** – Quadro da tabela verdade da Implicação.

$$p \rightarrow q \leftrightarrow (p \wedge q) \vee \bar{q} \tag{3.7}$$

Esta solução para a implicação  $p \rightarrow q$  é suficiente apenas para conjuntos convencionais, onde a Figura 13 pode abranger todos os casos possíveis para a resposta.

No caso dos conjuntos fuzzy, a implicação apenas significará uma solução restrita, em que se faz necessário a aplicação de outras regras que descrevam, de uma forma ampla, o resultado da implicação. Assim, a implicação em conjuntos fuzzy pode ser da forma da Equação 3.8.

$$p \rightarrow q \leftrightarrow p \wedge q \tag{3.8}$$

Essa aproximação significa que, para implicações do tipo se-então, pode-se considerar a norma-t entre  $p$  e  $q$ , que é denominada de implicação de Mandani na norma-t entre as funções de pertinência dos conjuntos fuzzy envolvidos.

### 3.3 FUZZYFICADORES

Fuzzificação é uma conversão do domínio dos reais para o domínio fuzzy. Essa etapa consiste em atribuir, a esses valores reais, um conjunto fuzzy de variáveis lingüísticas relacionada a ele.

Portanto, para um valor  $x^* \in U$  pode ser atribuído um conjunto fuzzy de forma que ele contenha  $x^*$  como o elemento de maior pertinência no conjunto (Wang,1997).

Existem vários tipos de fuzzificadores, porém os de maior relevância são o fuzzificador gaussiano e o fuzzificador triangular, sendo o segundo aplicado nesta dissertação.

- ✓ **Fuzzificador Gaussiano:** mapeia  $x^* \in U$  em um conjunto  $A'$  em  $U$  o qual se atribui uma função de pertinência igual a da Equação 3.9.

$$\mu_{A'}(x) = e^{-\left(\frac{x_1 - x_1^*}{a_1}\right)^2} * \dots * e^{-\left(\frac{x_n - x_n^*}{a_n}\right)^2} \quad (3.9)$$

- ✓ **Fuzzificador Triangular:** mapeia  $x^* \in U$  em um conjunto  $A'$  em  $U$  o qual se atribui uma função de pertinência igual a da Equação 3.10.

$$\mu_{A'}(x) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|x_1 - x_1^*|}{b_1}\right) * \dots * \left(1 - \frac{|x_n - x_n^*|}{b_n}\right); & x = |x_i - x_i^*| \leq b_i \\ 0; & x = |x_i - x_i^*| > b_i \end{cases} \quad (3.10)$$

### 3.4 DEFUZZIFICADORES

O defuzzificador é definido como um mapeamento das variáveis linguísticas em valores crisp, com o objetivo de especificar um ponto no universo de discurso que melhor representa o conjunto fuzzy (wang,1997).

Dentre os diversos tipos de defuzzificadores, pode ser citado o método da média dos centros, pois foi a utilizada neste trabalho. Nessa técnica os picos das funções de pertinência e as contribuições múltiplas das regras são considerados.

Portanto, o valor de defuzzificação é determinado achando-se o ponto de apoio onde os pesos ficam equilibrados, como demonstrado pela Equação 3.11.

$$y_0(x) = \frac{\sum_{r=1}^R \mu^r(x) y^r}{\sum_{r=1}^R \mu^r(x)} \quad (3.11)$$

Em que,  $y_0(x)$  é o valor defuzzificado em função da entrada,  $r$  é o número da regra ativada,  $R$  é a quantidade de regras ativadas,  $\mu^r(x)$  é o valor da função de pertinência do conjunto  $x$  e  $y^r$  é o valor da saída para determinada regra.

### 3.5 BASE DE REGRAS FUZZY

A Base de Regras Fuzzy consiste em um conjunto de regras SE-ENTÃO, que deve ser implementado de maneira eficiente e adequada, de tal forma que seja completo, consistente e contínuo (wang,1997).

Esse conjunto é classificado como completo se, para toda variável linguística fuzzy, existe pelo menos uma regra na base de regras. Já um conjunto consistente, apresenta regras com partes SE não iguais e partes ENTÃO diferentes. Para classificar o conjunto de regras fuzzy como contínuo, ele não deve possuir interseções vazias na parte ENTÃO dos conjuntos fuzzy (wang,1997).

Essa base tem por objetivo relacionar as variáveis lingüísticas fuzzy de entrada e saída e é formada para abranger todas as prováveis combinações entre essas variáveis (Simões et al, 2007).

### 3.6 MODELO FUZZY PARAMÉTRICO TAKAGI-SUGENO (TS)

Em termos de modelagem, é sabido que os modelos TS têm a capacidade de aproximar uniformemente funções quaisquer em um domínio compacto. Em outras palavras, esse modelo tem a capacidade de aproximação universal (Wang, 1997).

Além disso, uma vantagem sobre outros modelos fuzzy é o fato dos consequentes serem sistemas dinâmicos, demandando uma menor quantidade de regras se-então, o que facilita substancialmente a tarefa de identificação de modelos (Wang, 1997).

A forma paramétrica das regras fuzzy tem o formato genérico da Equação 3.13.

$$\begin{aligned}
 &SE\ x'_1 = \mu^r(x_1)\ E\ x'_2 = \mu^r(x_2)\ E\ \dots\ E\ x'_n = \mu^r(x_n) \\
 &ENTÃO\ y(t) = a^r_0 + a^r_1 x'_1 + \dots + a^r_n x'_n
 \end{aligned}
 \tag{3.13}$$

Em que,  $x'_n$  é a variável de entrada,  $\mu^r(x_n)$  é a função de pertinência linguística fuzzy e os coeficientes  $a^r_n$  formam o conjunto de parâmetros a ser determinado.

Essa abordagem de sistemas fuzzy combina o método baseado em regras com o método matemático: em que a parte antecedente da regra define os termos superpostos relacionados à transferência de entrada e saída, enquanto que a parte consequente define aproximações lineares para esses trechos (Simões et al, 2007).

### 3.7 IMPLEMENTAÇÃO DE SISTEMAS FUZZY PARA ESTIMAÇÃO E RASTREAMENTO DE PARÂMETROS INDICATIVOS DE FALTA

Neste trabalho foram elaborados um rastreador fuzzy de parâmetros e um estimador “on line” com supervisão fuzzy.

O rastreador fuzzy tem como sinais de entrada a vazão de entrada da planta e o valor percentual de falta atuante no sistema de tanques. A fuzzyficação desses sinais foi realizada por conjuntos fuzzy triangulares, mostrados nas Figuras 3.3 e 3.4.

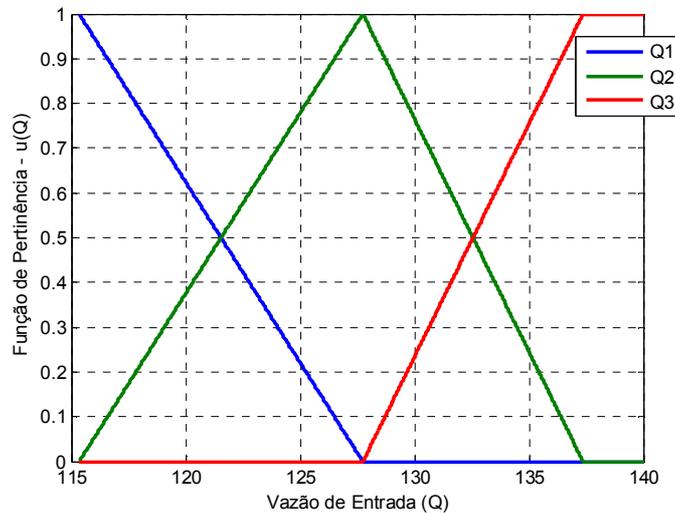


Figura 3.3 – Conjunto de fuzzyficação da vazão de entrada.

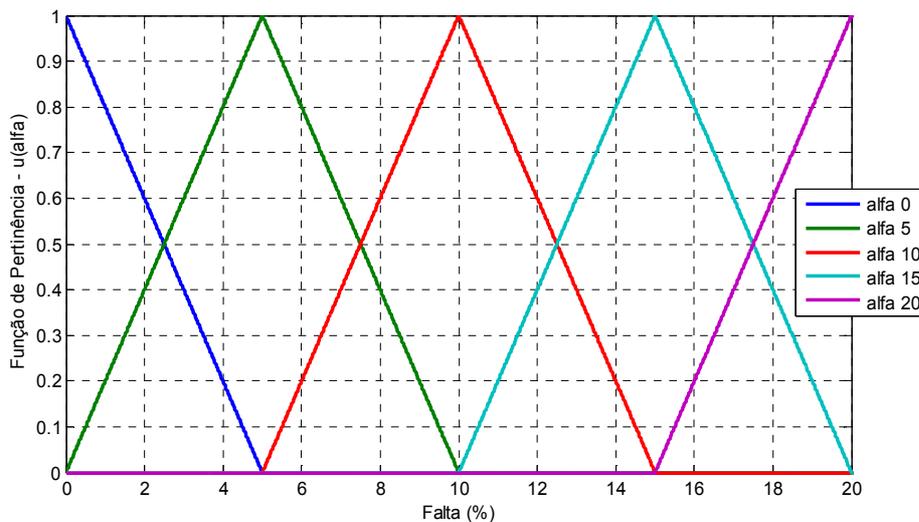


Figura 15 – Conjunto de fuzzyficação do percentual de falta.

Na Figura 3.3, Q1, Q2 e Q3 indicam os três diferentes pontos de operação do sistema de tanque, situados, respectivamente, em 115,34 cm³/s, 127,74 cm³/s e 137,36 cm³/s. Já na Figura 3.4,  $\alpha_0$ ,  $\alpha_5$ ,  $\alpha_{10}$ ,  $\alpha_{15}$  e  $\alpha_{20}$  representam os valores de ocorrência de falta em 0%, 5%, 10%, 15% e 20%, respectivamente, na planta.

Na saída desse sistema, são calculados os valores dos parâmetros respectivos aos sinais de entrada pela defuzzyficação com o método da Média dos Centros, cuja fórmula é apresentada na Equação 3.14.

$$a(Q, \alpha) = \frac{\sum_{r=1}^R [\mu^r(Q^r) \cdot \mu^r(\alpha^r) \cdot a(Q^r, \alpha^r)]}{\sum_{r=1}^R \mu^r(Q^r) \cdot \mu^r(\alpha^r)} \quad (3.14)$$

Na Equação 3.14,  $a(Q, \alpha)$  é o valor do parâmetro calculado;  $\mu^r(Q^r)$  e  $\mu^r(\alpha^r)$  são, respectivamente as funções de pertinência da vazão de entrada e do percentual de falta correspondente a cada regra ativada e, por fim,  $a(Q^r, \alpha^r)$  é o valor do parâmetro de cada regra ativada.

Por fim, a base de regras fuzzy, que relaciona os valores dos parâmetros rastreados na saída com os conjuntos de entrada é apresentada na Figura 3.5.

r <sub>1</sub> :	SE	$Q^1=Q_1$	E	$\alpha^1=\alpha_0$	ENTÃO	$a_1^1 = a_1(Q^1, \alpha^1)$	E	$a_3^1 = a_3(Q^1, \alpha^1)$
r <sub>2</sub> :	SE	$Q^2=Q_1$	E	$\alpha^2=\alpha_5$	ENTÃO	$a_1^2 = a_1(Q^2, \alpha^2)$	E	$a_3^2 = a_3(Q^2, \alpha^2)$
r <sub>3</sub> :	SE	$Q^3=Q_1$	E	$\alpha^3=\alpha_{10}$	ENTÃO	$a_1^3 = a_1(Q^3, \alpha^3)$	E	$a_3^3 = a_3(Q^3, \alpha^3)$
r <sub>4</sub> :	SE	$Q^4=Q_1$	E	$\alpha^4=\alpha_{15}$	ENTÃO	$a_1^4 = a_1(Q^4, \alpha^4)$	E	$a_3^4 = a_3(Q^4, \alpha^4)$
r <sub>5</sub> :	SE	$Q^5=Q_1$	E	$\alpha^5=\alpha_{20}$	ENTÃO	$a_1^5 = a_1(Q^5, \alpha^5)$	E	$a_3^5 = a_3(Q^5, \alpha^5)$
r <sub>6</sub> :	SE	$Q^6=Q_2$	E	$\alpha^6=\alpha_0$	ENTÃO	$a_1^6 = a_1(Q^6, \alpha^6)$	E	$a_3^6 = a_3(Q^6, \alpha^6)$
r <sub>7</sub> :	SE	$Q^7=Q_2$	E	$\alpha^7=\alpha_5$	ENTÃO	$a_1^7 = a_1(Q^7, \alpha^7)$	E	$a_3^7 = a_3(Q^7, \alpha^7)$
r <sub>8</sub> :	SE	$Q^8=Q_2$	E	$\alpha^8=\alpha_{10}$	ENTÃO	$a_1^8 = a_1(Q^8, \alpha^8)$	E	$a_3^8 = a_3(Q^8, \alpha^8)$
r <sub>9</sub> :	SE	$Q^9=Q_2$	E	$\alpha^9=\alpha_{15}$	ENTÃO	$a_1^9 = a_1(Q^9, \alpha^9)$	E	$a_3^9 = a_3(Q^9, \alpha^9)$
r <sub>10</sub> :	SE	$Q^{10}=Q_2$	E	$\alpha^{10}=\alpha_{20}$	ENTÃO	$a_1^{10} = a_1(Q^{10}, \alpha^{10})$	E	$a_3^{10} = a_3(Q^{10}, \alpha^{10})$
r <sub>11</sub> :	SE	$Q^{11}=Q_3$	E	$\alpha^{11}=\alpha_0$	ENTÃO	$a_1^{11} = a_1(Q^{11}, \alpha^{11})$	E	$a_3^{11} = a_3(Q^{11}, \alpha^{11})$
r <sub>12</sub> :	SE	$Q^{12}=Q_3$	E	$\alpha^{12}=\alpha_5$	ENTÃO	$a_1^{12} = a_1(Q^{12}, \alpha^{12})$	E	$a_3^{12} = a_3(Q^{12}, \alpha^{12})$
r <sub>13</sub> :	SE	$Q^{13}=Q_3$	E	$\alpha^{13}=\alpha_{10}$	ENTÃO	$a_1^{13} = a_1(Q^{13}, \alpha^{13})$	E	$a_3^{13} = a_3(Q^{13}, \alpha^{13})$
r <sub>14</sub> :	SE	$Q^{14}=Q_3$	E	$\alpha^{14}=\alpha_{15}$	ENTÃO	$a_1^{14} = a_1(Q^{14}, \alpha^{14})$	E	$a_3^{14} = a_3(Q^{14}, \alpha^{14})$
r <sub>15</sub> :	SE	$Q^{15}=Q_3$	E	$\alpha^{15}=\alpha_{20}$	ENTÃO	$a_1^{15} = a_1(Q^{15}, \alpha^{15})$	E	$a_3^{15} = a_3(Q^{15}, \alpha^{15})$

Figura 3.5 – Quadro da base de regras do sistema fuzzy rastreador.

O estimador com supervisão fuzzy foi desenvolvido levando em conta o desacoplamento do sistema, ou seja, um estimador para cada tanque da planta. Cada sistema tem como sinal de entrada a vazão de entrada do sistema de tanques e o valor do nível do tanque que está sendo estimado.

Nas Figuras 3.6 e 3.7 são mostrados os conjuntos fuzzy triangulares de fuzzyficação dos sinais de entrada do estimador.

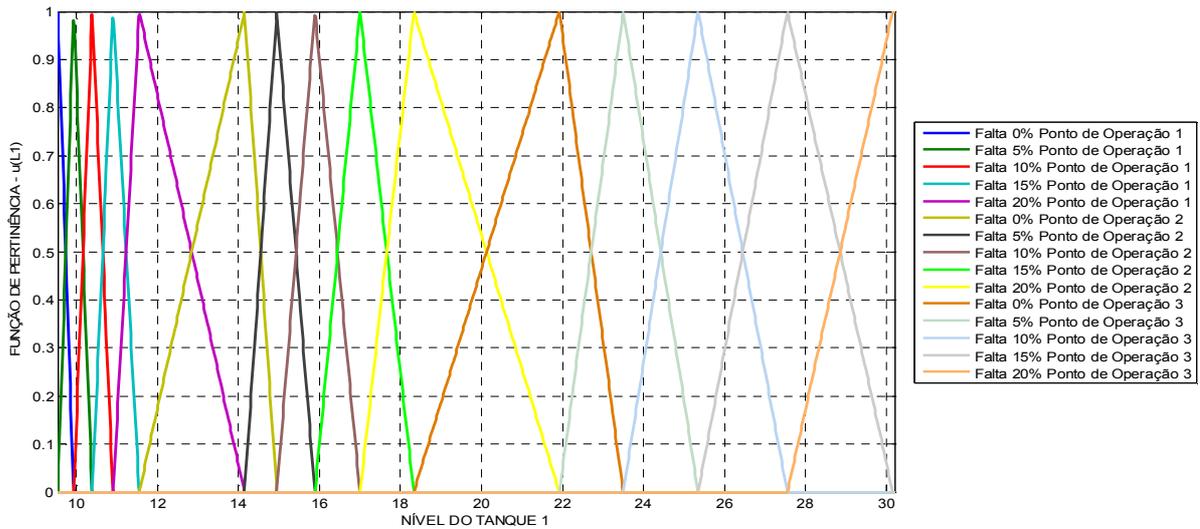


Figura 3.6 – Conjunto de fuzzyficação do nível do tanque 1 nos três pontos de operação.

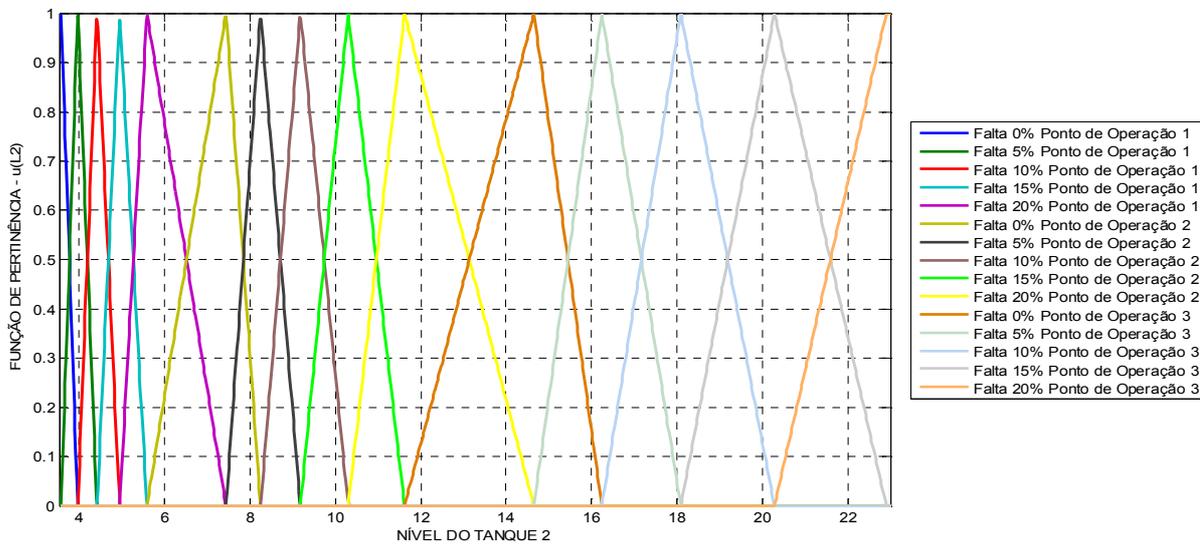


Figura 3.7 – Conjunto de fuzzyficação do nível do tanque 2 nos três pontos de operação.

Da mesma forma que no rastreador, foi utilizado o método da Média dos Centros para a defuzzyficação do estimador, como mostrado na Equação 3.15.

$$a(Q, \alpha) = \frac{\sum_{r=1}^R [\mu^r(Q^r) \cdot \mu^r(L^r) \cdot a(Q^r, \alpha^r)]}{\sum_{r=1}^R \mu^r(Q^r) \cdot \mu^r(L^r)} \quad (3.15)$$

Na Equação 3.15,  $a(Q, \alpha)$  é o valor do parâmetro calculado;  $\mu^r(Q^r)$  e  $\mu^r(L^r)$  são, respectivamente as funções de pertinência da vazão de entrada e do nível do tanque estimado correspondente a cada regra ativada e  $a(Q^r, \alpha^r)$  é o valor do parâmetro de cada regra ativada.

Finalmente, a base de regras dos estimadores é apresentada, para cada tanque, nas Figuras 3.8 e 3.9.

<b>r<sub>1</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^1=Q_1$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a0}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^1 = a_1(Q^1, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^1 = a_3(Q^1, L_1)$
<b>r<sub>2</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^2=Q_1$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a5}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^2 = a_1(Q^2, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^2 = a_3(Q^2, L_1)$
<b>r<sub>3</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^3=Q_1$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a10}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^3 = a_1(Q^3, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^3 = a_3(Q^3, L_1)$
<b>r<sub>4</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^4=Q_1$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a15}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^4 = a_1(Q^4, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^4 = a_3(Q^4, L_1)$
<b>r<sub>5</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^5=Q_1$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a20}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^5 = a_1(Q^5, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^5 = a_3(Q^5, L_1)$
<b>r<sub>6</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^6=Q_2$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a0}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^6 = a_1(Q^6, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^6 = a_3(Q^6, L_1)$
<b>r<sub>7</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^7=Q_2$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a5}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^7 = a_1(Q^7, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^7 = a_3(Q^7, L_1)$
<b>r<sub>8</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^8=Q_2$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a10}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^8 = a_1(Q^8, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^8 = a_3(Q^8, L_1)$
<b>r<sub>9</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^9=Q_2$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a15}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^9 = a_1(Q^9, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^9 = a_3(Q^9, L_1)$
<b>r<sub>10</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{10}=Q_2$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a20}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{10} = a_1(Q^{10}, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^{10} = a_3(Q^{10}, L_1)$
<b>r<sub>11</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{11}=Q_3$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a0}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{11} = a_1(Q^{11}, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^{11} = a_3(Q^{11}, L_1)$
<b>r<sub>12</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{12}=Q_3$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a5}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{12} = a_1(Q^{12}, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^{12} = a_3(Q^{12}, L_1)$
<b>r<sub>13</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{13}=Q_3$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a10}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{13} = a_1(Q^{13}, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^{13} = a_3(Q^{13}, L_1)$
<b>r<sub>14</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{14}=Q_3$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a15}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{14} = a_1(Q^{14}, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^{14} = a_3(Q^{14}, L_1)$
<b>r<sub>15</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{15}=Q_3$	<b>E</b>	$L_1=L_{1a20}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{15} = a_1(Q^{15}, L_1)$	<b>E</b>	$a_3^{15} = a_3(Q^{15}, L_1)$

Figura 3.8 – Quadro da base de regras do sistema fuzzy estimador do tanque 1.

<b>r<sub>1</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^1=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a0}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^1 = a_1(Q^1, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^1 = a_3(Q^1, L_2)$
<b>r<sub>2</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^2=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a5}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^2 = a_1(Q^2, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^2 = a_3(Q^2, L_2)$
<b>r<sub>3</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^3=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a10}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^3 = a_1(Q^3, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^3 = a_3(Q^3, L_2)$
<b>r<sub>4</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^4=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a15}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^4 = a_1(Q^4, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^4 = a_3(Q^4, L_2)$
<b>r<sub>5</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^5=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a20}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^5 = a_1(Q^5, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^5 = a_3(Q^5, L_2)$
<b>r<sub>6</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^6=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a0}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^6 = a_1(Q^6, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^6 = a_3(Q^6, L_2)$
<b>r<sub>7</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^7=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a5}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^7 = a_1(Q^7, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^7 = a_3(Q^7, L_2)$
<b>r<sub>8</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^8=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a10}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^8 = a_1(Q^8, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^8 = a_3(Q^8, L_2)$
<b>r<sub>9</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^9=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a15}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^9 = a_1(Q^9, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^9 = a_3(Q^9, L_2)$
<b>r<sub>10</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{10}=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a20}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{10} = a_1(Q^{10}, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^{10} = a_3(Q^{10}, L_2)$
<b>r<sub>11</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{11}=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a0}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{11} = a_1(Q^{11}, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^{11} = a_3(Q^{11}, L_2)$
<b>r<sub>12</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{12}=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a5}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{12} = a_1(Q^{12}, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^{12} = a_3(Q^{12}, L_2)$
<b>r<sub>13</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{13}=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a10}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{13} = a_1(Q^{13}, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^{13} = a_3(Q^{13}, L_2)$
<b>r<sub>14</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{14}=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a15}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{14} = a_1(Q^{14}, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^{14} = a_3(Q^{14}, L_2)$
<b>r<sub>15</sub>:</b>	<b>SE</b>	$Q^{15}=Q_1$	<b>E</b>	$L_2=L_{2a20}$	<b>ENTÃO</b>	$a_1^{15} = a_1(Q^{15}, L_2)$	<b>E</b>	$a_3^{15} = a_3(Q^{15}, L_2)$

Figura 3.9 – Quadro da base de regras do sistema fuzzy estimador do tanque 2.

Nas três bases de regras construídas, a operação lógica “E” tem o mesmo significado da operação produto “.”;  $Q^f$  representa a vazão de entrada da regra “r”;  $\alpha^f$  representa o percentual de falta da regra “r”;  $L_1$  e  $L_2$  são os valores dos níveis do tanque 1 e 2 de cada regra e  $a_1^f$  e  $a_3^f$  representam o valor dos parâmetros monotônicos da regra “r”.

### 3.8 CONCLUSÃO

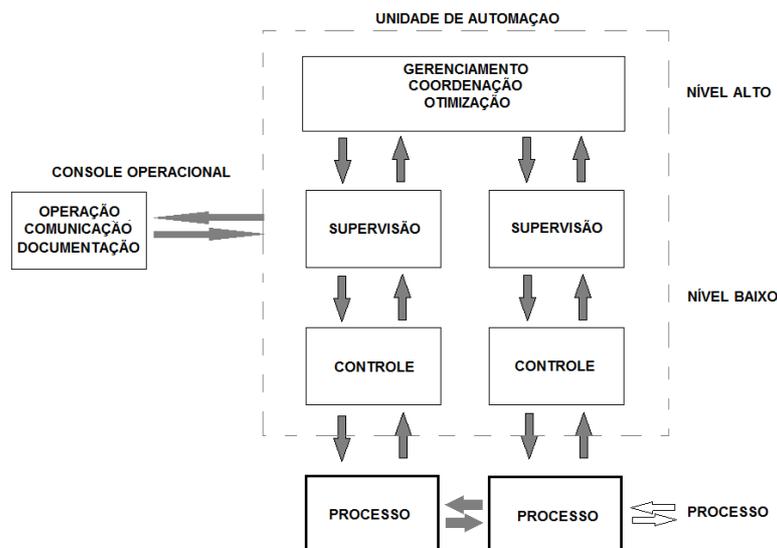
Neste capítulo foram apresentadas as bases teóricas e conceituais de sistemas fuzzy. Tais bases servirão como estrutura fundamental para o entendimento das técnicas de detecção e diagnósticos de faltas, baseadas em sistemas fuzzy aplicadas nesse trabalho.

Além disso, foi detalhada a estrutura do rastreador fuzzy e do estimador com supervisão fuzzy que serão apresentados e devidamente explicados no capítulo 4.

## CAPÍTULO IV

### MÉTODOS DE DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALTA

Isermann (2006) explica que uma unidade de automação de processos industriais pode ser representada pelo esquema simplificado da Figura 4.1, em que o patamar mais baixo contém o controle digital sequencial ou contínuo, no plano intermediário encontra-se a supervisão e, logo acima, na superfície superior estão o gerenciamento, a coordenação e a otimização de todo o processo.



**Figura 4.1** – Esquema simplificado de automação de processos.

**Fonte:** Adaptado de Isermann, 2006.

No nível de supervisão deve ser realizada a verificação do pleno funcionamento do processo, com o intuito de evitar a ocorrência de falhas e danos irreversíveis, de tal forma que, os indicadores de defeito devem ser identificados o mais breve possível. Portanto, essa etapa da unidade de automação deve mostrar o estado presente, os estados indesejados ou não permitidos e agir apropriadamente, evitando prejuízos e acidentes (Isermann, 2006).

Os desvios de comportamento do processo supervisionado são interpretados como faltas que resultam de erros, aos quais são, geralmente, atribuídos a condições ambientais agressivas e a manutenção inadequada. Essas faltas podem afetar tanto as variáveis não mensuráveis do processo (parâmetros internos e variáveis de estado), como as características ou a saída do processo (variáveis mensuráveis), levando em consideração que a variação dessa saída depende somente da ocorrência de distúrbios e de variações na entrada do processo (Isermann, 2006).

A ocorrência dessas faltas sugere a possibilidade do acontecimento de uma falha, que, segundo Isermann (2006), é uma interrupção permanente da habilidade do sistema em efetuar uma função requerida dentro das condições operacionais especificadas; ou, também, o surgimento de um mau-funcionamento, que é uma intermitente irregularidade no desempenho da função desejada do sistema. Essas consequências, ao ocorrerem, prejudicariam a produtividade e os ganhos financeiros industriais.

#### 4.1 DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALTAS

A detecção e o diagnóstico de faltas são fundamentais para a supervisão avançada e o gerenciamento dos processos industriais. Esses procedimentos são possíveis através da análise das variáveis mensuráveis, as quais exigem um conhecimento analítico do processo, e das variáveis observáveis, que requer um conhecimento heurístico.

Ao utilizar o conhecimento analítico na detecção e isolamento de faltas (FDI), são geradas informações analíticas que podem ser avaliadas através da:

- ✓ Checagem de valores limites retirados diretamente do sinal, em que o valor característico gerado é a violação do valor de tolerância.
- ✓ Análise de sinal, diretamente do sinal medido, através do uso de modelagem de sinal como funções de correlação, espectro de frequência, média autorregressiva móvel (ARMA) ou pelos valores característicos da variância, da amplitude, da frequência, etc.
- ✓ Análise do processo utilizando a modelagem matemática do processo em conjunto com a estimação paramétrica, estimação de estados ou as equações de paridade, em que os valores característicos gerados são parâmetros, variáveis de estado ou resíduos.

Após a verificação dessas informações em caso de falta, podem ser extraídas características especiais, que, quando comparadas às características normais do processo não defeituoso, possibilitam a identificação e classificação da discrepância entre os dois estados. Tal diferença é considerada como um sintoma analítico.

Entretanto, para gerar os sintomas heurísticos são usadas informações qualitativas dos operadores, adquiridas através da observação e da inspeção da planta e expressas na forma de ruído, cor, odor, vibração, etc. Além do conhecimento humano,

os registros de manutenção e a análise estatística de faltas do processo ou de processos similares, constituem uma fonte adicional de informação heurística.

Fundamentado pelos resultados das características geradas na detecção, o diagnóstico de faltas determina o tipo, a magnitude e a provável localidade da falta, tão logo ela ocorra, podendo trabalhar com sintomas analíticos e heurísticos apresentados em uma forma unificada, como intervalo de confiança, funções de pertinência de conjuntos fuzzy ou como função de densidade de probabilidade após avaliação estatística.

### 4.3 MÉTODO DE DETECÇÃO E ISOLAÇÃO DE FALTAS BASEADO EM MODELOS DE PROCESSOS

A contribuição mais significativa na abordagem da detecção baseada em modelos foi a introdução de técnicas baseadas em sintomas ou resíduos, os quais dependem da falta e são independentes do estado de operação do sistema. Esses resíduos representam a inconsistência entre as medidas atuais e o modelo matemático do sistema (Simani, 2003).

Na Figura 4.2 é mostrado o diagrama de blocos geral da detecção de faltas, que destaca duas etapas: a geração de resíduos e a avaliação de resíduos. A primeira gera os resíduos com base na entrada e saída do sistema supervisionado, tal sintoma pode indicar a ocorrência de uma falta, quando tem valor consideravelmente diferente de zero e em condição livre de falta seu valor é muito próximo ou igual a zero (Simani, 2003).

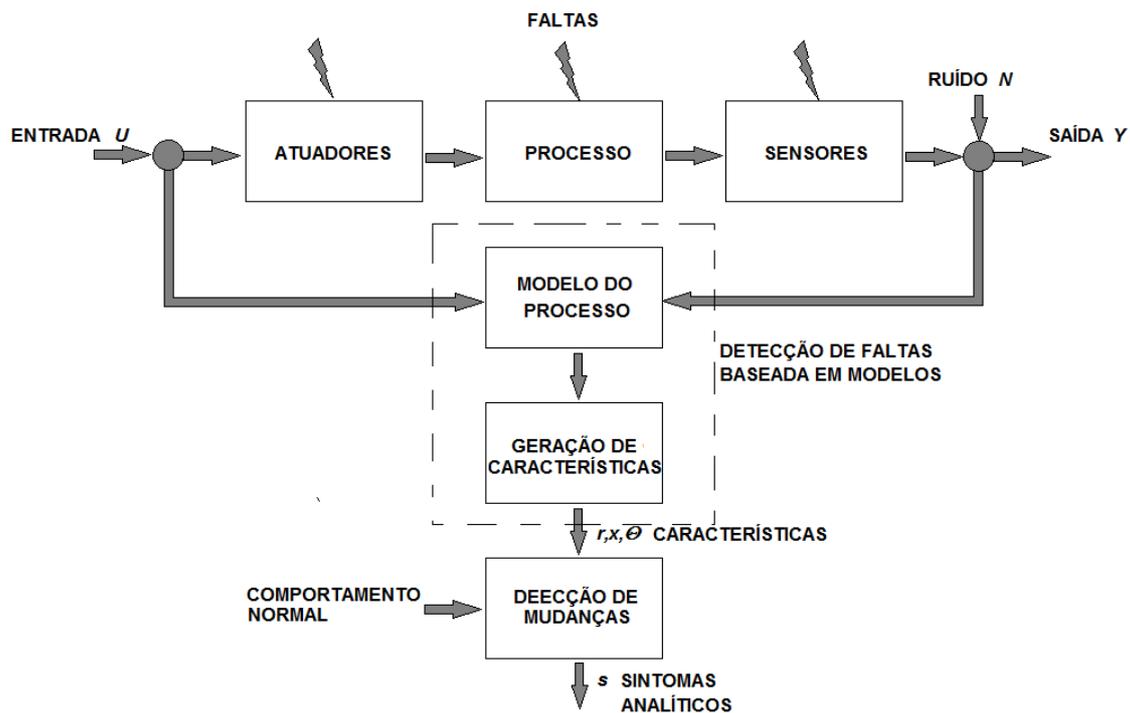


**Figura 4.2** – Estrutura de um sistema FDI baseado em modelo.

**Fonte:** Adaptado de Simani *et al*, 2003.

A etapa de avaliação de resíduos examina a probabilidade de faltas através dos resíduos e aplica uma regra de decisão para determinar a ocorrência de uma falta (Simani, 2003).

Esse método de detecção de faltas, geralmente usa a relação entre variáveis mensuráveis analíticas para extrair informações de mudanças causadas pela falta. Na Figura 4.3 a relação entre o sinal de entrada medido  $U$  e o de saída  $Y$  é representada pelo modelo matemático do processo, assim, a detecção de falta extrai características especiais, como os parâmetros do modelo do processo, as variáveis de estado, etc.

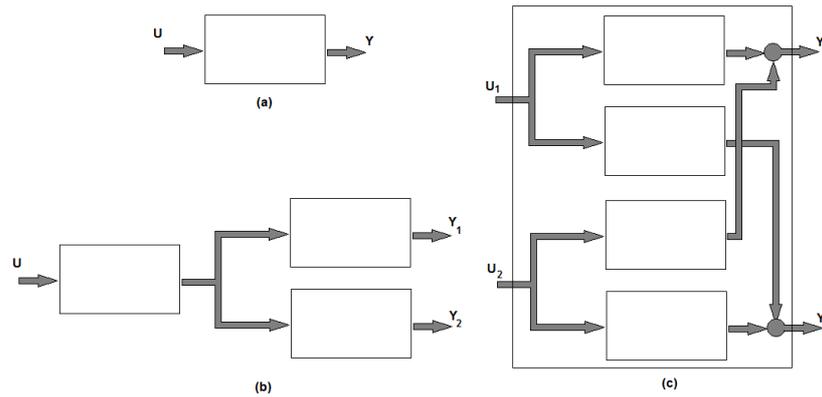


**Figura 4.3** – Esquema geral do processo de detecção de faltas baseada em modelos.

**Fonte:** Adaptado de Isermann, 2006.

Se forem comparadas essas características, geradas pela ocorrência da falta, com seus valores nominais, são gerados os resíduos, que servirão como base para o diagnóstico da falta.

Os modelos aplicáveis a esse método de detecção são classificados como: modelos de tempo contínuo e modelos de tempo discreto. Além dessa classificação, existe outra com base na quantidade de entradas e saídas, que são: modelos SISO (Figura 4.4a), modelos SIMO (Figura 4.4b) e modelos MIMO (Figura 4.4c).



**Figura 4.4** – Configuração entrada-saída de processos para detecção de faltas baseada em modelos: (a) SISO; (b) SIMO; (c) MIMO.

**Fonte:** Adaptado de Isermann, 2006.

### 4.3.1 Modelos de Faltas

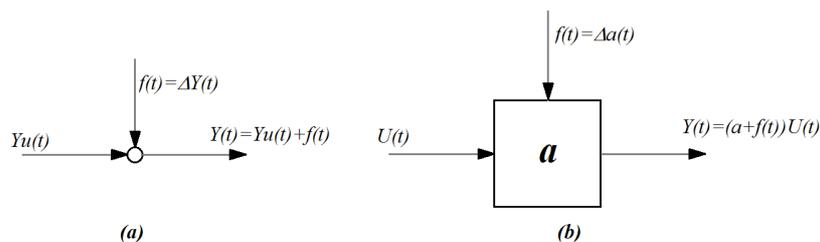
As faltas são definidas como um desvio não permitido de pelo menos uma característica do sistema, a partir de uma condição padrão aceitável, e Isermann (2006) classifica essas faltas de diversas maneiras, considerando suas causas e características.

Levando em conta as causas, as faltas externas são aquelas causadas pela ação ambiental, como a umidade, a temperatura ou pressão elevada, a corrosão, a radioatividade, a poluição, etc. Já as internas, são ocasionadas pelas características intrínsecas do sistema e têm como efeito o desgaste, a fricção, o sobreaquecimento, o vazamento, o entupimento, o curto-circuito, etc.

De acordo com o diagrama de fluxo do sinal da Figura 4.5, as faltas podem ter características aditivas, quando ocorre variação de sinais com detecção independente de qualquer outro sinal (Equação 4.1) ou multiplicativas, quando causam variação paramétrica, cuja detecção depende de um sinal de entrada (Equação 4.2).

$$Y(t) = Y_u(t) + f(t) \tag{4.1}$$

$$Y(t) = (a + \Delta a(t))U(t) = aU(t) + \Delta a(t)U(t) = Y_u(t) + f(t)U(t) \tag{4.2}$$



**Figura 4.5** – Modelos básicos de falta: (a) falta aditiva para um sinal de saída; (b) falta multiplicativa

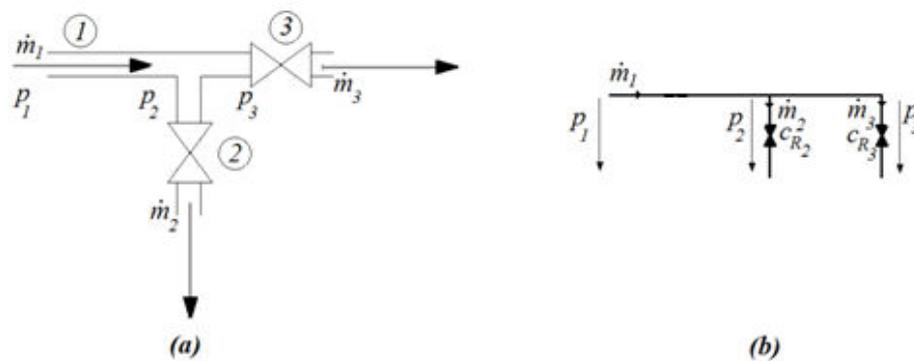
**Fonte:** Isermann, 2006.

No que diz respeito à dependência dessa falta em relação ao tempo, ela é classificada como abrupta, caso tenha características de um sinal degrau súbito; como intermitente, se apresenta variação aleatória de amplitude e de frequência ou como incipiente, quando tem o comportamento de uma rampa gradual com inclinação muito pequena.

É importante observar que as faltas abruptas e incipientes são consideradas determinísticas, pois tem seu comportamento modelado matematicamente, e que as faltas intermitentes são estocásticas, por apresentarem modelagem apenas por métodos estatísticos.

A falta desenvolvida e aplicada no sistema de tanque estudado neste trabalho tem características determinísticas, é interna, incipiente e multiplicativa, já que representa o entupimento gradual de uma tubulação, o qual causa variação nos parâmetros do modelo do processo e depende de uma vazão de entrada para ser detectada.

A modelagem desse tipo de falta no trecho de um sistema de tubulação genérico está equacionada abaixo, de acordo com a situação da Figura 4.6.



**Figura 4.6** – Tubulação genérica com entupimento: (a) Esquema com medidas; (b) Esquema com circuito elétrico equivalente.

O balanço de massa é dado em pela Equação 4.3.

$$\dot{m}_1 = \dot{m}_2 + \dot{m}_3 \quad (4.3)$$

Assumindo, no circuito análogo elétrico da Figura 4.6b, um fluxo laminar através da tubulação, as resistências de fluxo regidas pela lei da resistência linear e a não ocorrência de faltas, o fluxo  $m_3$  é calculado pela Equação 4.4, baseada na lei de Kirchhoff das correntes.

$$\dot{m}_3 = \left( \frac{c_{R2}}{c_{R2} + c_{R3}} \right) \dot{m}_1 \quad (4.4)$$

Na presença da falta, representada pelo aumento da resistência de fluxo  $c_{R3}$  (entupimento da tubulação), a variação no valor de  $m_3$  é calculada através da Equação 4.5.

$$\Delta \dot{m}_3 = \left( \frac{\Delta c_{R2}}{\Delta c_{R2} + c_{R3}} \right) \dot{m}_1 \quad (4.5)$$

Na Equação 4.5 é possível notar todas as características do entupimento em tubulações citadas anteriormente.

### 4.3.2 Geração de Resíduos através de Estimador MQR

Ao utilizar a estimação de parâmetros na detecção de faltas em sistemas industriais, é viável a aplicação de inúmeras técnicas. Dentre elas, está a do estimador de Mínimos Quadrados Recursivos com parâmetros variantes no tempo, que é aplicada nesse estudo para a geração de resíduos.

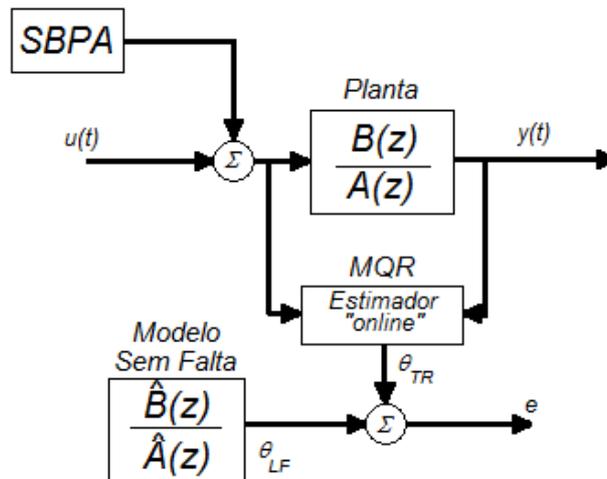
Essa técnica, detalhada no capítulo 2, foi desenvolvida para estimar os parâmetros do modelo discreto de um sistema linear variante no tempo de forma “online”, em que, para isso, são adicionadas metodologias que reinicializam a matriz de covariância do estimador MQR e aumentam o peso das amostras mais recentes em relação às antigas, mantendo sempre a capacidade de estimação.

A esse estimador, são estabelecidas como entradas o sinal de entrada da planta, adicionado a um sinal SBPA, e o sinal de saída resultante dessa entrada. Como saída o estimador MQR fornece os parâmetros do modelo discreto do sistema.

Os resíduos gerados por meio dessa técnica de detecção surgem da diferença entre os parâmetros do modelo saudável do sistema com os estimados “online”. Assim, quando ocorrer a falta no sistema, os valores dos parâmetros estimados pelo MQR serão alterados e a diferença resultará em um valor de resíduo positivo ou negativo, dependendo da mudança do parâmetro, e a amplitude desse resíduo é avaliada para determinação da ocorrência da falta.

É importante citar que os parâmetros adequados para gerar os resíduos na detecção devem ter um comportamento sempre crescente ou decrescente (monotônico), assim, eles apresentam um único valor para cada grau de ocorrência da falta.

O diagrama de blocos que ilustra esse método está disposto na Figura 4.7.



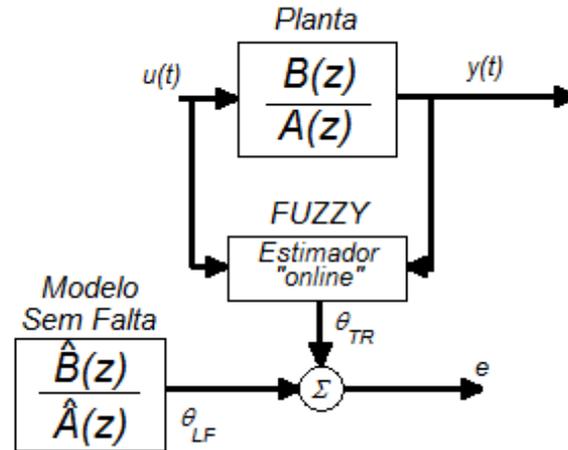
**Figura 4.7** – Sistema de detecção de falhas por estimador MQR.

Em que  $u(t)$  e  $y(t)$  são, respectivamente, os sinais de entrada e a saída da planta;  $\theta_{TR}$  é o parâmetro do modelo discreto estimado em tempo real;  $\theta_{LF}$  é o parâmetro do modelo discreto livre de falta e  $e$  é o valor do resíduo.

#### 4.3.2 Geração de Resíduos através de Estimador com Supervisão Fuzzy

Devido a adição do SBPA no sinal de entrada ser considerada como uma tarefa de alto grau de dificuldade na aplicação em sistemas reais, foi desenvolvido, neste trabalho, um sistema fuzzy Takagi-Sugeno para identificar os parâmetros discretos do modelo do sistema a partir dos valores de entrada e saída sem o SBPA.

Essa simplificação pode ser notada na Figura 4.8, em que o estimador com supervisão fuzzy foi treinado com os parâmetros identificados pelo estimador MQR em diversos graus de incidência da falta, substituindo, assim, o estimador MQR “on line” e tendo como entradas os valores de entrada e saída da planta e como saídas os valores dos parâmetros respectivos àquelas entradas.



**Figura 4.8** – Sistema de detecção de falhas por estimador com supervisão fuzzy.

Como o sistema utilizado nesse trabalho se trata de um SIMO com duas saídas tratadas como dois sistemas SISO, os diagramas de blocos apresentados nas Figuras 47 e 4.8 ilustram apenas o esquema de detecção de falhas para a saída de um dos dois tanques.

#### 4.4 AVALIAÇÃO DE RESÍDUO

O resíduo gerado na etapa de detecção aumenta de valor na presença da falta, porém, como essa falta é incipiente, esse resíduo permanece praticamente constante por longos períodos.

Ao avaliar a magnitude desse resíduo, é possível determinar o grau de intensidade da falta incidente na planta, pois o resíduo está relacionado diretamente proporcional ao grau da falta.

Com base nessas observações, foi proposto desenvolver um sistema de rastreamento dos parâmetros influenciados pela falta, o qual tem como referência para a determinação dessa variação o valor da integral do resíduo gerado na detecção.

Se o valor do resíduo é uma constante diferente de zero quando o grau da falta é diferente de zero, então a integral do resíduo será uma rampa, denominada, neste trabalho, de rampa residual, como mostrado na Equação 4.6.

$$\begin{aligned}
 r(t) &= r \text{ (constante)} \\
 \int_0^t r(t) dt &= rt \text{ (função rampa)}
 \end{aligned}
 \tag{4.6}$$

Na Equação 4.5, o que determina se a rampa residual é negativa ou positiva é o comportamento da variação crescente ou decrescente do parâmetro monotônico. Assim, se o valor do parâmetro diminui com a falta, em relação ao seu valor livre da falta, a rampa tem inclinação negativa, no entanto, se seu valor aumenta, a rampa se inclina positivamente.

Como a magnitude da rampa residual depende da falta, então, esse valor representa o percentual da falta atuante na planta e o rastreamento dos parâmetros é realizado pela avaliação desse percentual, mantendo-se sempre os valores dos dois parâmetros bem próximos.

#### 4.4.1 Diagnóstico do Percentual de Falta Através de Sistemas Fuzzy Takagi-Sugeno

A entrada da planta ( $u(t)$ ) e o percentual de falta ( $f(t)$ ), determinado através da variação de cada parâmetro estimado, são os sinais de entrada do sistema rastreador fuzzy Takagi-Sugeno.

A partir desses sinais de entrada e do treinamento do rastreador, com os modelos discretos estimados na presença e livres de falta, as saídas geradas são os valores dos parâmetros ( $\theta_{RS}$ ) devido ao ponto de operação, realimentados com as rampas residuais, como mostrado na Figura 4.9.

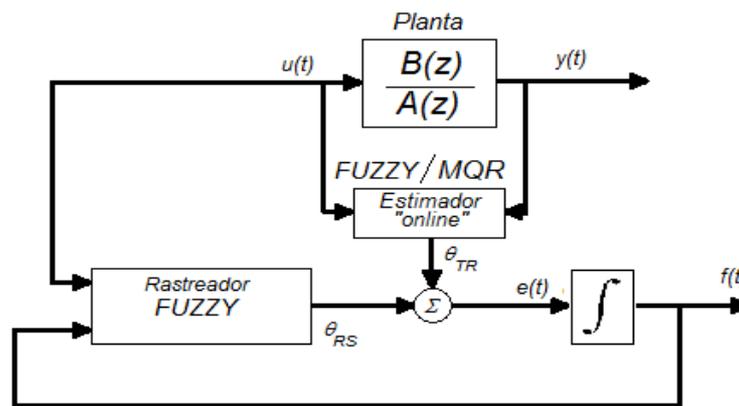


Figura 4.9 – Sistema fuzzy de detecção e diagnóstico de faltas.

### 4.3 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentada a metodologia de geração de resíduos através de um estimador MQR e de um estimador fuzzy, etapa precedente ao diagnóstico da falta,

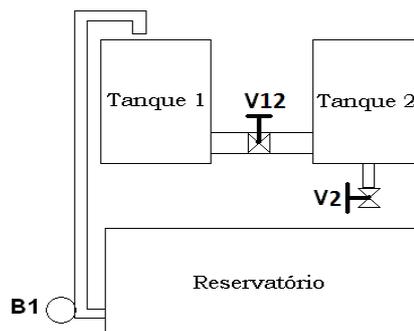
que foi realizado a partir da comparação entre todos os parâmetros monotônicos do modelo discreto estimado do sistema livre de falta com os do sistema com diferentes percentuais de falta, dessa forma, foi possível obter várias rampas residuais realimentadas no rastreador. Ao analisar as diversas rampas, foi possível determinar o percentual da falta incidente na planta estudada.

## 5 ESTUDO DE CASO

As técnicas de detecção e diagnósticos de falta explicadas no capítulo 4 foram testadas em um sistema dinâmico de tanques comunicantes (SDTC) modelado através de suas equações físicas em ambiente computacional. Dessa maneira, todos os resultados mostrados a seguir são provenientes de simulações computacionais executados no programa Matlab/Simulink.

### 5.1 ELABORAÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL DO SDTC

A estrutura física do SDTC contém um reservatório para abastecimento e escoamento de água de dois tanques idênticos de acrílico dispostos lado a lado a cima do reservatório (Figura 5.1).



**Figura 5.1** – Sistema Dinâmico de Tanques Comunicantes - SDTC.

O reservatório possui dimensões suficientes para prover a água solicitada por ambos os tanques. A lateral direita desse reservatório tem um orifício ao fundo, onde está conectada uma moto-bomba que transporta água para os dois tanques.

Para adquirir um conhecimento satisfatório a respeito da dinâmica do sistema e testar a técnica de diagnóstico de falta proposta nesse trabalho, foi de extrema importância elaborar um modelo matemático para simulação computacional que represente essa dinâmica o mais aproximado possível do protótipo existente no LACOS.

O SDTC é um sistema hídrico de tanques multivariável, com uma entrada e duas saídas, que do ponto de vista teórico pode ser bem modelado a partir de suas equações físicas, as quais simulam o comportamento do nível de cada tanque (variáveis de saída), devido a um sinal de entrada aplicado (vazão de entrada no tanque 1).

### 5.1.1 Equações Dinâmicas do SDTC

Duas equações são necessárias para descrever esse comportamento, a primeira para simular a variação do nível do tanque 1 e a segunda para o nível do tanque 2.

Ao considerar o tanque 2, com uma vazão de entrada  $Q_{s12}$ , fornecida pelo tanque 1 através da válvula  $V_{12}$ , e uma vazão de saída  $Q_{s2}$ , que representa a saída de líquido pelo tanque 2 através da válvula  $V_2$ , o volume nesse tanque varia conforme a Equação 5.1.

$$\frac{dV}{dt} = Q_{s12} - Q_{s2} \quad (5.1)$$

As vazões  $Q_{s12}$  e  $Q_{s2}$  são calculadas pelas equações 5.2 e 5.3.

$$Q_{s12} = \alpha_{12}s_{12}v_{12} \quad (5.2)$$

$$Q_{s2} = \alpha_2s_2v_2 \quad (5.3)$$

Em que,  $v_{12}$  e  $v_2$  são a velocidade da água nos tubos de interligação e de saída do tanque 2, que têm área transversal  $s_{12}$  e  $s_2$  respectivamente.  $\alpha_{12}$  é o coeficiente de fluxo da válvula  $V_{12}$  e  $\alpha_2$  da válvula  $V_2$ .

Por meio da equação fundamental da hidrodinâmica de Bernoulli é possível encontrar a relação da velocidade de escoamento da água pela tubulação em função da altura do nível do líquido nos tanques. Assim, para o tanque 2 em relação ao seu tubo de saída, a equação de Bernoulli é dada pela Equação 5.4.

$$p_L + \rho gl_2 + \frac{\rho v_L^2}{2} = p_s + \rho gh_2 + \frac{\rho v_2^2}{2} \quad (5.4)$$

A pressão do líquido na superfície,  $p_L$ , e na saída,  $p_s$ , são iguais a pressão atmosférica;  $g$  é a constante gravitacional;  $\rho$  é a densidade da água;  $l_2$  é a altura do nível no tanque;  $v_2$  é a velocidade do líquido no tubo de saída e  $h_s$  é a altura do orifício de saída da água, considerada como referência.

A equação da continuidade em um líquido incompressível permite isolar a velocidade  $v_L$ .

$$v_L = \frac{s_2v_2}{A_2} \quad (5.5)$$

Em que,  $A_2$  é a área do tanque,  $v_L$  é a velocidade com que o nível desse tanque diminui e  $s_2$  é a seção da tubulação de saída.

Ao Substituir a Equação 5.5 na Equação 5.4 e efetuar os devidos cancelamentos, é obtido a Equação 5.6.

$$v_2^2 \left( 1 - \frac{s_2^2}{A_2^2} \right) = 2g(l_2 - h_s) \quad (5.6)$$

Como  $A_2$  é muito maior que  $s_2$ , a razão entre eles é desprezada e  $v_2$  é calculada através da Equação 5.7.

$$v_2 = \sqrt{2gl_2} \quad (5.7)$$

Procedendo de forma semelhante para o tubo de interligação e considerando que, pela configuração do sistema, o nível  $l_1$  é sempre maior ou igual ao  $l_2$ , a velocidade da água nesse tubo é calculada pela Equação 5.8.

$$v_{12} = \sqrt{2g(l_1 - l_2)} \quad (5.8)$$

Ao substituir as equações 5.7 e 5.8 nas equações 5.2 e 5.3, é obtido o valor das vazões  $Q_{s2}$  e  $Q_{s12}$  em relação ao nível dos tanques (equações 5.9 e 5.10).

$$Q_{s2} = \alpha_2 s_2 \sqrt{2gl_2} \quad (5.9)$$

$$Q_{s12} = \alpha_{12} s_{12} \sqrt{2g(l_1 - l_2)} \quad (5.10)$$

Deste modo, a Equação da variação volumétrica do tanque 2 assume a forma da Equação 5.11.

$$\frac{dV}{dt} = \alpha_{12} s_{12} \sqrt{2g(l_1 - l_2)} - \alpha_2 s_2 \sqrt{2gl_2} \quad (5.11)$$

Como, a variação volumétrica é equivalente a multiplicação da variação da altura do nível pela área transversal do tanque  $\left(\frac{dV}{dt} = A \frac{dl}{dt}\right)$ , a Equação que relaciona a variação do nível do tanque 2, influenciado pela vazão de entrada e de saída nesse tanque é a 5.12.

$$\frac{dl_2}{dt} = \frac{1}{A_2} \left[ \alpha_{12} s_{12} \sqrt{2g(l_1 - l_2)} - \alpha_2 s_2 \sqrt{2gl_2} \right] \quad (5.12)$$

De forma similar, o outro tanque possui vazão de entrada  $u_1$ , fornecida pela bomba e de saída  $Q_{s12}$ , assim, a Equação que descreve a dinâmica do nível  $l_1$ , é a 5.13.

$$\frac{dl_1}{dt} = \frac{1}{A_1} \left[ u_1 - \alpha_{12} s_{12} \sqrt{2g(l_1 - l_2)} \right] \quad (5.13)$$

Após analisar as equações resultantes da modelagem física, pôde ser notado que o SDTC é um sistema não-linear, invariante no tempo e que os parâmetros do seu modelo dependem da altura do nível dos tanques, a qual pode estar relacionada com a vazão de entrada dos tanques e com a ocorrência de falta nesse sistema.

Essas características atribuem uma conotação multi-modelos para esse sistema, na qual determina que: variações no ponto de operação provocarão variações na dinâmica e, conseqüentemente, nos modelos que representam essa dinâmica.

### 5.1.2 – Ensaio Realizados no SDTC

Alguns ensaios foram realizados no protótipo, com intenção de determinar os parâmetros físicos ainda não definidos nas equações do sistema e observar as características apreciadas na análise teórica.

Inicialmente, para calcular o valor aproximado da vazão nominal da bomba, ela foi ligada na tensão nominal, com as válvulas de saída e de interligação fechadas, e foi medido o tempo em que o nível do tanque percorria 5 centímetros de altura (totalizando um volume de 1500 cm<sup>3</sup>) em vinte experimentos. Os resultados de cada ensaio foram inseridos na Equação 5.14.

$$Q_B = \frac{V}{t} \quad (5.14)$$

O resultado obtido para o tempo de enchimento da altura determinada para o teste foi, em média, 4,1 segundos, que calcula um valor para vazão nominal média de, aproximadamente, 360 cm<sup>3</sup>/s.

Outro ensaio realizado foi o da determinação dos pontos de operação do sistema, considerados para o desenvolvimento da proposta desse trabalho. Como as dimensões dos tanques são reduzidas (20cmx15cmx23cm) a vazão de entrada foi limitada entre 115,34 e 137,36 cm<sup>3</sup>/s, pois, nessa faixa, os tanques operam com uma boa margem de folga, sem provocar transbordo ou esvaziamento total do líquido.

Além disso, esse teste possibilitou perceber que, como a tubulação de interligação tem sentido horizontal de fluxo, a velocidade do líquido nesse tubo é inferior a velocidade nos tubos de saída, que tem sentido de fluxo vertical. Isso se dá pela soma da força gravitacional a do movimento do líquido.

Já que existia essa desigualdade de vazão entre as duas tubulações, foi necessário reduzir a secção do tubo de saída do tanque 2 (fechando a válvula  $V_2$ ), para elevar o seu nível.

Um terceiro ensaio realizado foi a determinação dos valores dos coeficientes de fluxo das válvulas  $V_{12}$  e  $V_2$ , pois existe uma relação de dependência entre os esses parâmetros e os níveis dos tanques. Essa relação só pode ser determinada empiricamente, como comprovado no padrão ANSI/ISA-S75.02-1996 e no manual técnico Valve Sizing elaborado pela Swagelok Company.

Com o intuito de encontrar a faixa de variação dos valores dos coeficientes  $\alpha_{12}$  e  $\alpha_2$ , tal experimento foi realizado através do acionamento da bomba no protótipo para os três

pontos de operação previamente escolhidos e, ao atingir o valor de regime, os níveis dos tanques foram medidos para cada valor de vazão de entrada.

Com os valores experimentais de entrada e saída definidos para os pontos de operação e com o auxílio do modelo computacional, foram encontrados os valores dos coeficientes requeridos, reduzindo o valor da seção das tubulações de interligação e de saída na simulação. Essa redução foi realizada através da multiplicação das seções dos tubos por valores aleatórios de coeficientes de fluxo, até encontrar o valor adequado.

Após definir todas as características dinâmicas e condições iniciais do sistema, foi possível, através das equações físicas encontradas, a elaboração de um modelo completo em ambiente computacional, que represente, aproximadamente, o comportamento estático e dinâmico do protótipo e de seus parâmetros.

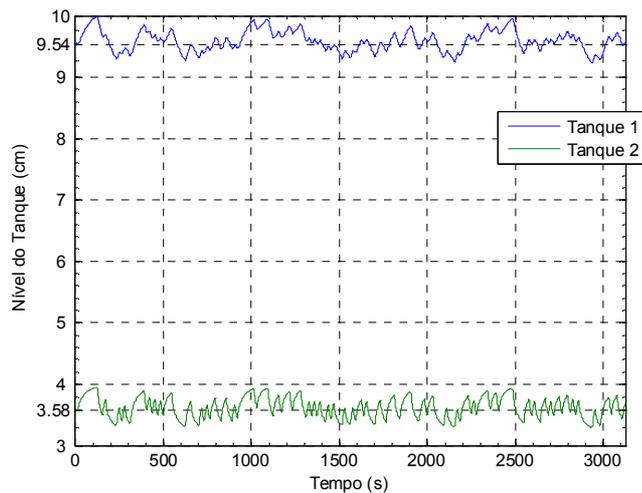
## 5.2 RESULTADOS

Com o modelo computacional concluído, foi selecionado um período de amostragem igual a 0.031249 segundos, que é quinhentas vezes inferior ao tempo de deslocamento do SBPA.

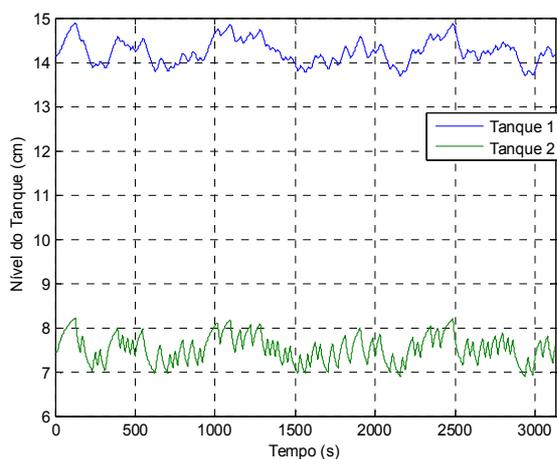
Cada simulação consistiu a uma coleta de dados com cem mil amostras e duração de três mil cento e vinte e cinco segundos. Esse tempo de simulação está adequado a percepção dos resultados esperados para os pontos de operação 1, 2 e 3, que correspondem, respectivamente, a 115,34 cm<sup>3</sup>/s, 127,74 cm<sup>3</sup>/s e 137,36 cm<sup>3</sup>/s de vazão de entrada no tanque 1.

### 5.2.1 SDTC Livre de Falta

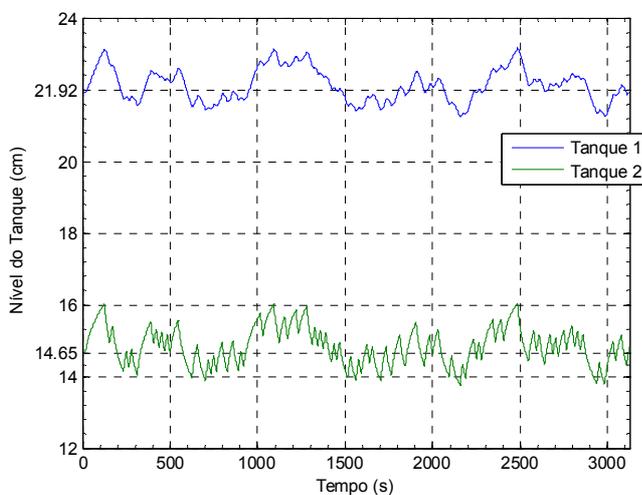
Ao somar o SBPA, projetado no capítulo 2, com os sinais de vazão de entrada dos três pontos de operação (Figuras 2.7, 2.8 e 2.9 do capítulo 2), foram gerados os sinais de saída do SDTC, mostrados nas Figuras 5.2, 5.3 e 5.4. Tais sinais foram utilizados na estimação dos modelos discretos da planta livres de falta.



**Figura 5.2** – Sinais de saída do SDTC no ponto de operação 1 somado ao SBPA.



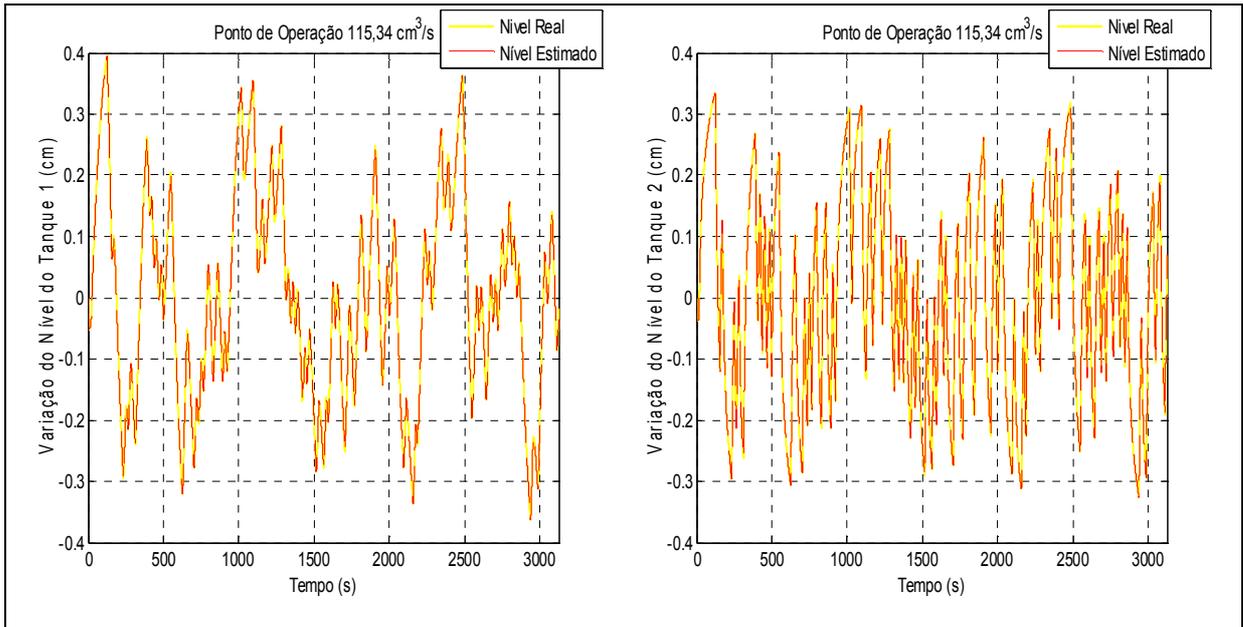
**Figura 5.3** – Sinais de saída do SDTC no ponto de operação 2 somado ao SBPA.



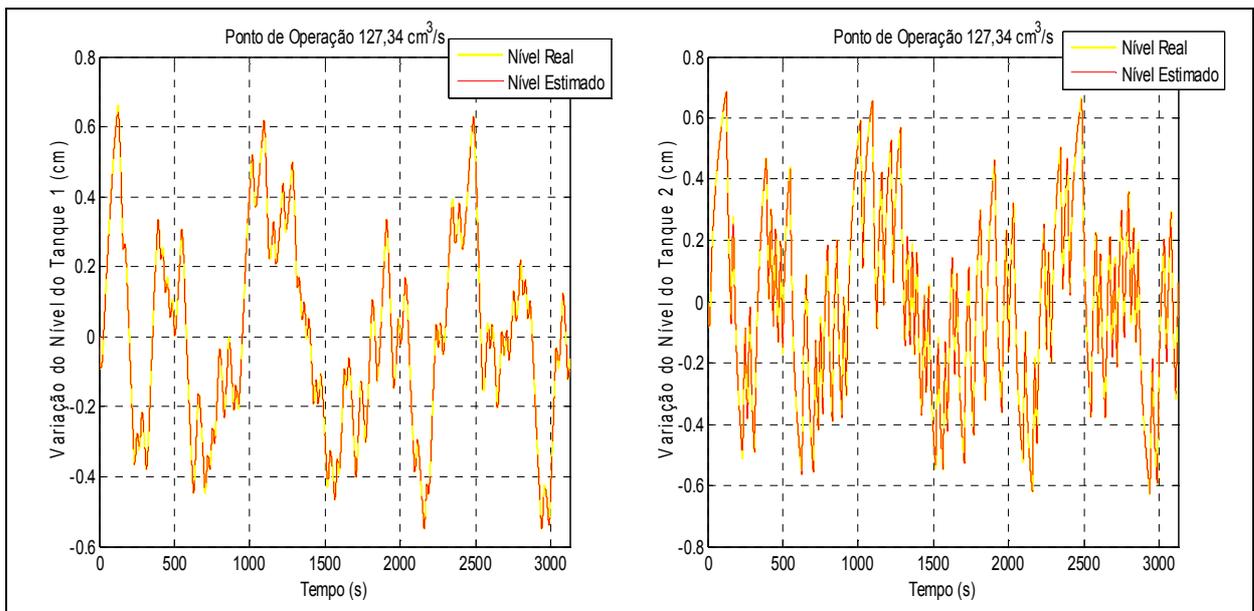
**Figura 5.4** – Sinais de saída do SDTC no ponto de operação 3 somado ao SBPA.

A partir desses sinais de saída e de entrada, os parâmetros discretos, identificados para o modelo da planta com percentual de falta nulo, puderam ser estimados através do algoritmo do MQR, apresentado no capítulo 2.

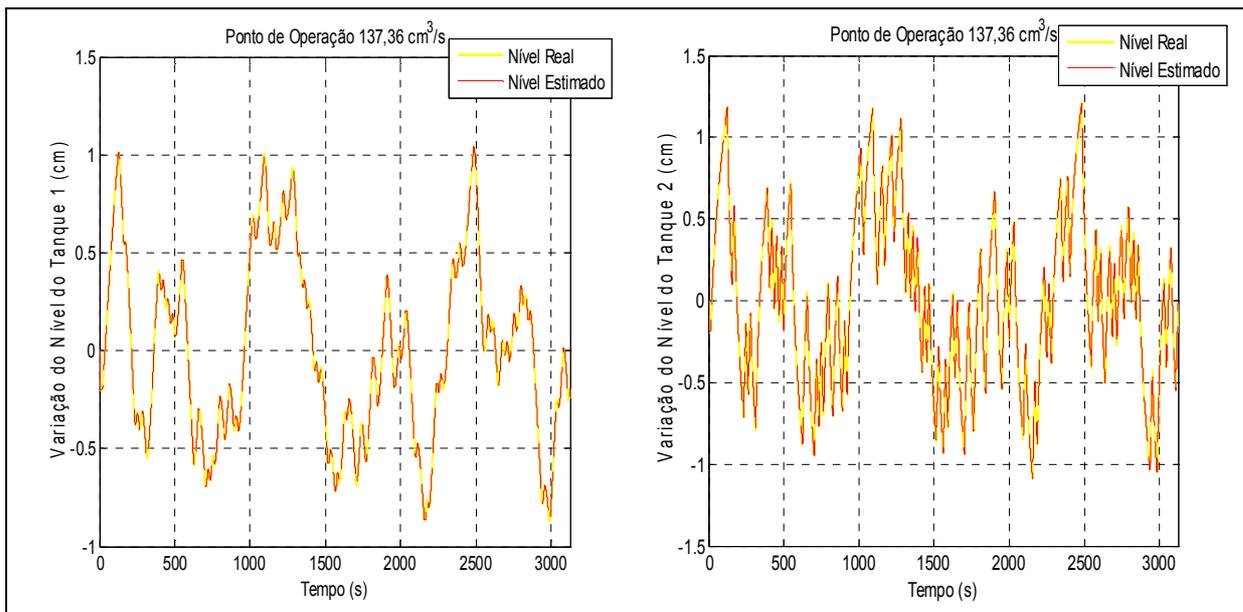
A validação do estimador foi realizada através da comparação dos sinais de saída reais com os sinais de saída estimados recursivamente, como é possível visualizar nas Figuras 5.5, 5.6 e 5.7.



**Figura 5.5** – Validação da estimação dos modelos dos tanques 1 e 2 no ponto de operação 1.



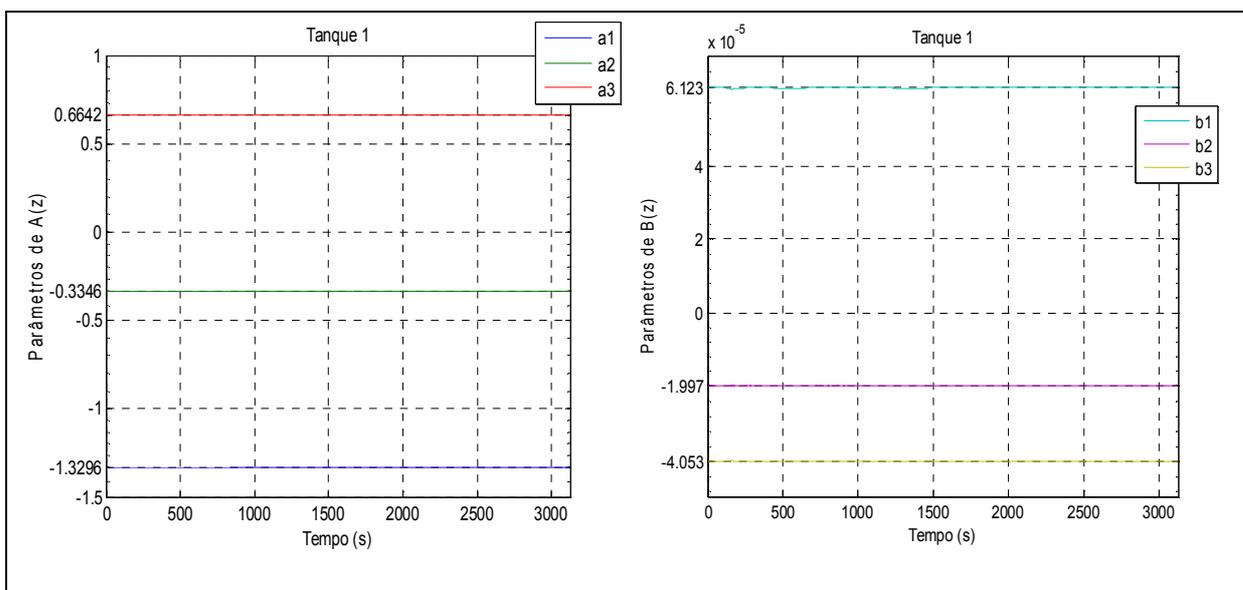
**Figura 5.6** – Validação da estimação dos modelos dos tanques 1 e 2 no ponto de operação 2.



**Figura 5.7** – Validação da estimação dos modelos dos tanques 1 e 2 no ponto de operação 3.

Observando o resultado de validação, é possível perceber que o sinal de saída estimado se comporta de forma idêntica ao sinal de saída real. Assim, o erro de estimação é desprezível, o que comprova a eficácia do estimador MQR recursivo na estimação dos modelos do SDTC sem falta.

Os parâmetros dos modelos dos tanques 1 e 2, identificados “*on line*”, são apresentados nas Figuras 5.8, 5.9, 5.10, 5.11, 5.12 e 5.13.



**Figura 5.8** – Parâmetros estimados do tanque 1 no ponto de operação 1.

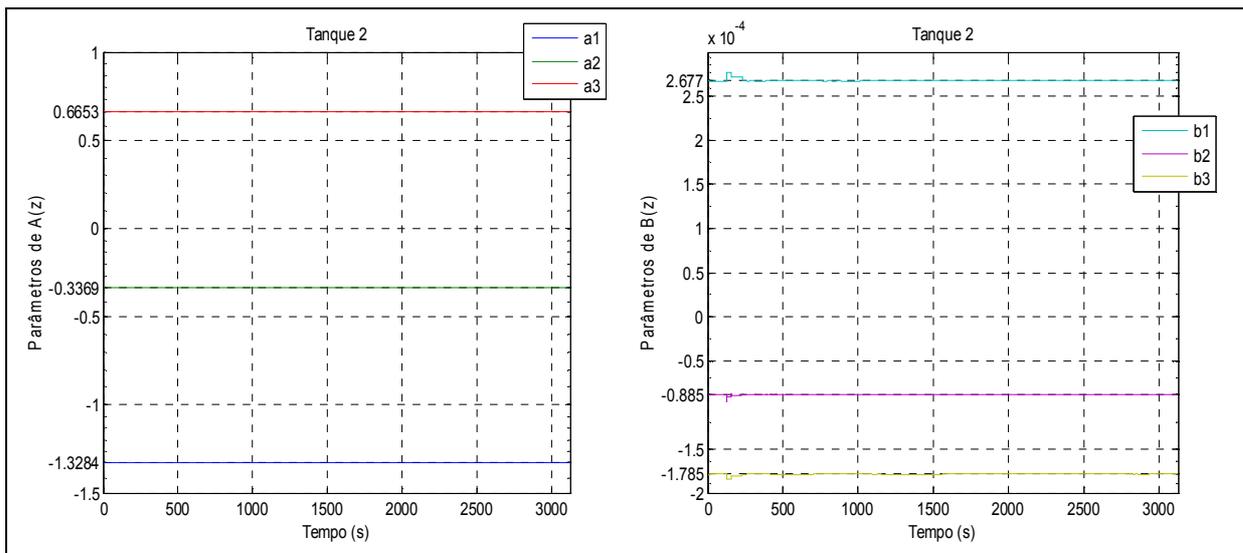


Figura 5.9 – Parâmetros estimados do tanque 2 no ponto de operação 1.

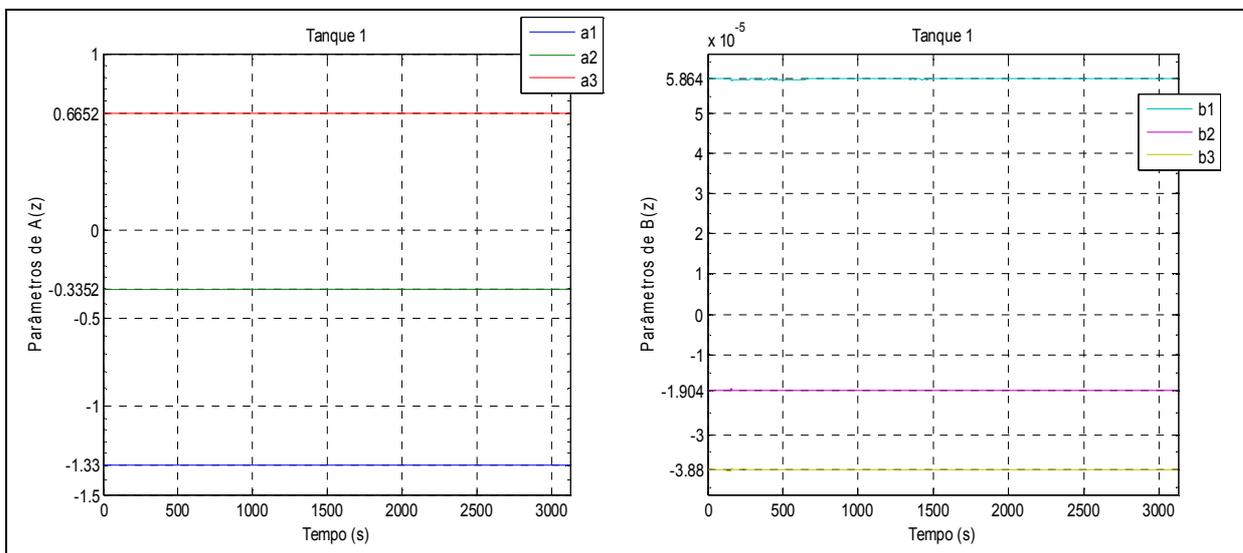


Figura 5.10 – Parâmetros estimados do tanque 1 no ponto de operação 2.

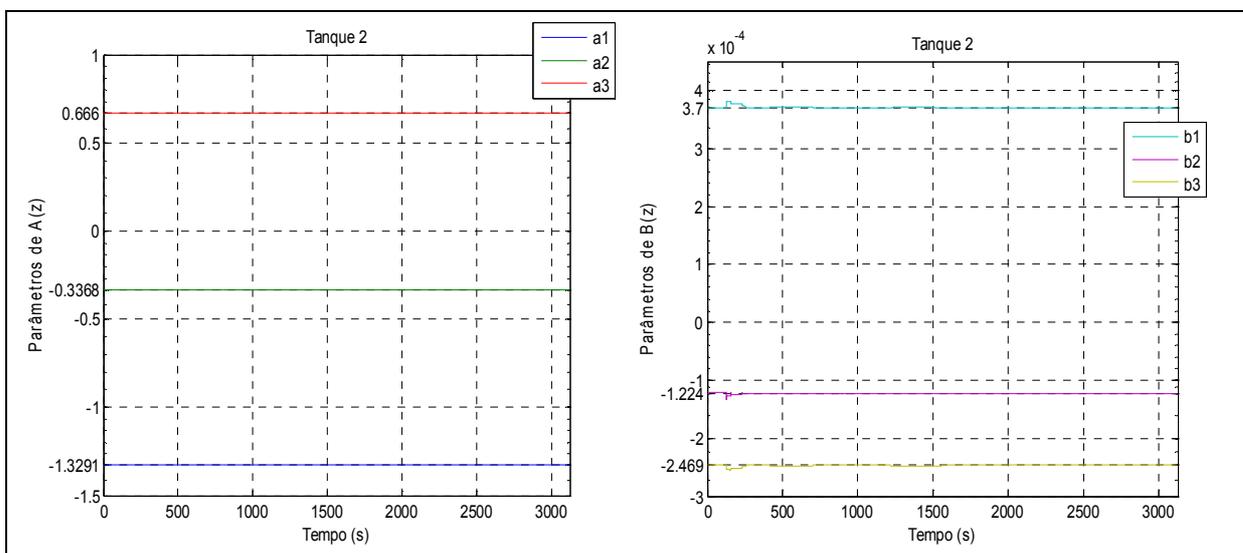


Figura 5.11 – Parâmetros estimados do tanque 2 no ponto de operação 2.

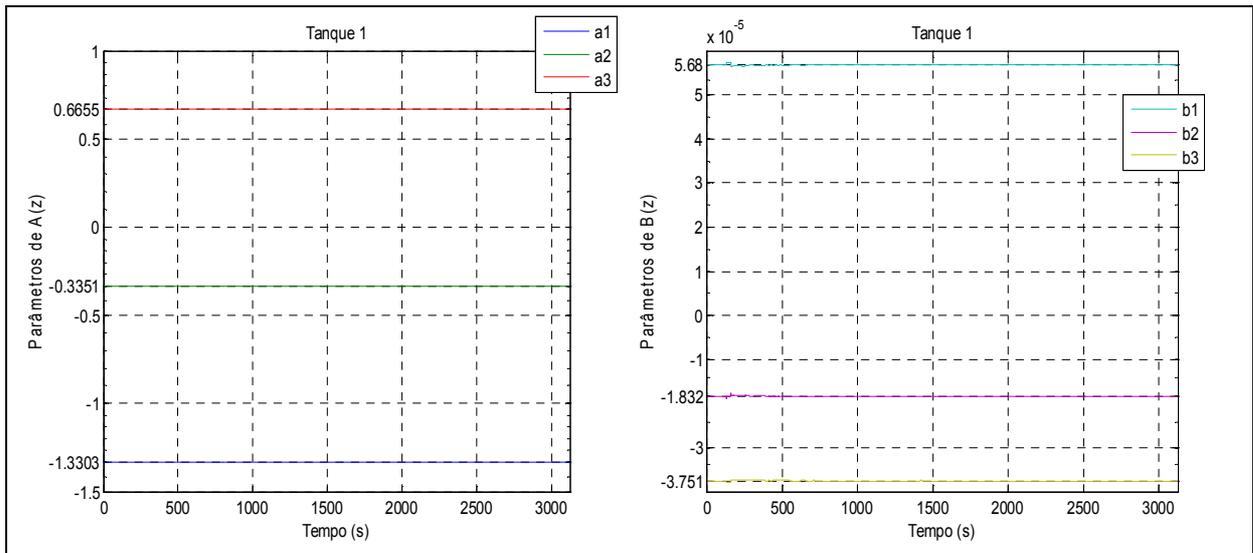


Figura 5.12 – Parâmetros estimados do tanque 1 no ponto de operação 3.

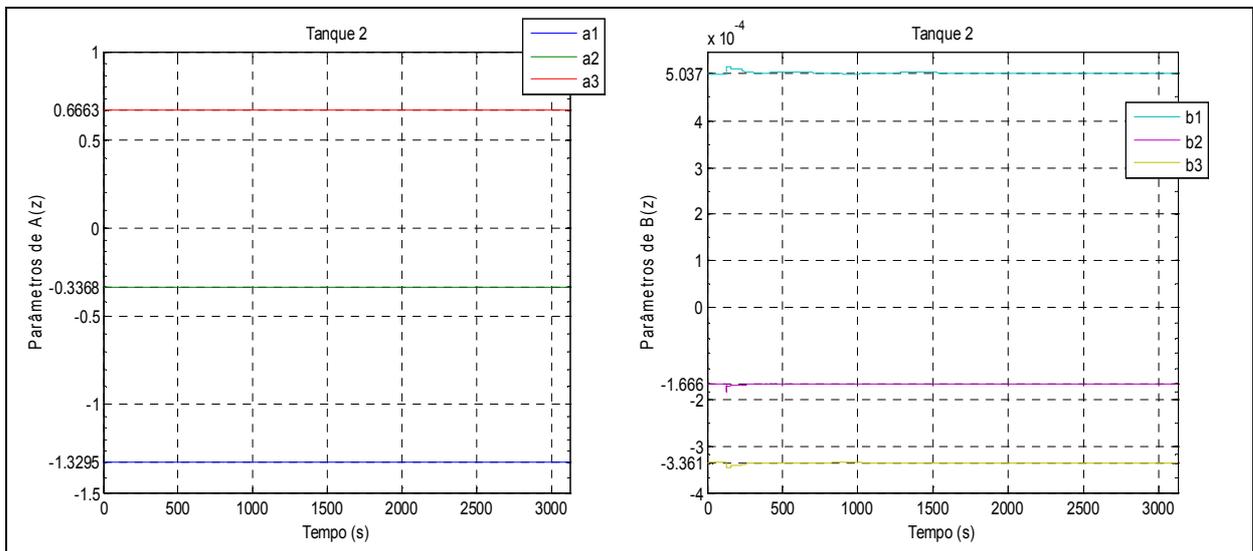


Figura 5.13 – Parâmetros estimados do tanque 2 no ponto de operação 3.

A estimação do SDTC, sem a presença de falta, resultou nos seguintes modelos ARX discretos mostrados na Tabela 5.1, para cada ponto de operação.

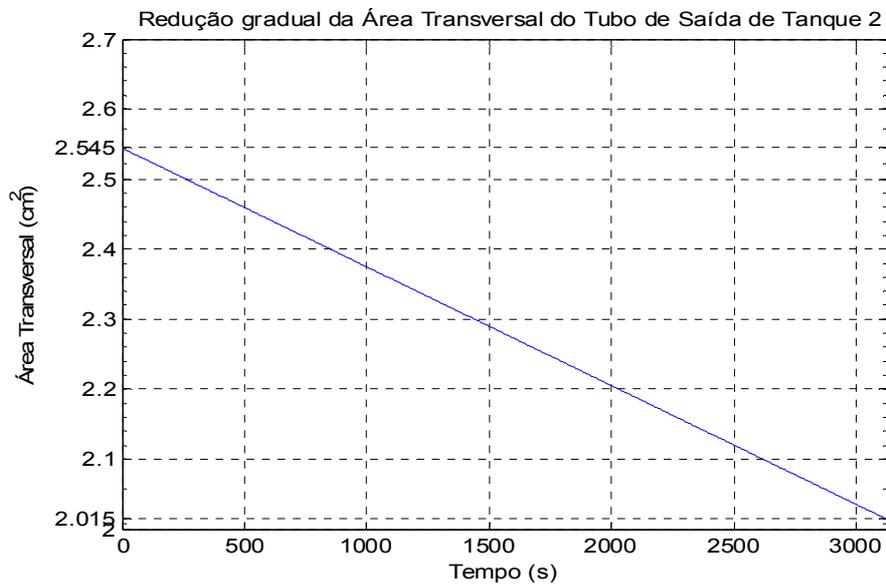
Tabela 5.1 – Modelos discretos sem falta estimados recursivamente.

Ponto de Operação	Modelo do Tanque 1	Modelo do tanque 2
1	$\frac{6,123 \times 10^{-5} z^2 - 1,997 \times 10^{-5} z - 4,053 \times 10^{-5}}{z^3 + 1,3296 z^2 + 0,3346 z - 0,6642}$	$\frac{2,677 \times 10^{-4} z^2 - 0,885 \times 10^{-4} z - 1,785 \times 10^{-4}}{z^3 + 1,3284 z^2 + 0,3369 z - 0,6653}$
2	$\frac{5,864 \times 10^{-5} z^2 - 1,904 \times 10^{-5} z - 3,88 \times 10^{-5}}{z^3 + 1,33 z^2 + 0,3352 z - 0,6652}$	$\frac{3,7 \times 10^{-4} z^2 - 1,224 \times 10^{-4} z - 2,469 \times 10^{-4}}{z^3 + 1,3291 z^2 + 0,3368 z - 0,666}$
3	$\frac{5,68 \times 10^{-5} z^2 - 1,832 \times 10^{-5} z - 3,751 \times 10^{-5}}{z^3 + 1,3303 z^2 + 0,3351 z - 0,6655}$	$\frac{5,037 \times 10^{-4} z^2 - 1,666 \times 10^{-4} z - 3,361 \times 10^{-4}}{z^3 + 1,3295 z^2 + 0,3368 z - 0,6663}$

Analisando as funções de transferência discretas identificadas para os três pontos de operação, percebe-se que ocorreu uma ligeira variação nos valores dos parâmetros. Devido a essa pequena modificação, foi esperada uma pequena modificação nos valores dos parâmetros identificados com a presença da falta.

### 5.2.2 SDTC com Ocorrência de Falta

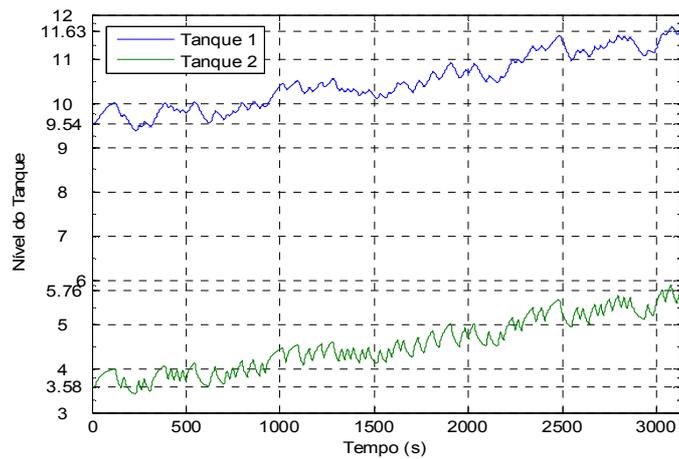
A falta simulada no SDTC foi o entupimento lento da tubulação de saída do tanque 2, reduzindo em 20% a seção do tubo em 3000 segundos, como mostrado na Figura 5.14.



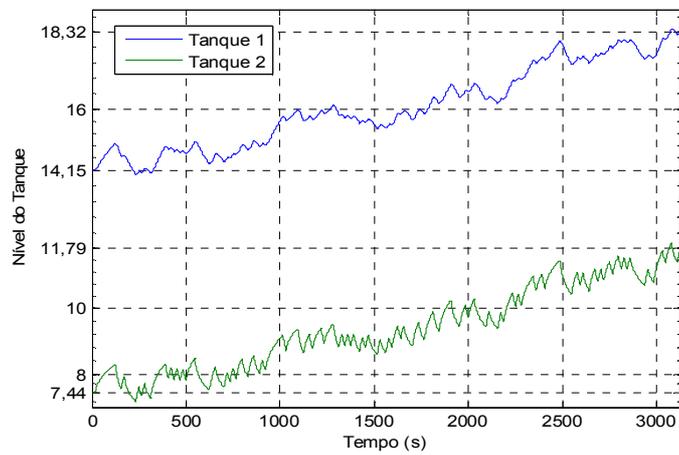
**Figura 5.14** – Falta aplicada ao SDTC.

Na Figura 5.14, pode-se notar que a falta aplicada ao SDTC reduz a seção da tubulação de saída do tanque 2 em  $0,53 \text{ cm}^2$  durante tempo de simulação.

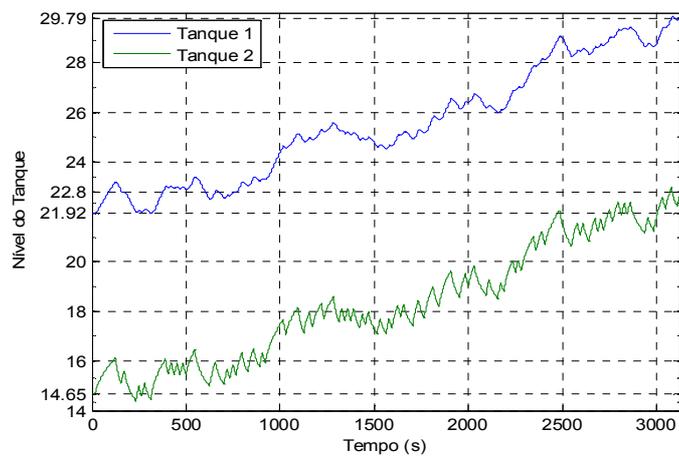
Como o entupimento tem características multiplicativas, o sinal de entrada da planta não sofre modificações com a ocorrência dessa falta. Porém, os sinais de saída (níveis dos tanques 1 e 2) sofrem consideráveis variações, mostradas nas Figuras 5.15, 5.16 e 5.17.



**Figura 5.15** – Influência da falta nos sinais de saída do ponto de operação 1.



**Figura 5.16** – Influência da falta nos sinais de saída do ponto de operação 2.



**Figura 5.17** – Influência da falta nos sinais de saída do ponto de operação 3.

É possível notar que, na medida em que ocorre o aumento do percentual de entupimento da tubulação, a inclinação da variação dos sinais de saída se acentua. Para um determinado valor de falta superior a 20 %, os níveis dos tanques apresentam um aumento exponencial. Essa é a razão pela qual foi escolhida uma falta limitada a redução de 20% da seção da tubulação de saída do tanque 2.

Foi aplicado o sinal de entrada e os sinais de saída, dos três pontos de operação, no estimador MQR com fator de esquecimento variável com traço limitado. Como resultados da estimação em condição de falta, foram geradas variações nos valores dos parâmetros estimados de cada tanque influenciado pela falta. Tal comportamento pode ser observado nas Figuras 5.18, 5.19, 5.20, 5.21, 5.22 e 5.23.

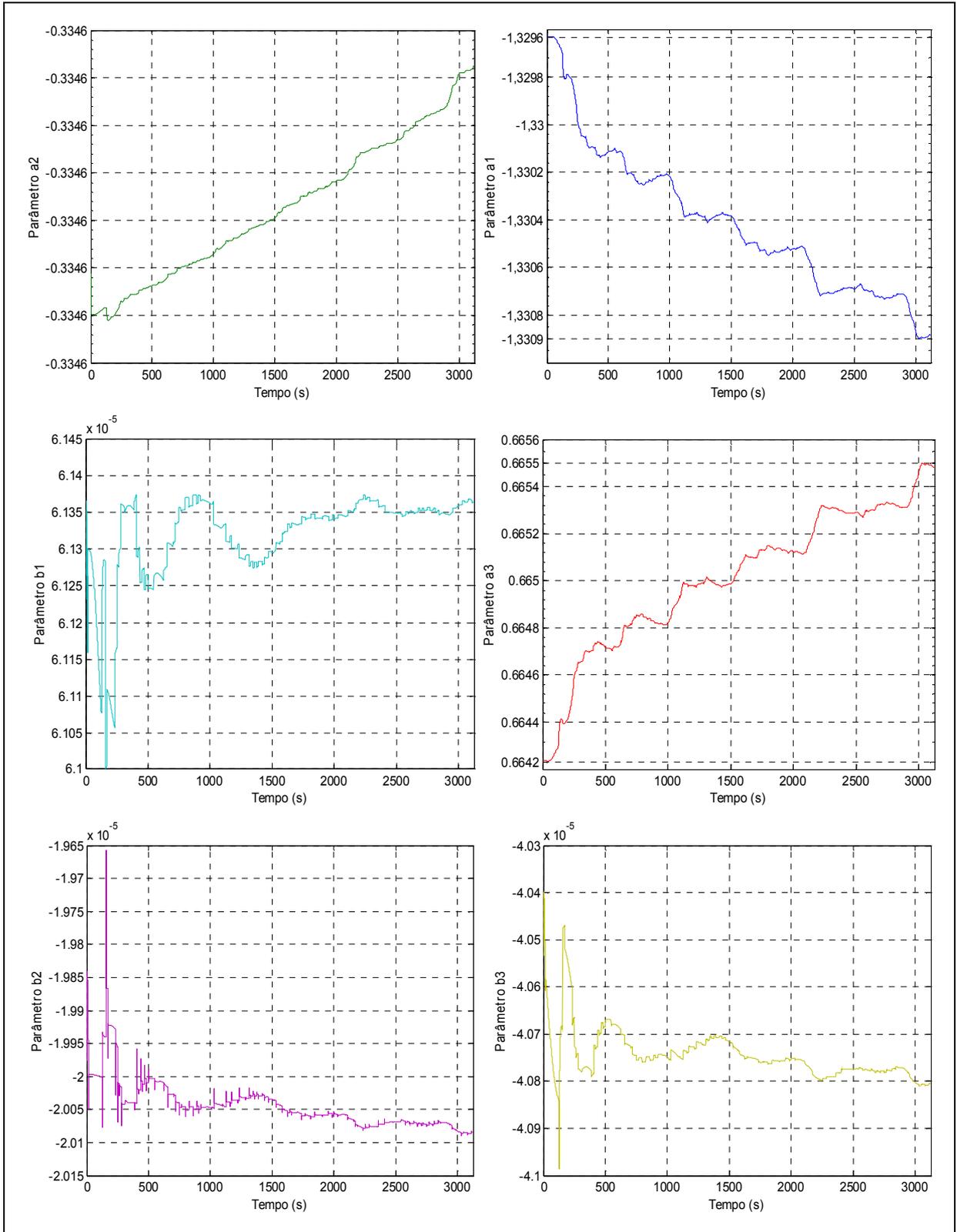


Figura 5.18 – Variação dos parâmetros do tanque 1 no ponto de operação 1.

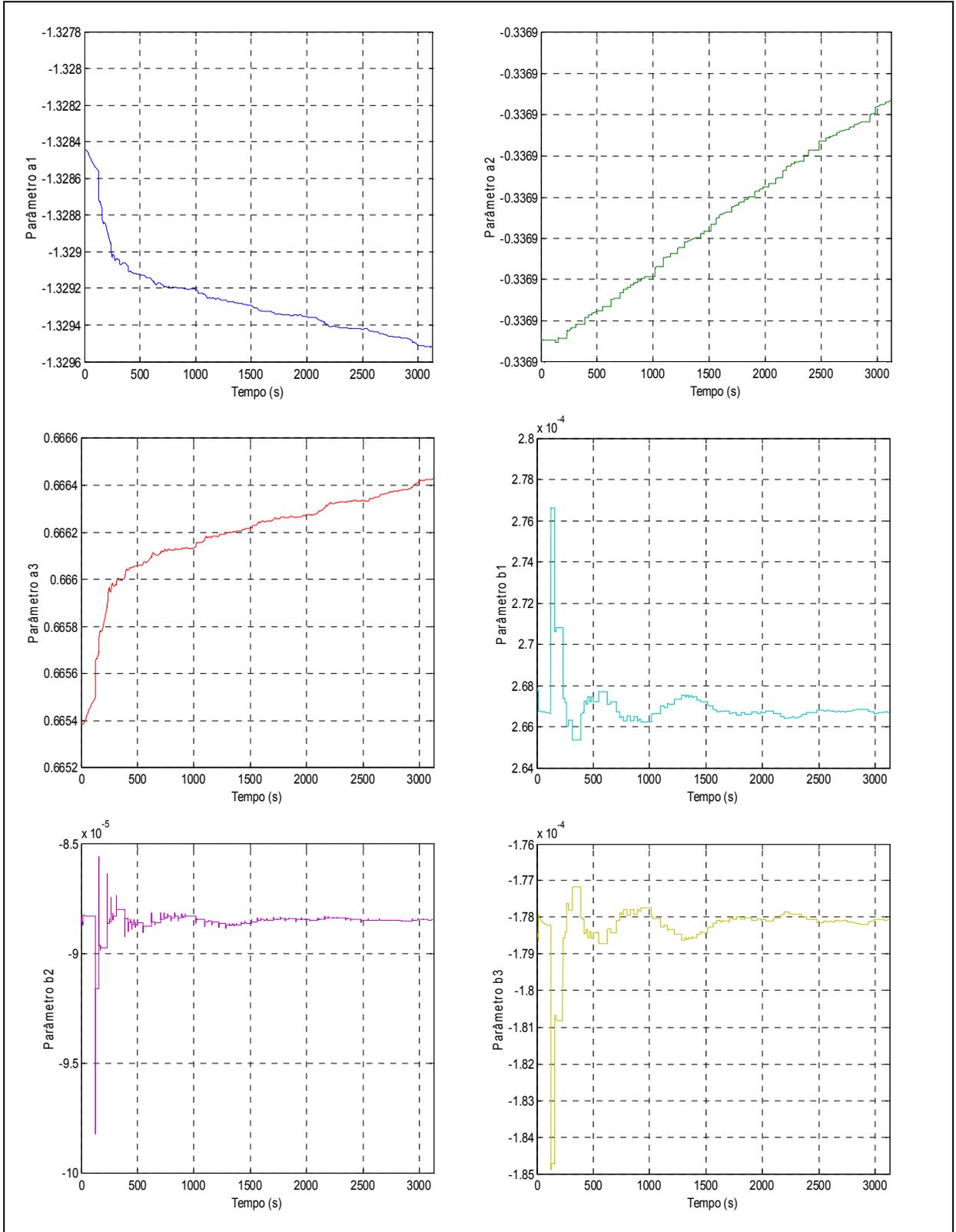


Figura 5.19 – Variação dos parâmetros do tanque 2 no ponto de operação 1.

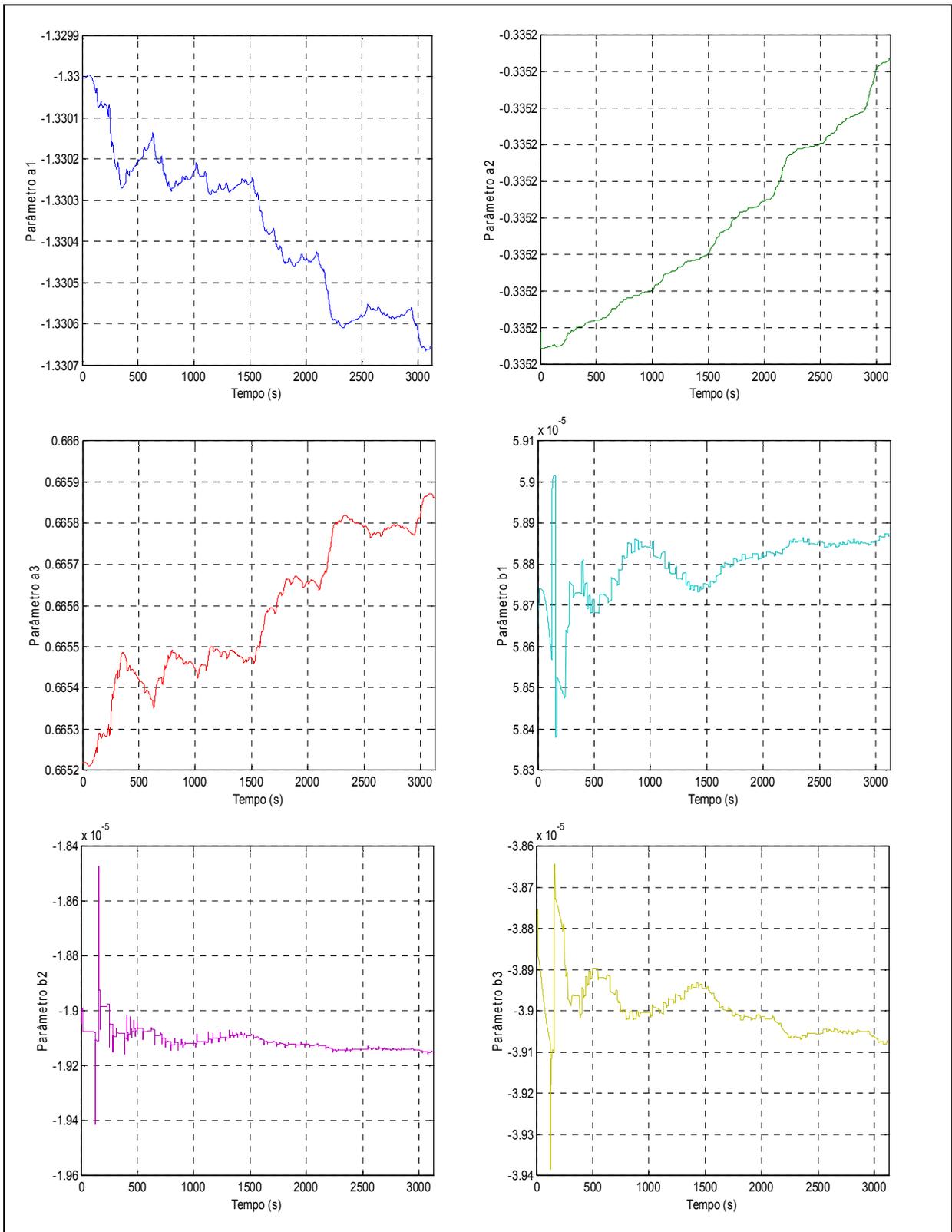


Figura 5.20 – Variação dos parâmetros do tanque 1 no ponto de operação 2.

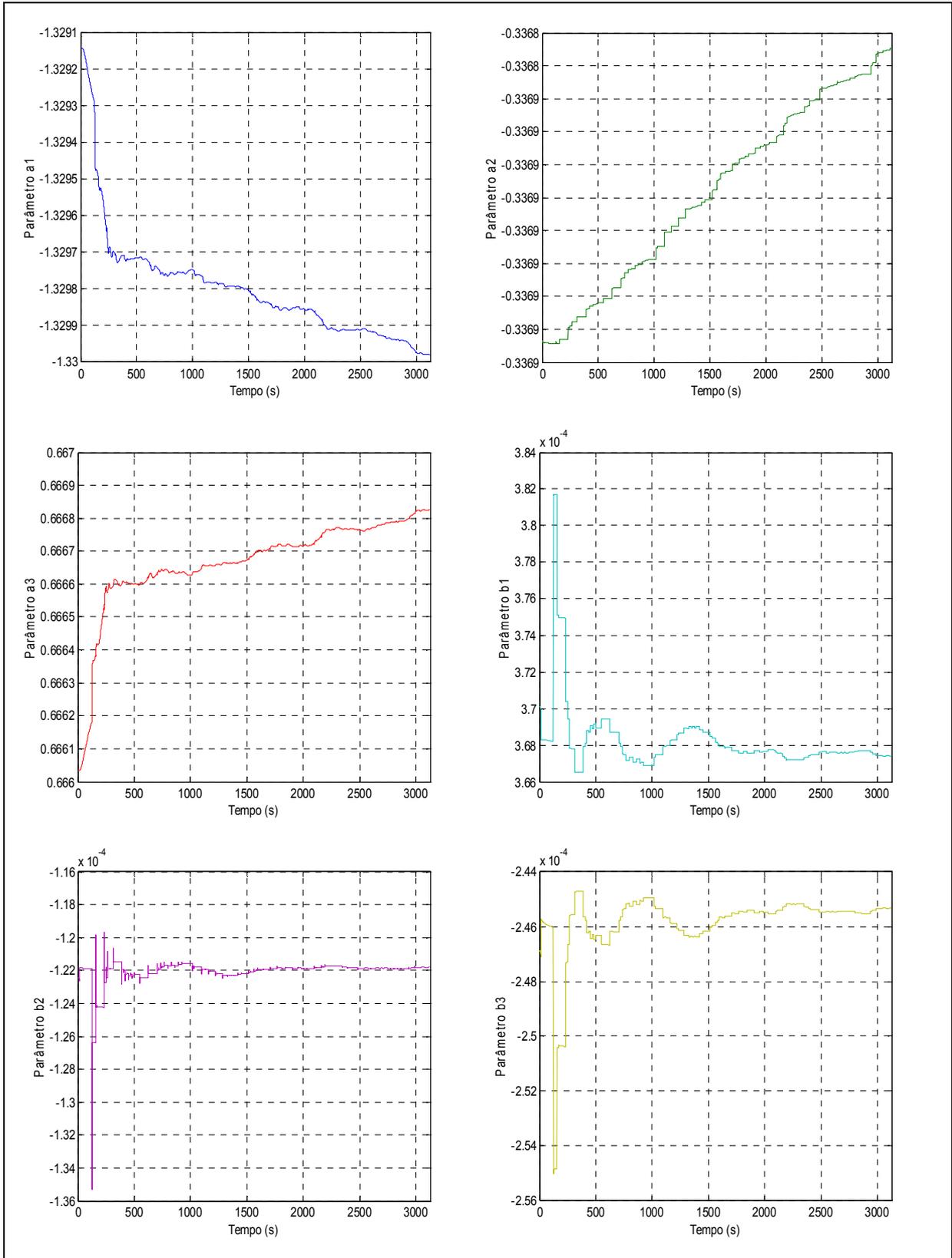


Figura 5.21 – Variação dos parâmetros do tanque 2 no ponto de operação 2.

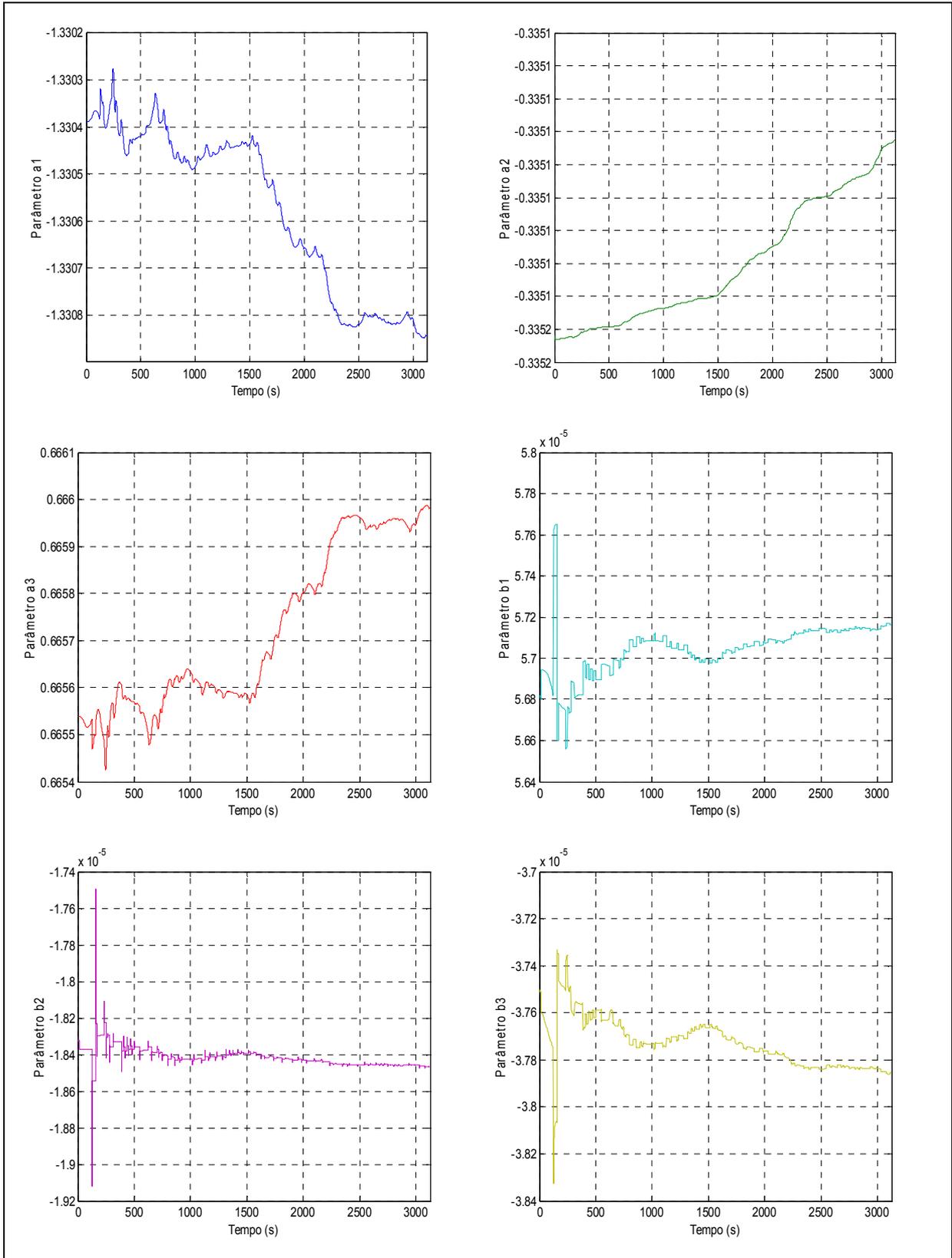


Figura 5.22 – Variação dos parâmetros do tanque 1 no ponto de operação 3.

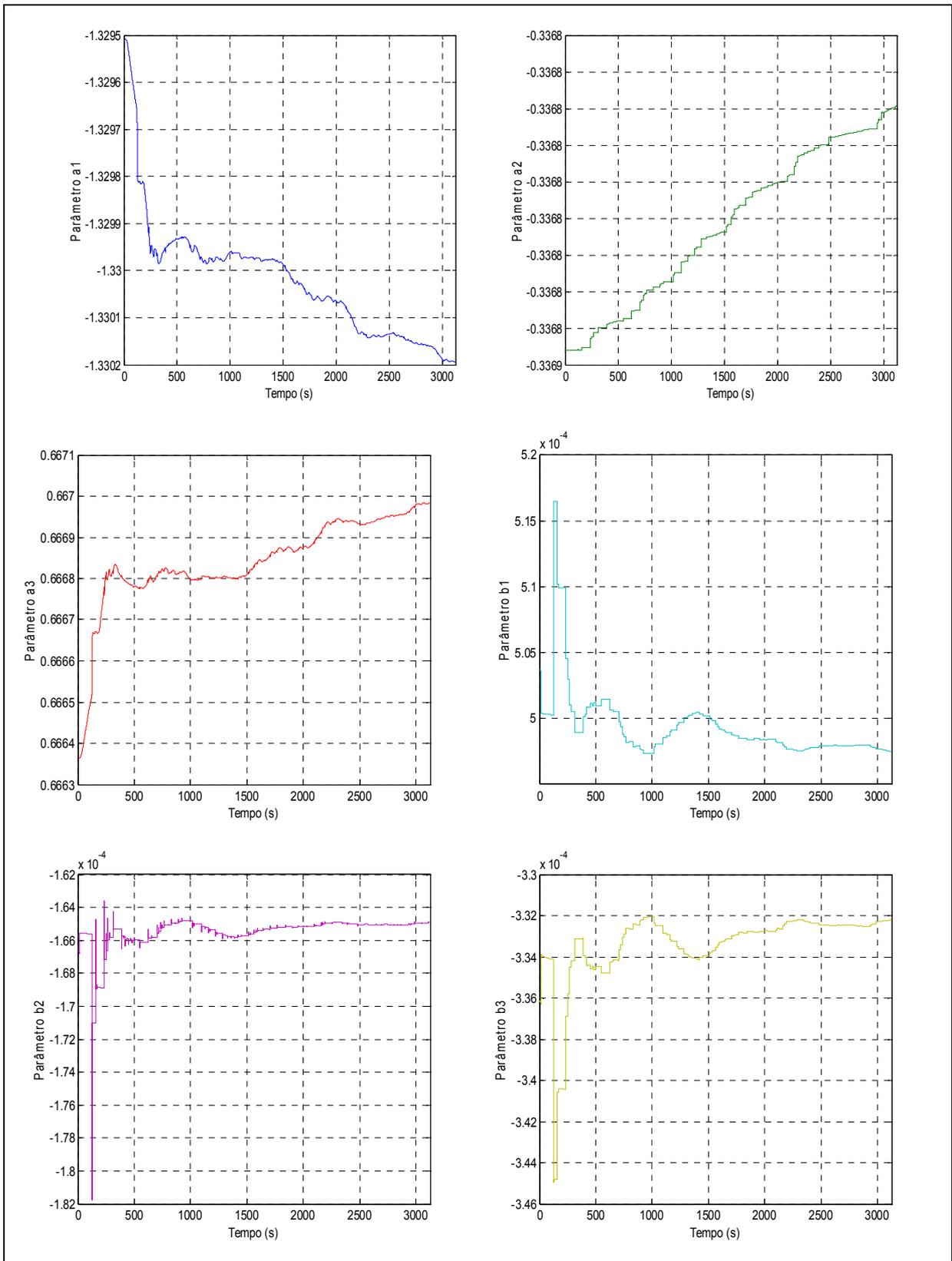


Figura 5.23 – Variação dos parâmetros do tanque 2 no ponto de operação 3.

Avaliando o tipo de variação de cada um dos parâmetros, em todos os pontos de operação, é perceptível que apenas os parâmetros  $a_1$  e  $a_3$  modificaram os seus valores de forma monotônica. Essa característica evidencia tais parâmetros como potenciais indicadores da falta que provocou essa variação. Já com os outros parâmetros, não foi possível perceber essa relação, pois eles apresentam uma trajetória indefinida, aleatória ou desprezível, quando houve a incidência da falta.

Para atender todos os pontos de operação e percentuais de falta utilizados, foram constituídos quinze modelos para cada tanque. Nas Tabelas 5.2 e 5.3 são mostrados todos os valores dos parâmetros monotônicos o conjunto de treinamento dos sistemas fuzzy.

**Tabela 5.2** – Conjunto de modelos do tanque 1 de treinamento.

	Ponto de Operação 1	Ponto de Operação 2	Ponto de Operação 3
0%	$a_1 = -1.32963095304944$ $a_3 = 0.66423782898808$	$a_1 = -1.33000385911644$ $a_3 = 0.66522039676548$	$a_1 = -1.33038760354773$ $a_3 = 0.66553873444344$
5%	$a_1 = -1.33033415488201$ $a_3 = 0.66490485026139$	$a_1 = -1.33031127201851$ $a_3 = 0.66549211594608$	$a_1 = -1.33051049245112$ $a_3 = 0.66562620137030$
10%	$a_1 = -1.33051773080482$ $a_3 = 0.66508750835370$	$a_1 = -1.33039572051584$ $a_3 = 0.66557522555139$	$a_1 = -1.33055505547711$ $a_3 = 0.66566914880602$
15%	$a_1 = -1.33068557923116$ $a_3 = 0.66525434687142$	$a_1 = -1.33058698774625$ $a_3 = 0.66576463152738$	$a_1 = -1.33079580408797$ $a_3 = 0.66590612841789$
20%	$a_1 = -1.33082202250683$ $a_3 = 0.66538951370671$	$a_1 = -1.33065837137826$ $a_3 = 0.66583415141397$	$a_1 = -1.33088083027719$ $a_3 = 0.66598805301198$

**Tabela 5.3** – Conjunto de modelos do tanque 2 de treinamento.

	Ponto de Operação 1	Ponto de Operação 2	Ponto de Operação 3
0%	$a_1 = -1.32844645917722$ $a_3 = 0.66538571303655$	$a_1 = -1.32914243330028$ $a_3 = 0.66603551573213$	$a_1 = -1.32950781330013$ $a_3 = 0.66636438853487$
5%	$a_1 = -1.32927964757792$ $a_3 = 0.66617612952181$	$a_1 = -1.32982778956230$ $a_3 = 0.66667367489707$	$a_1 = -1.33003658272392$ $a_3 = 0.66684064447582$
10%	$a_1 = -1.32937559787532$ $a_3 = 0.66626553489345$	$a_1 = -1.32988730537201$ $a_3 = 0.66672228501714$	$a_1 = -1.33007831728960$ $a_3 = 0.66686499965018$
15%	$a_1 = -1.32945403536145$ $a_3 = 0.66633777860790$	$a_1 = -1.32995307248986$ $a_3 = 0.66677893147153$	$a_1 = -1.33017226183399$ $a_3 = 0.66694446435247$
20%	$a_1 = -1.32953541712088$ $a_3 = 0.66641328316238$	$a_1 = -1.33000776914835$ $a_3 = 0.66682567239036$	$a_1 = -1.33022724353885$ $a_3 = 0.66698902784410$

O treinamento dos sistemas fuzzy de detecção e diagnóstico foi a etapa posterior a identificação e seleção dos parâmetros adequados ao que se propões este trabalho.

Através dos valores desses parâmetros em função da falta, foi construído um conjunto de modelos constituídos, apenas, pelos parâmetros  $a_1$  e  $a_3$ , em que, cada valor de parâmetro, desse conjunto, representa um ponto de operação afetado por um percentual de falta entre 0 % e 20 % de entupimento.

### 5.2.3 Detecção e Diagnóstico de Falhas através da Estimação MQR

Na fase de detecção, os resíduos gerados através do estimador MQR, quando o SDTC está livre de falta podem ser observados nas Figuras 5.24, 5.25 e 5.26.

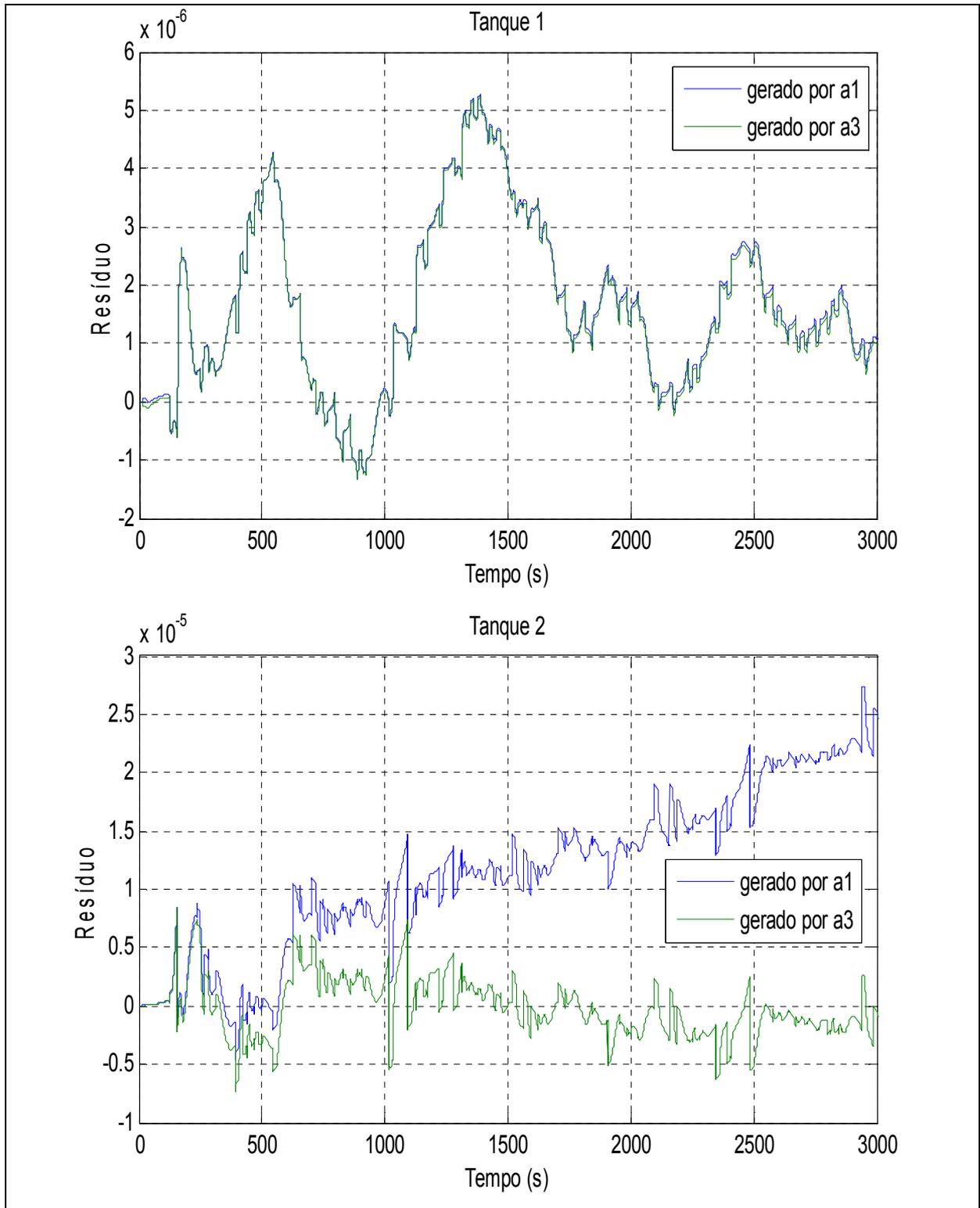


Figura 5.24 – Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 1 livre de falta.

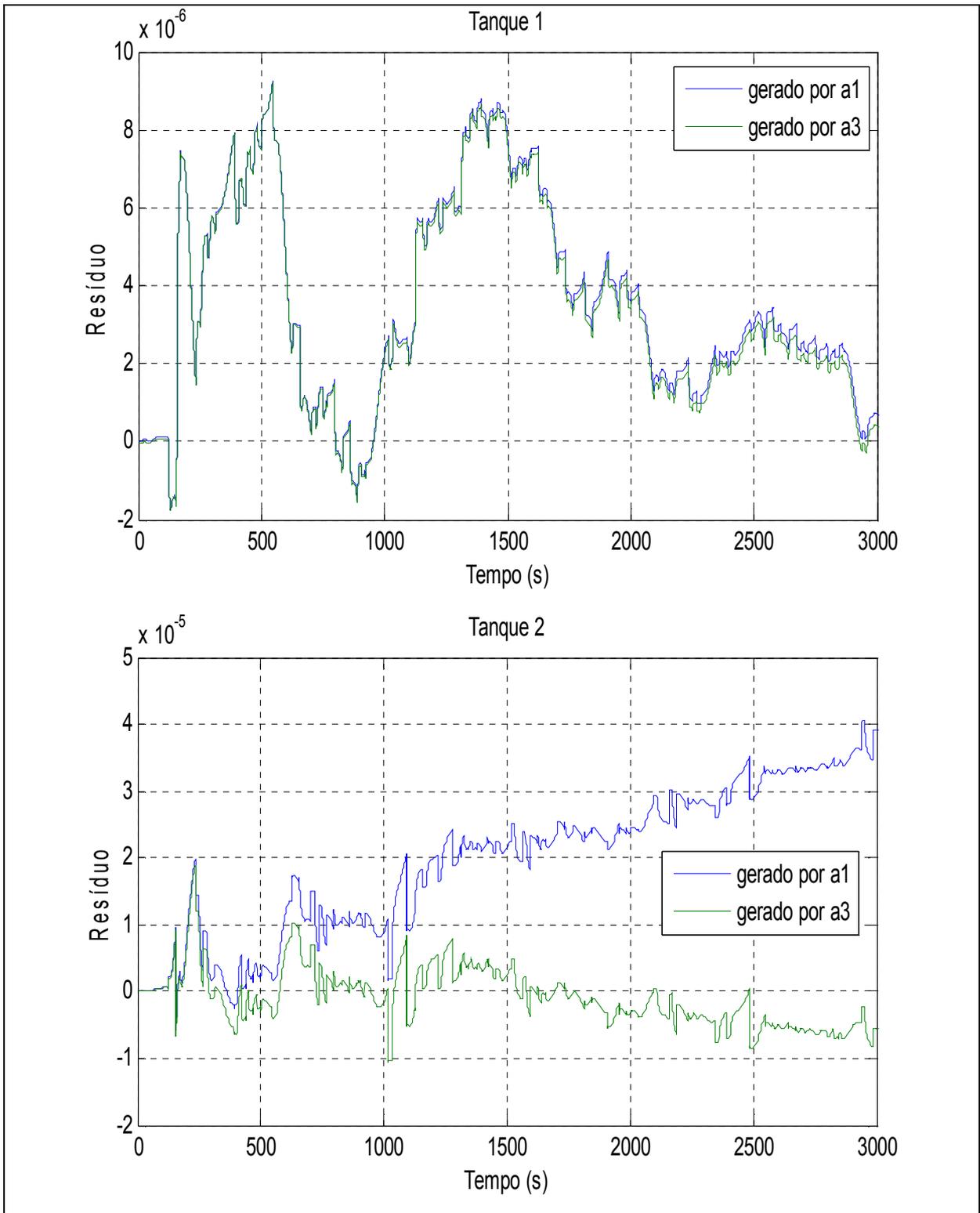
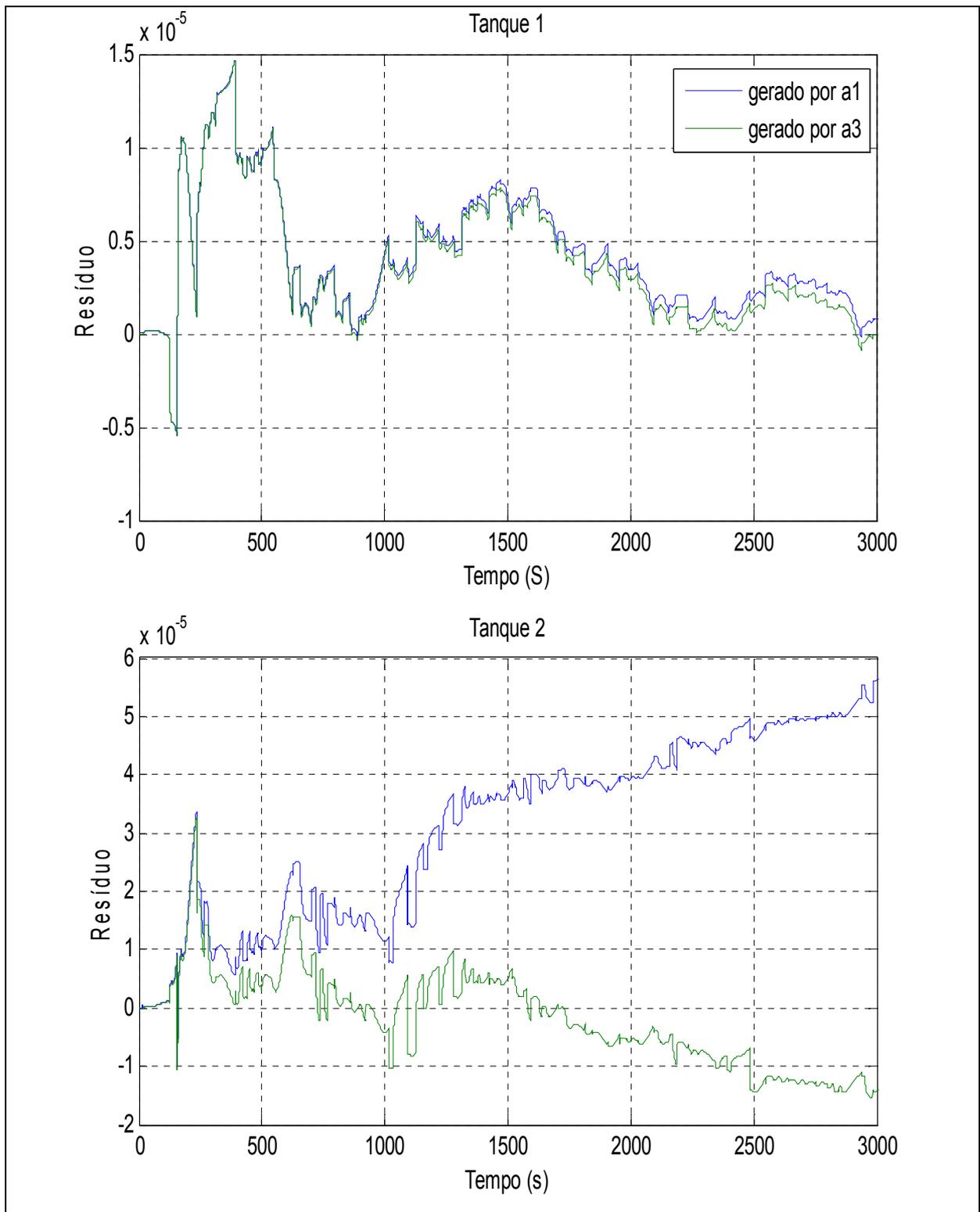


Figura 5.25 – Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 2 livre de falta.



**Figura 5.26** – Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 3 livre de falta.

Através desses resultados pode-se afirmar que o resíduo gerado pela comparação dos parâmetros estimados com os parâmetros do modelo livre de falta apresenta uma pequena variação, de tal forma que, foi considerado como resíduo nulo.

Já com a presença da falta o resíduo se comporta como mostrado nas Figuras 5.27, 5.28 e 5.29.

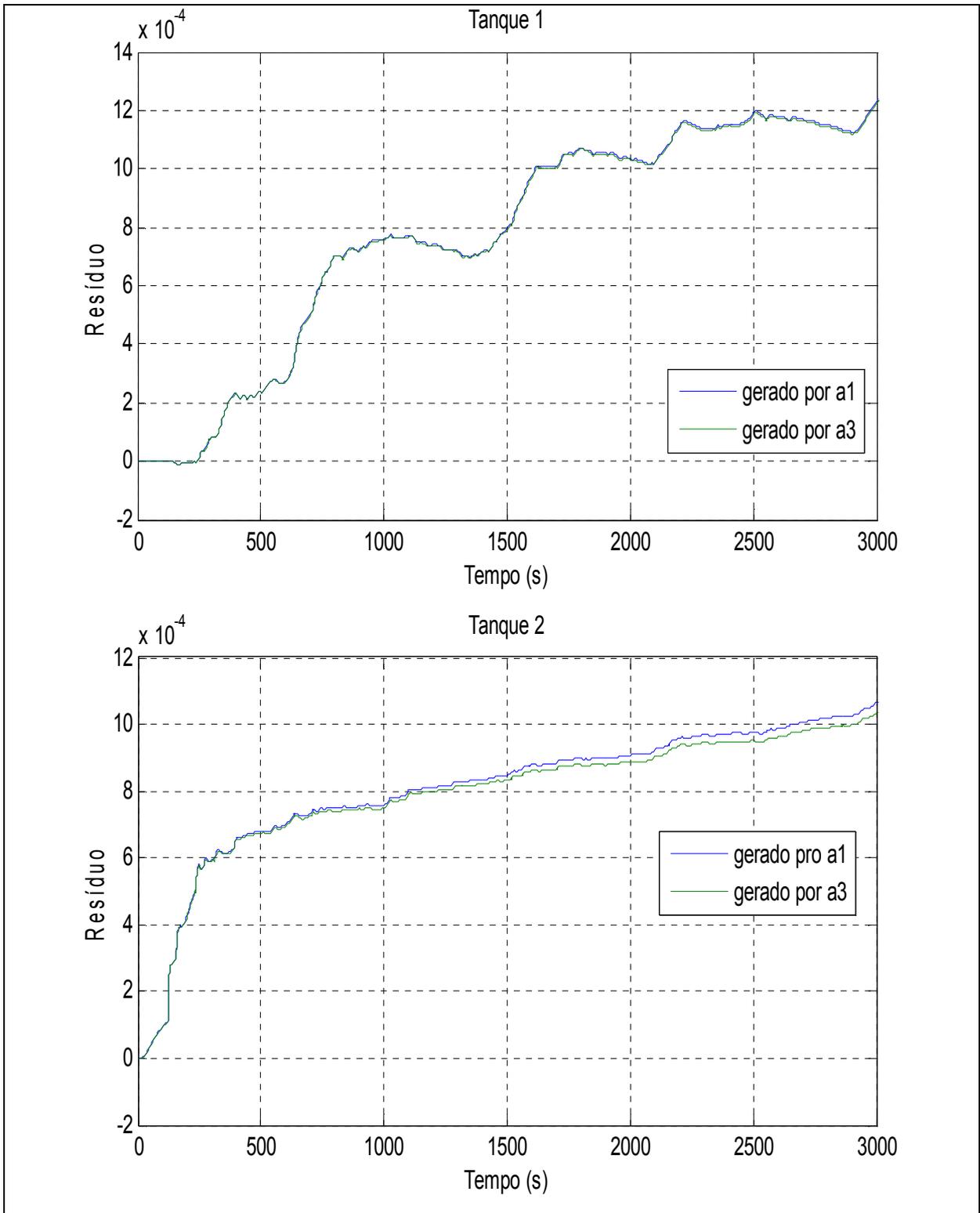


Figura 5.27 – Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 1 afetado pela falta.

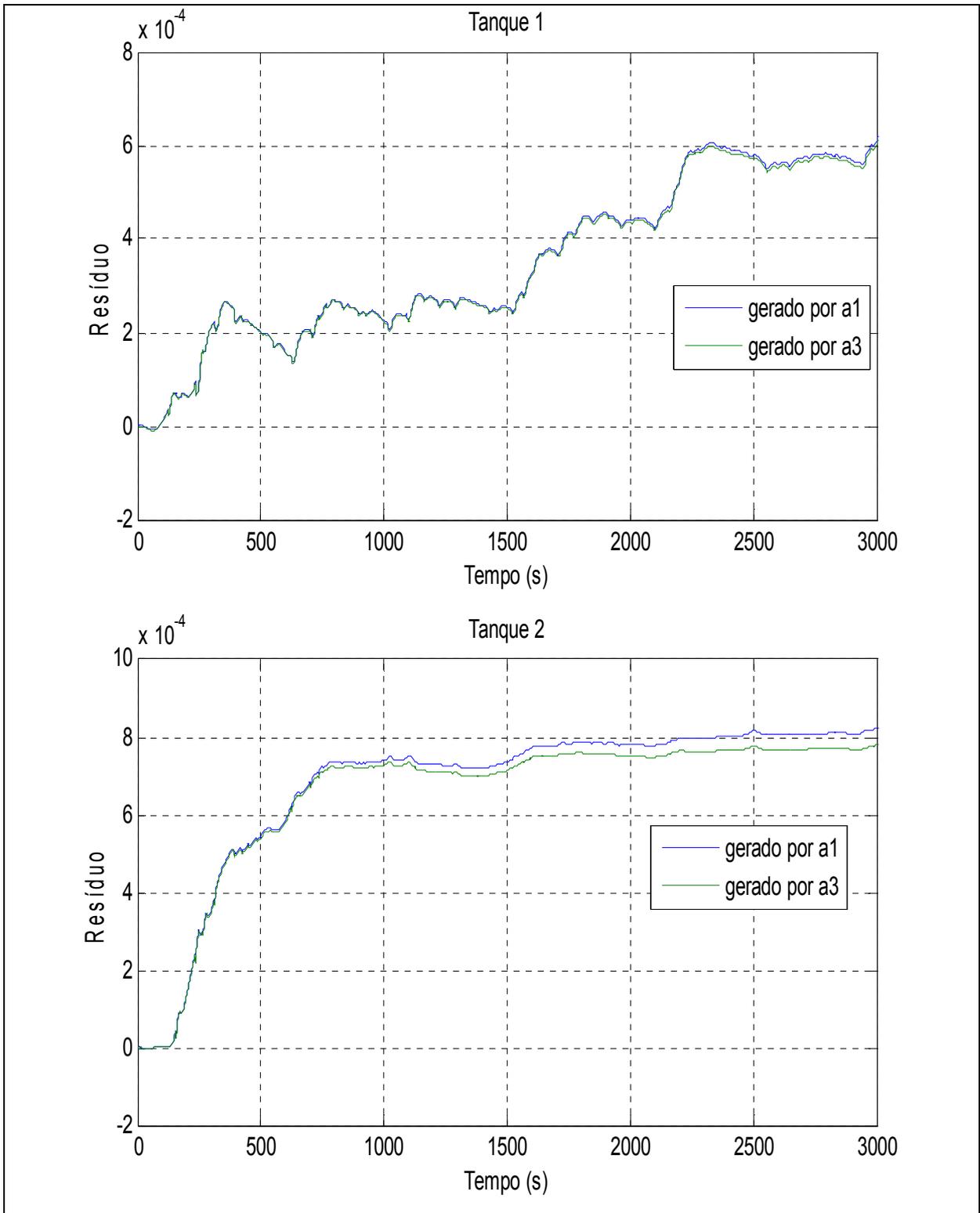
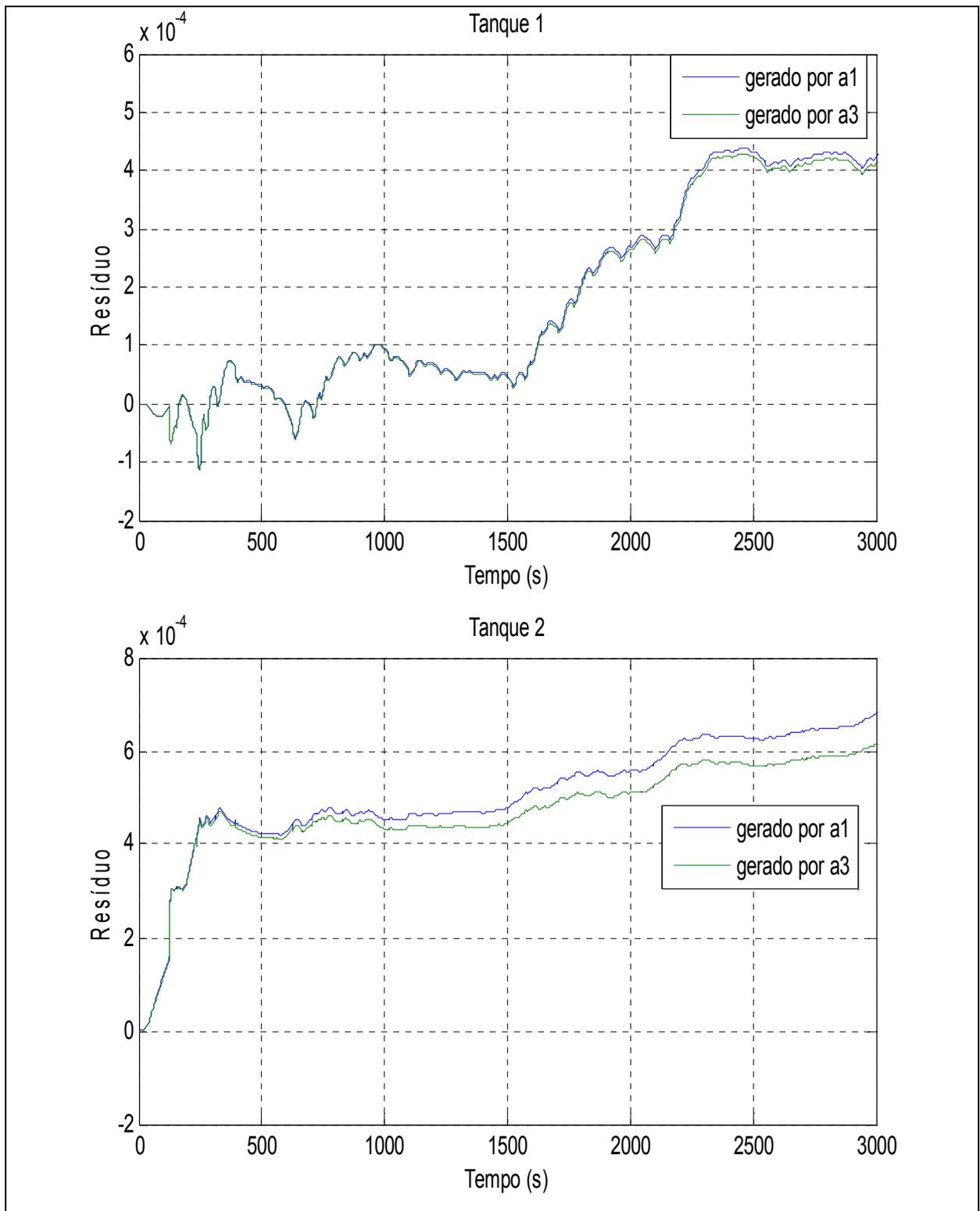


Figura 5.28 – Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 2 afetado pela falta.



**Figura 5.29** – Resíduos gerados através do estimador MQR no ponto de operação 3 afetado pela falta.

Com a ocorrência da falta o resíduo tem uma variação na ordem de até cem vezes maior que no caso livre de falta. Esse comportamento constatou essa técnica como adequada à detecção de faltas.

Através da realimentação da integral desses resíduos, foi possível diagnosticar o percentual de entupimento da tubulação com o sistema fuzzy de rastreamento de parâmetros. Como resultado, pode-se observar nas Figuras 5.30, 5.31, 5.32, 5.33, 5.34 e 5.35 a comparação entre os parâmetros estimados pelo MQR e os rastreados pelo sistema fuzzy, quando ocorre o entupimento na tubulação de saída do SDTC.

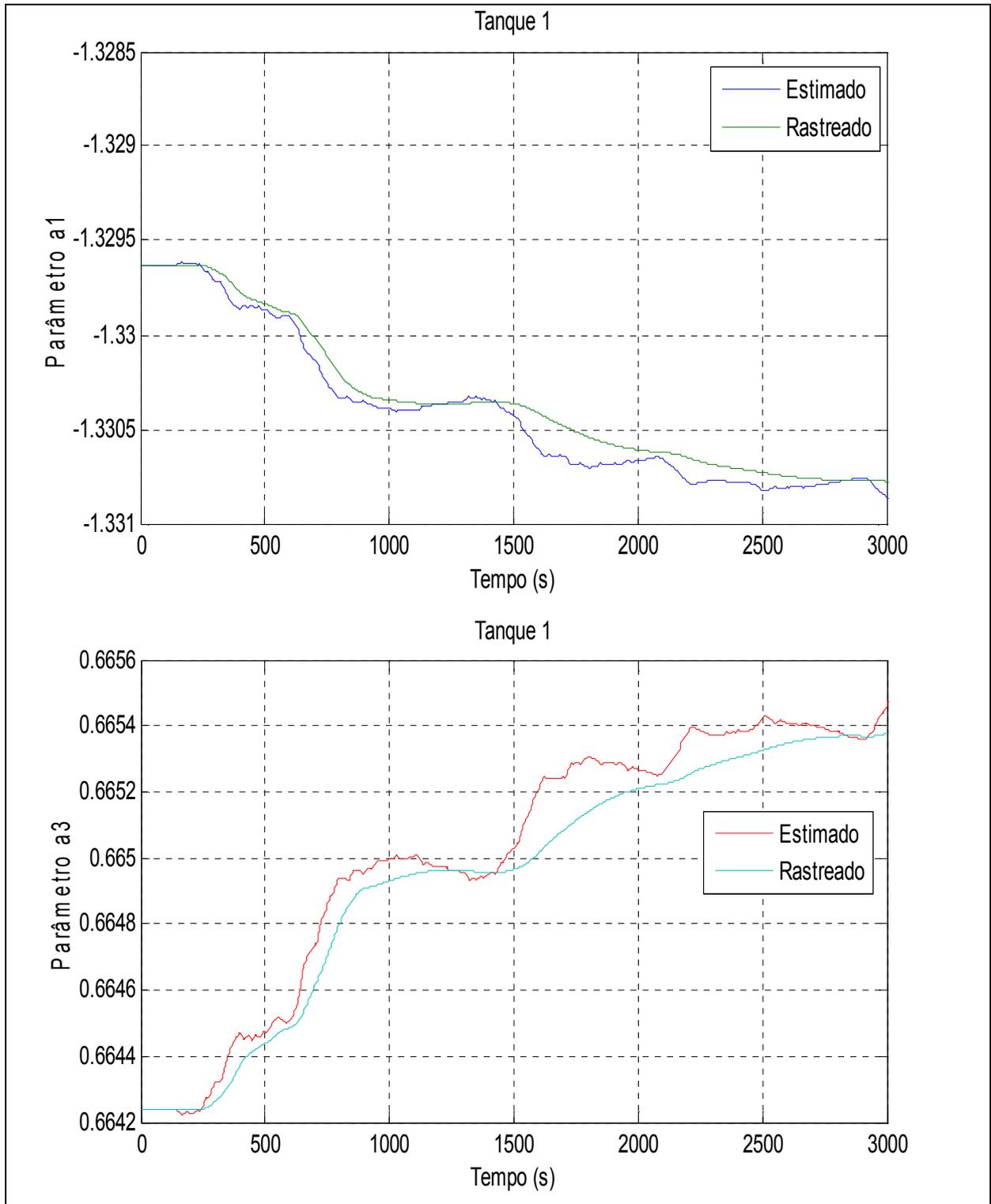


Figura 5.30 – Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 1 do tanque 1.

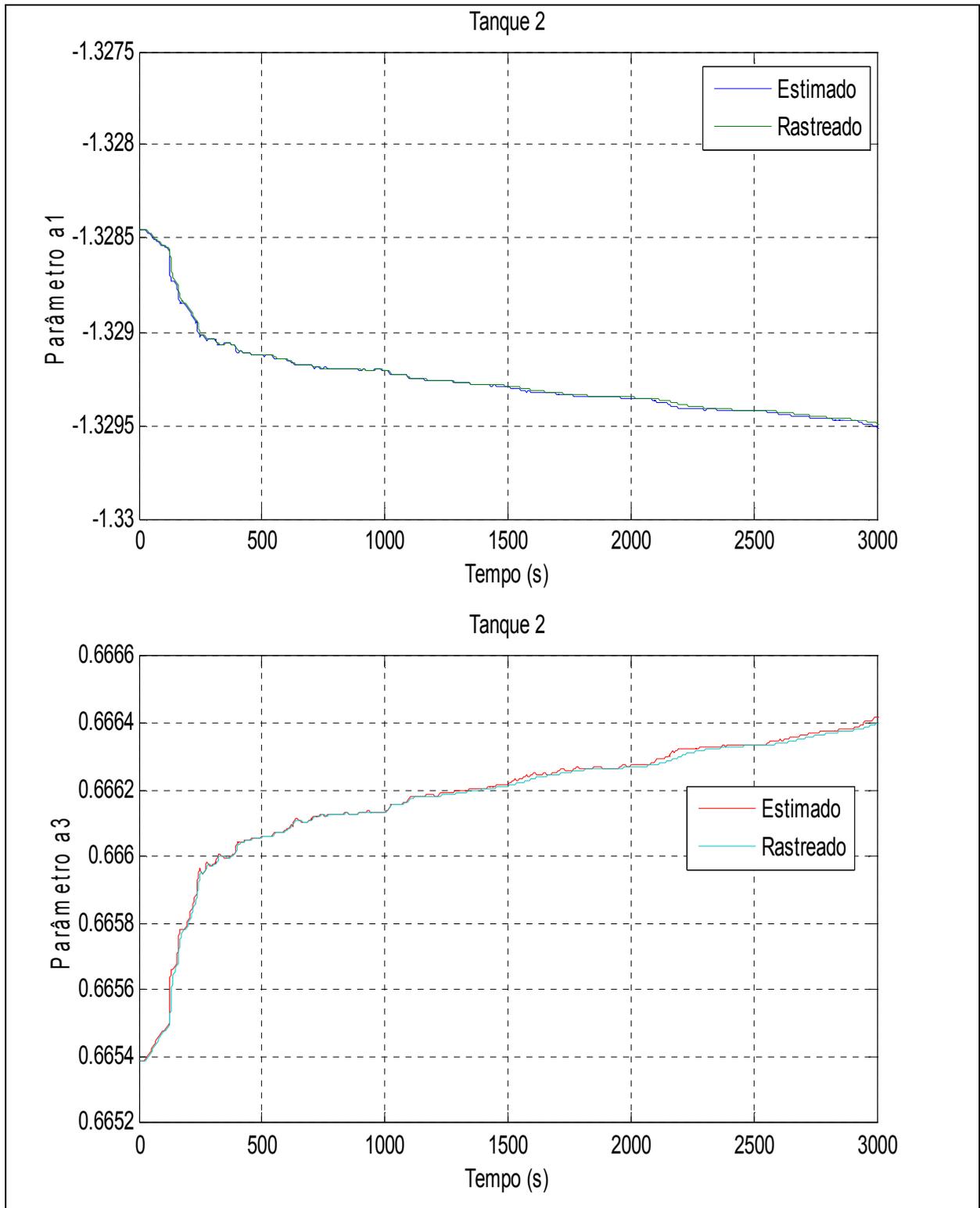


Figura 5.31 – Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 1 do tanque 2.

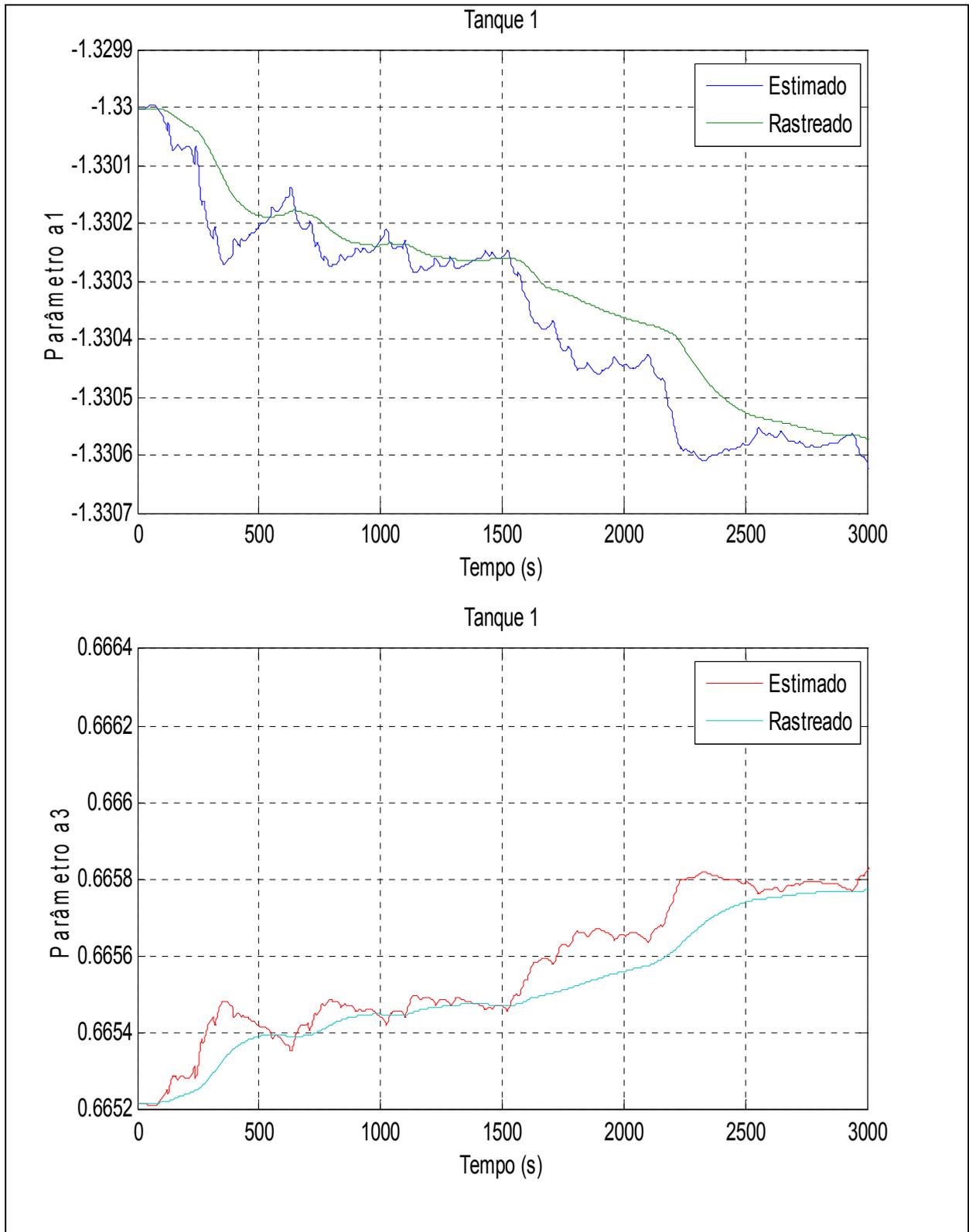


Figura 5.32 – Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 2 do tanque 1.

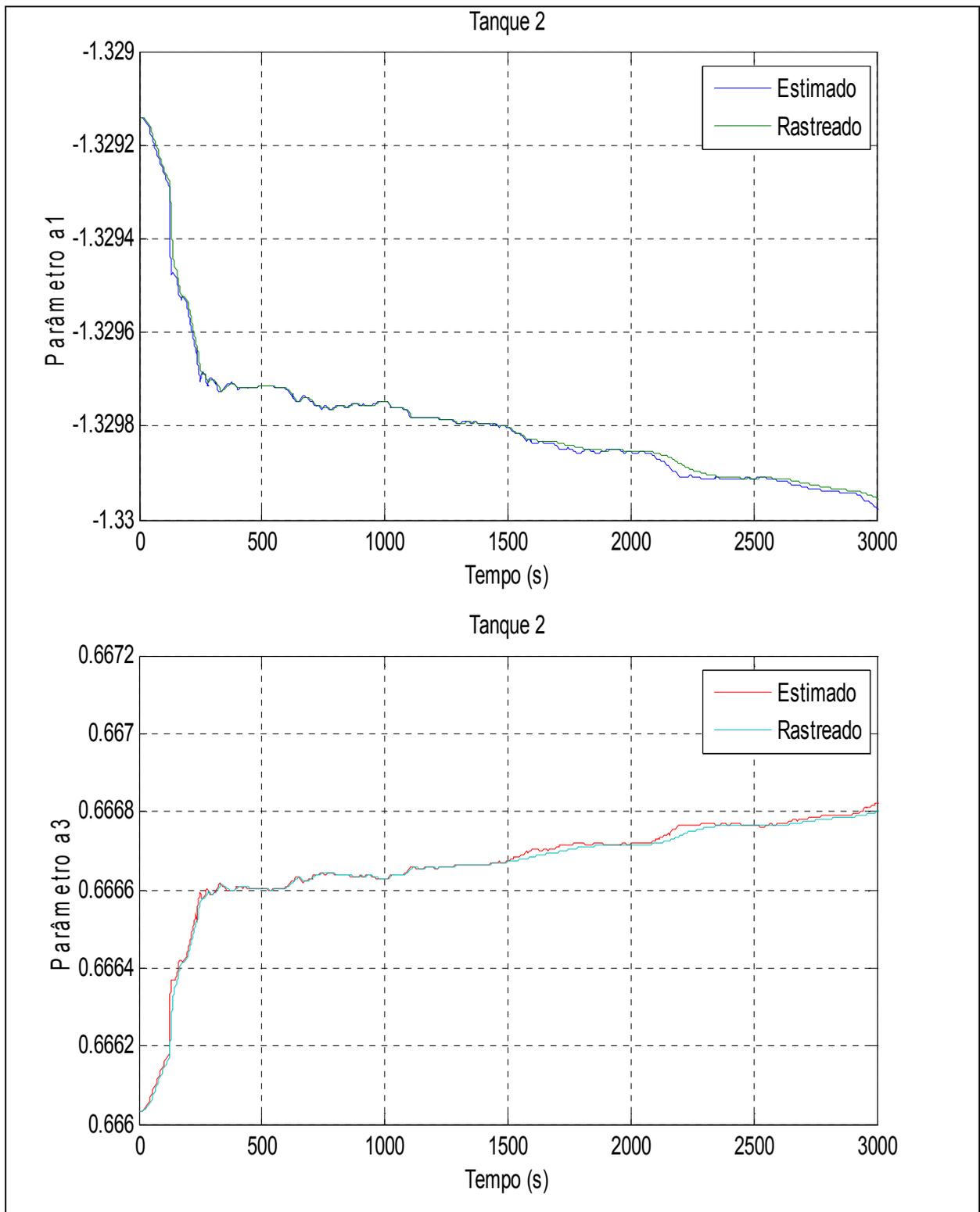


Figura 5.33 – Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 2 do tanque 2.

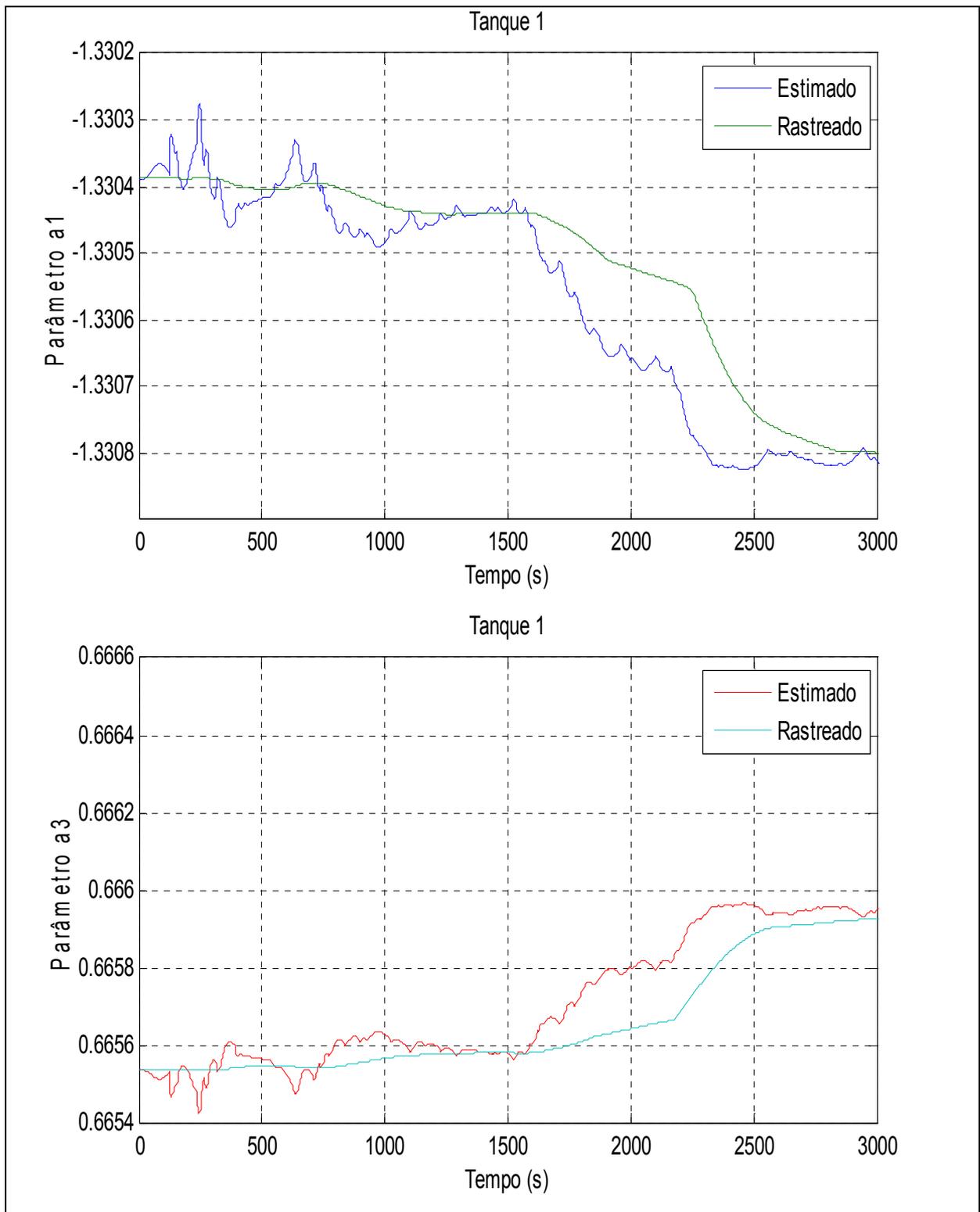


Figura 5.34 – Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 3 do tanque 1.

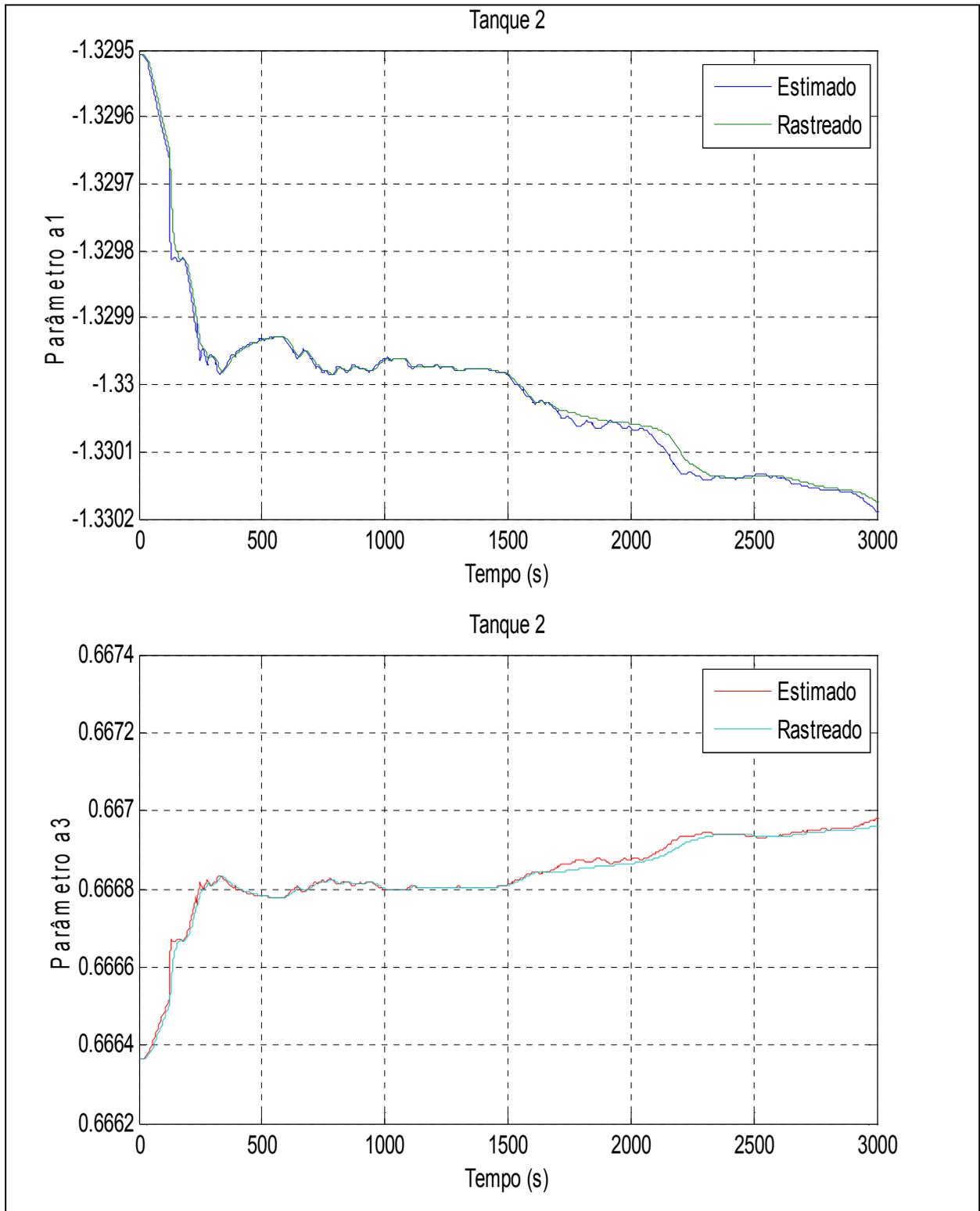
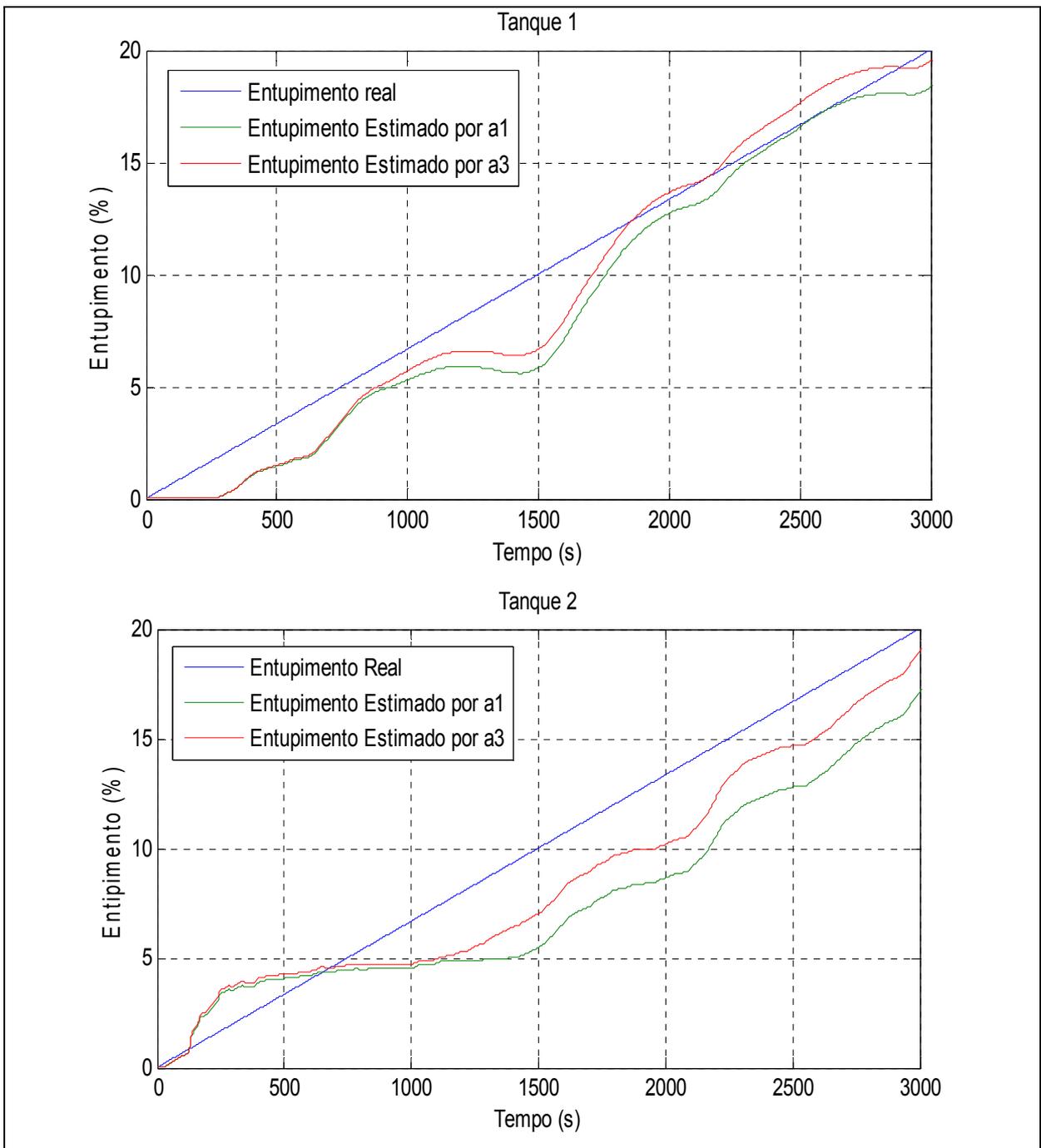


Figura 5.35 – Parâmetros rastreados e estimados pelo MQR no ponto de operação 3 do tanque 2.

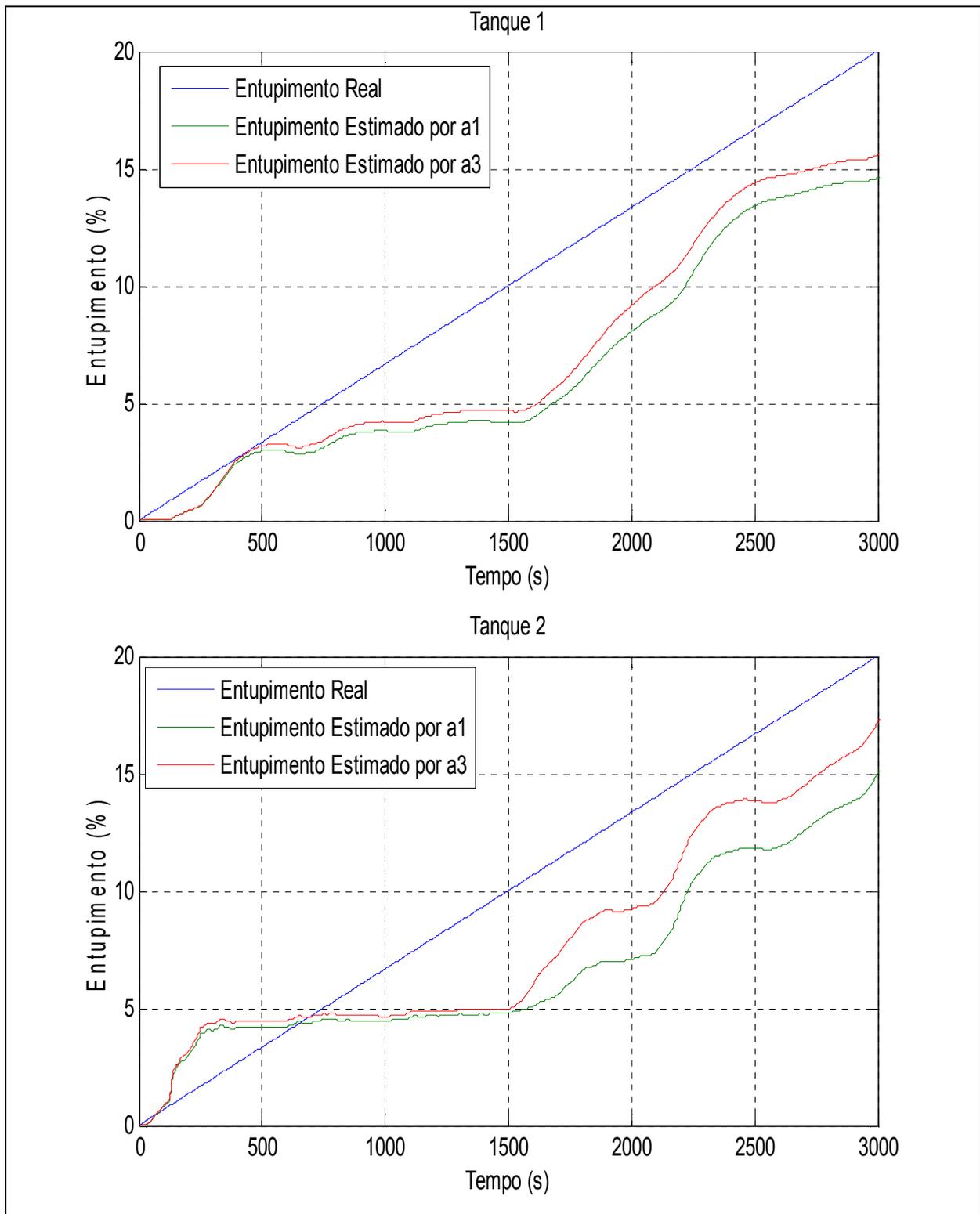
Ao analisar o rastreamento dos parâmetros estimados, foi notado que ocorre certo desvio nos valores rastreados. Isso se dá pelo comportamento estocástico da estimação pelo MQR (erro de estimação).

Além disso, foi percebido que esse desvio no tanque 2 é bem inferior que no tanque 1. Atribui-se a essa diferença a maior variação no valor dos parâmetros do tanque 2 em relação ao valor dos parâmetros do tanque 1.

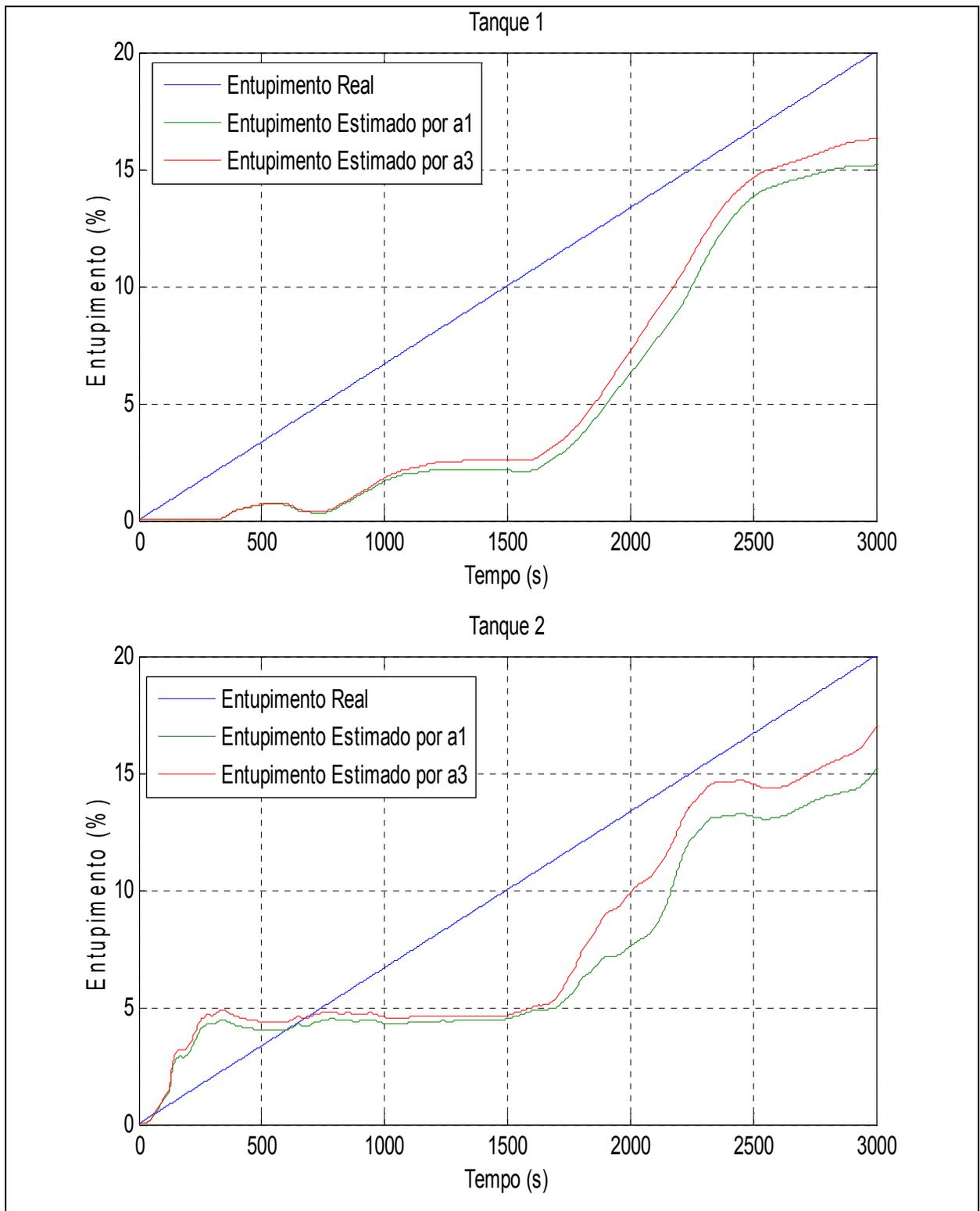
Executando a estimação de parâmetros com um estimador MQR e o rastreamento por sistema fuzzy, o diagnóstico do entupimento da tubulação de saída do tanque 2 do SDTC é mostrado nas Figuras 5.36, 5.37 e 5.38, baseado nos parâmetros monotônicos do modelo de cada tanque estimados pelo MQR.



**Figura 5.36** – Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 1 com estimador MQR e rastreador fuzzy.



**Figura 5.37** – Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 2 com estimador MQR e rastreador fuzzy.



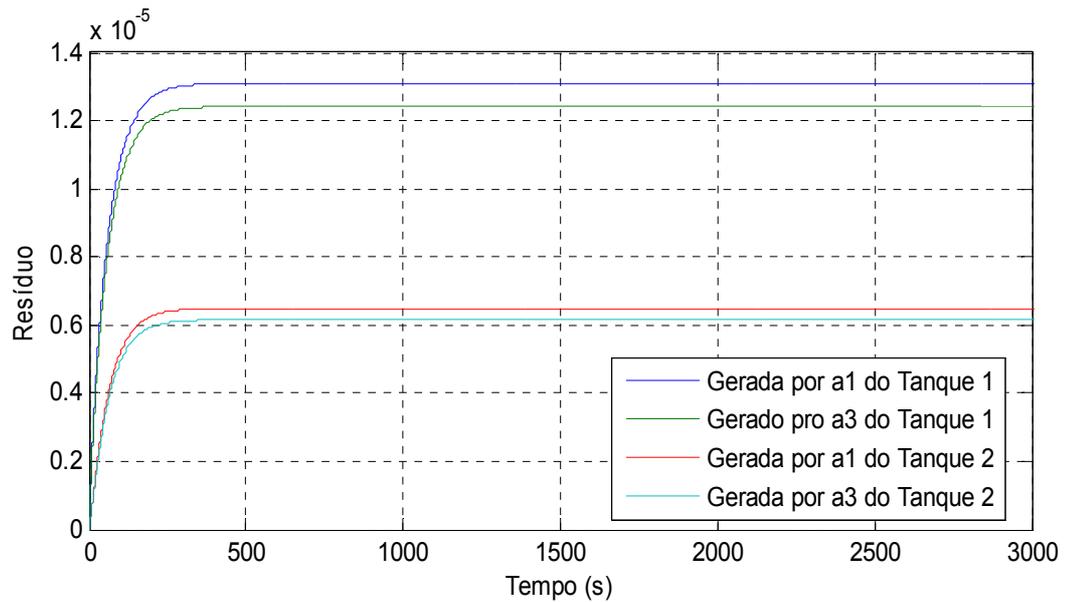
**Figura 5.38** – Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 3 com estimador MQR e rastreador fuzzy.

Guiado pelos resultados do diagnóstico do percentual falta de entupimento da tubulação de saída do tanque 2 do SDTC, foi observado esse diagnóstico obteve melhor

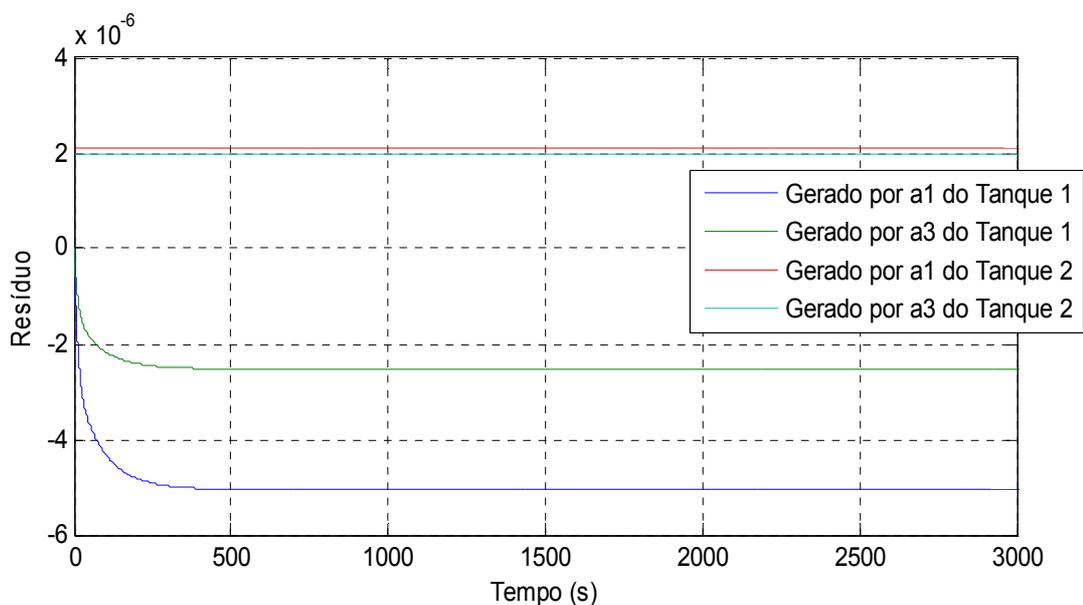
resultado para o ponto de operação 1, apresentando um erro de até 3 %. Enquanto que nos outros pontos de operação esse erro alcançou valores superiores a 3%.

### 5.2.4 – Detecção e Diagnóstico de Falhas através da Estimação Supervisionada por Fuzzy

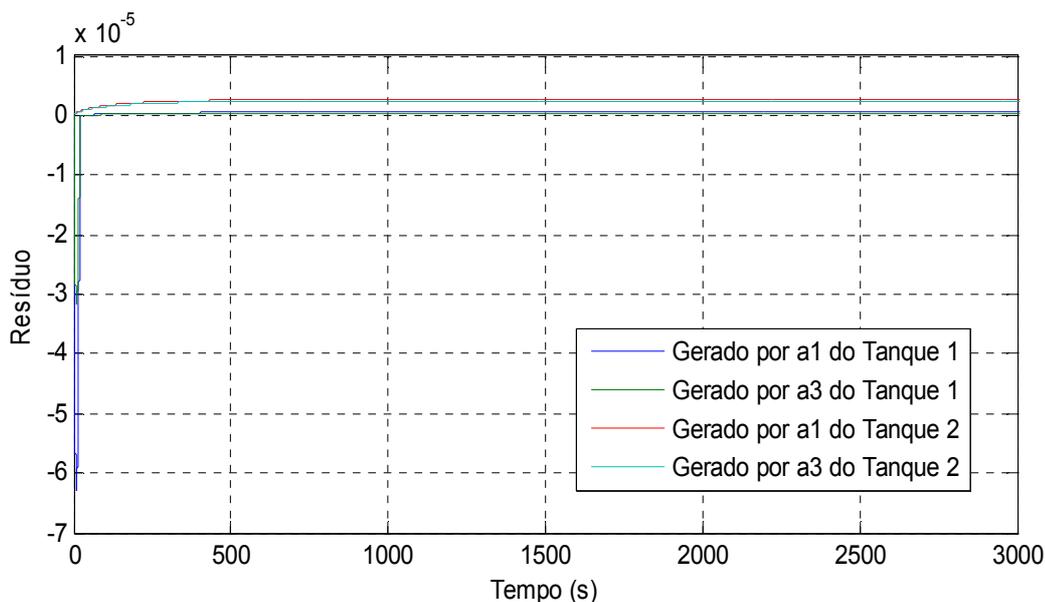
Ao utilizar o estimador com supervisão fuzzy, os resíduos gerados para a condição livre de falta, podem ser observados nas Figuras 5.39, 5.40 e 5.41.



**Figura 5.39** – Resíduos gerados através do estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 1 livre de falta.



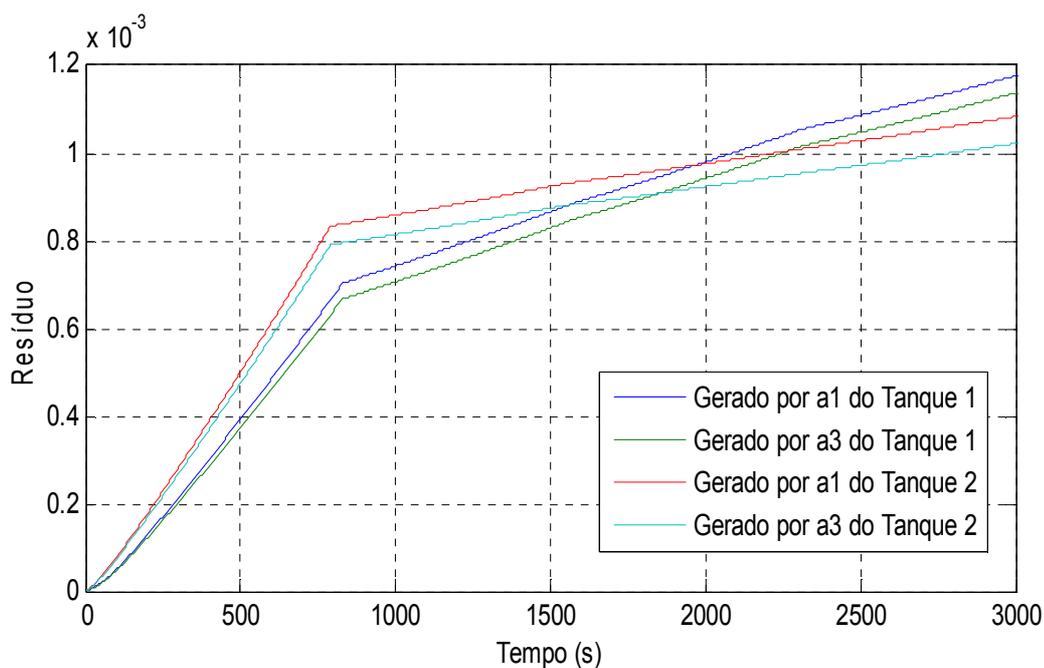
**Figura 5.40** – Resíduos gerados através do estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 2 livre de falta.



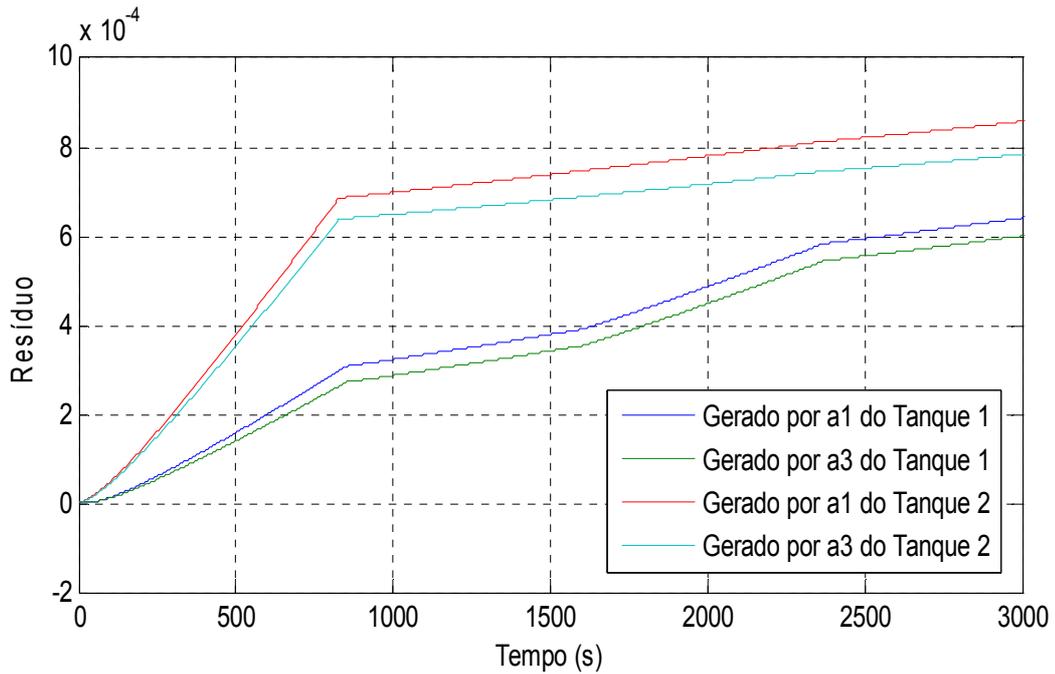
**Figura 5.41** – Resíduos gerados através do estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 3 livre de falta.

Os resíduos gerados pela comparação entre os parâmetros estimados através do sistema fuzzy e os parâmetros do modelo livre de falta apresentaram uma pequena variação não estocástica, que foi considerada como resíduo nulo.

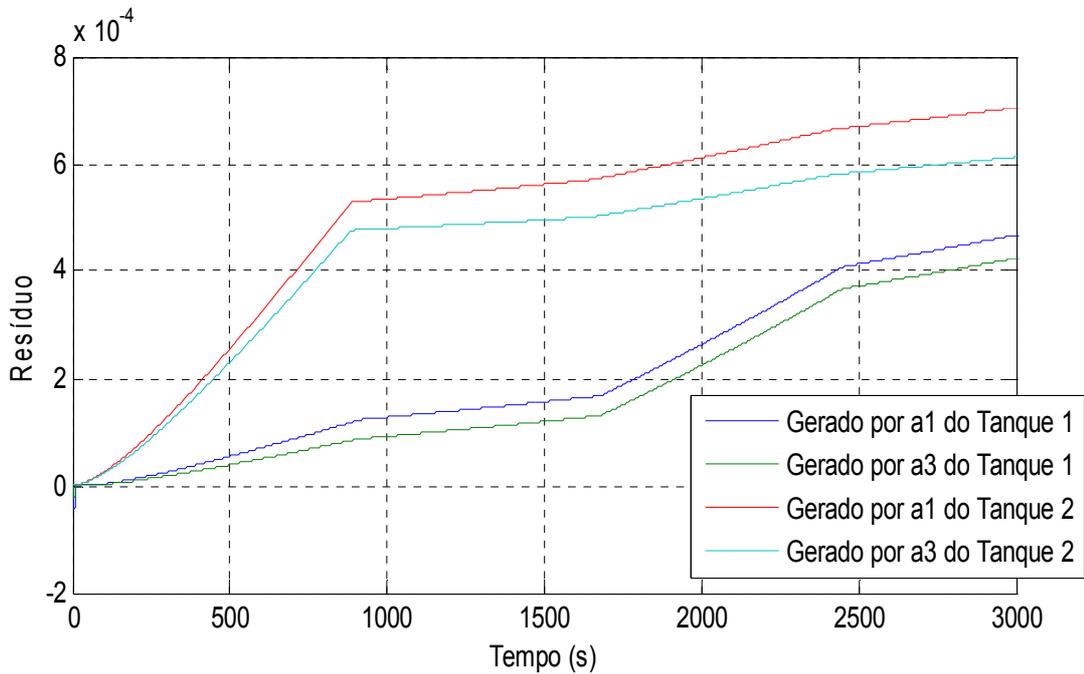
No caso de incidência da falta, o resíduo se apresenta como nas Figuras 5.42, 5.43 e 5.44.



**Figura 5.42** – Resíduos gerados através do estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 1 afetado pela falta.



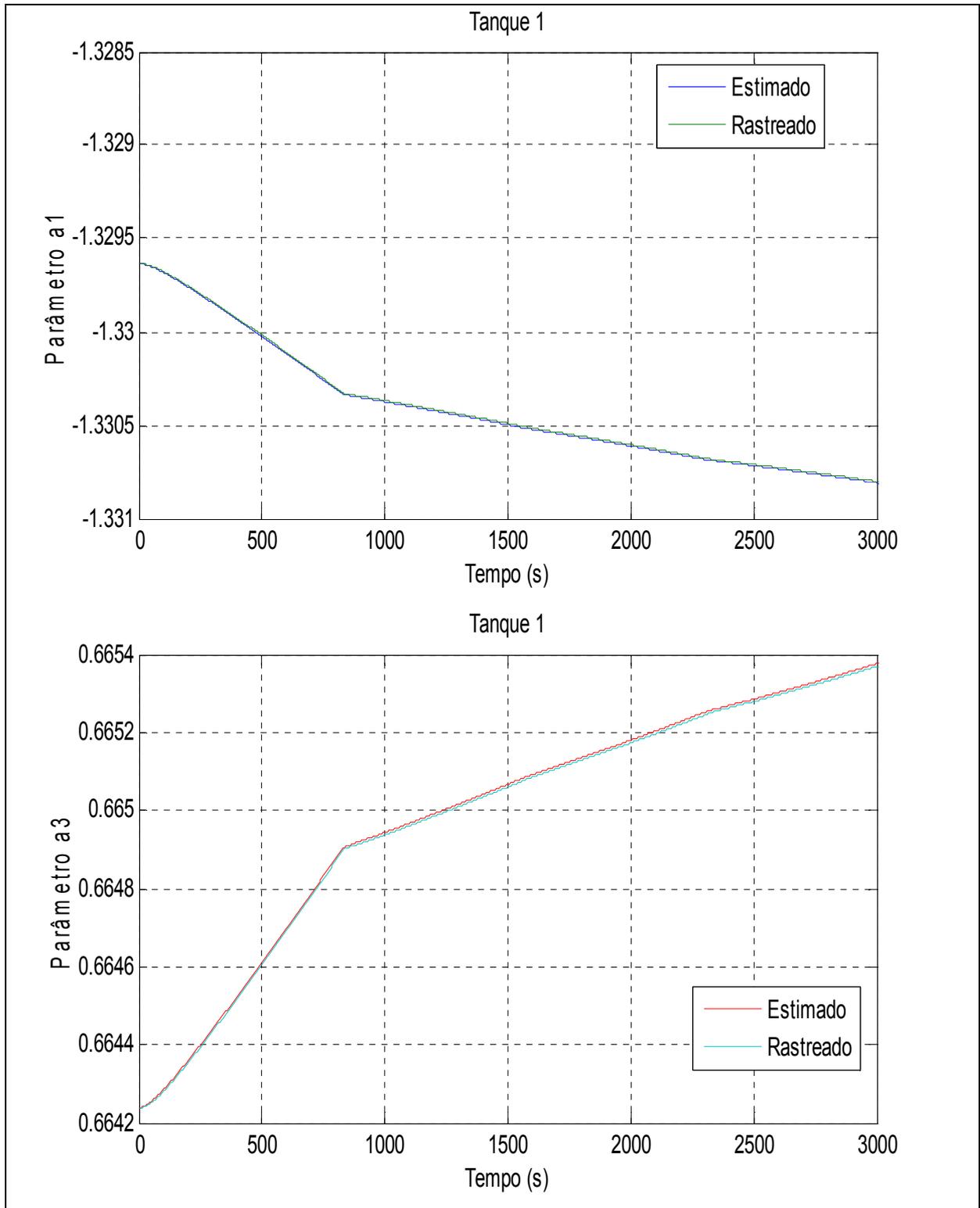
**Figura 5.43** – Resíduos gerados através do estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 2 afetado pela falta.



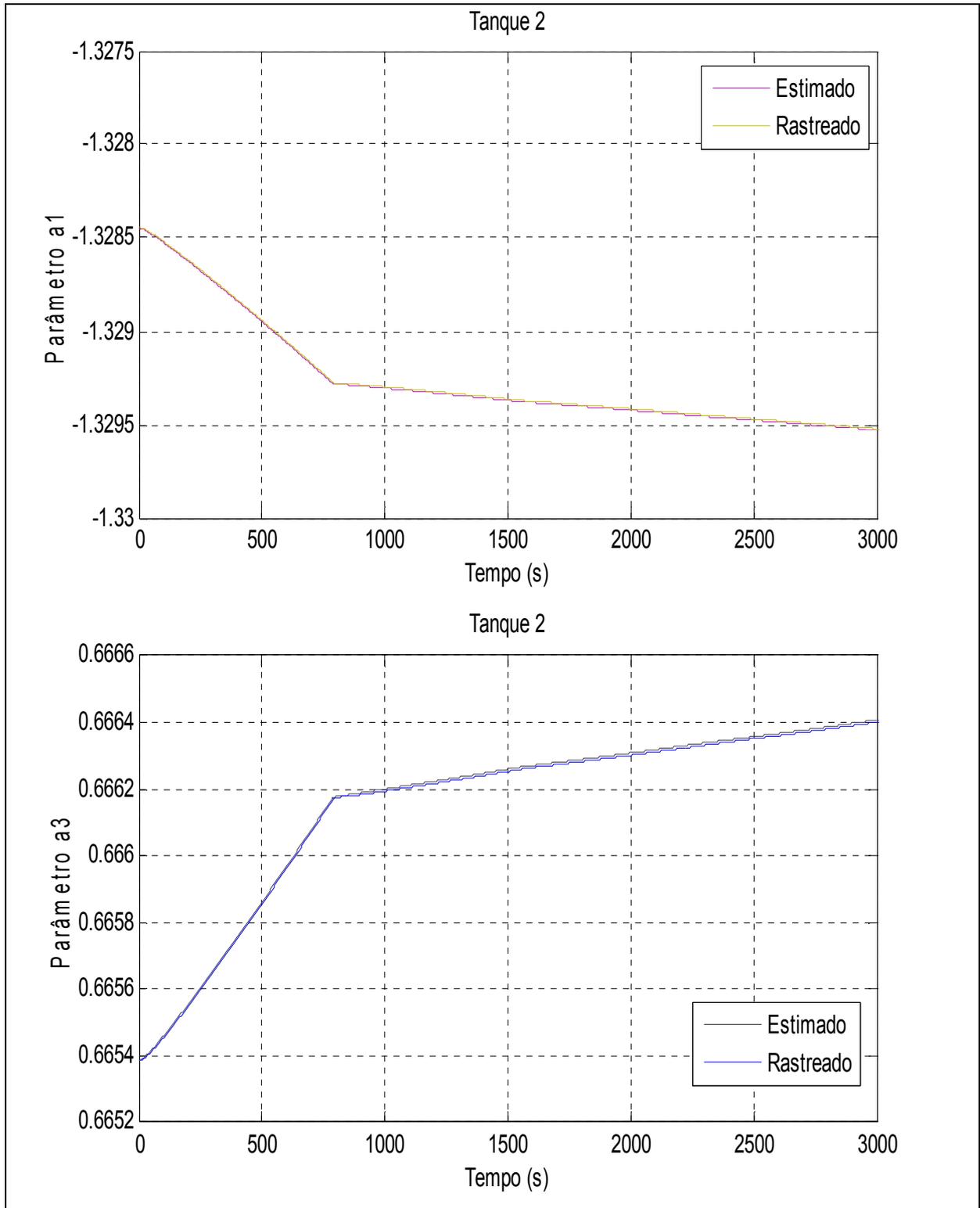
**Figura 5.44** – Resíduos gerados através do estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 3 afetado pela falta.

Já na presença da falta, os resíduos tiveram uma elevação, aproximadamente, cem vezes os valores alcançados no caso livre de falta. Assim, essa técnica foi classificada como adequada à detecção da ocorrência da falta.

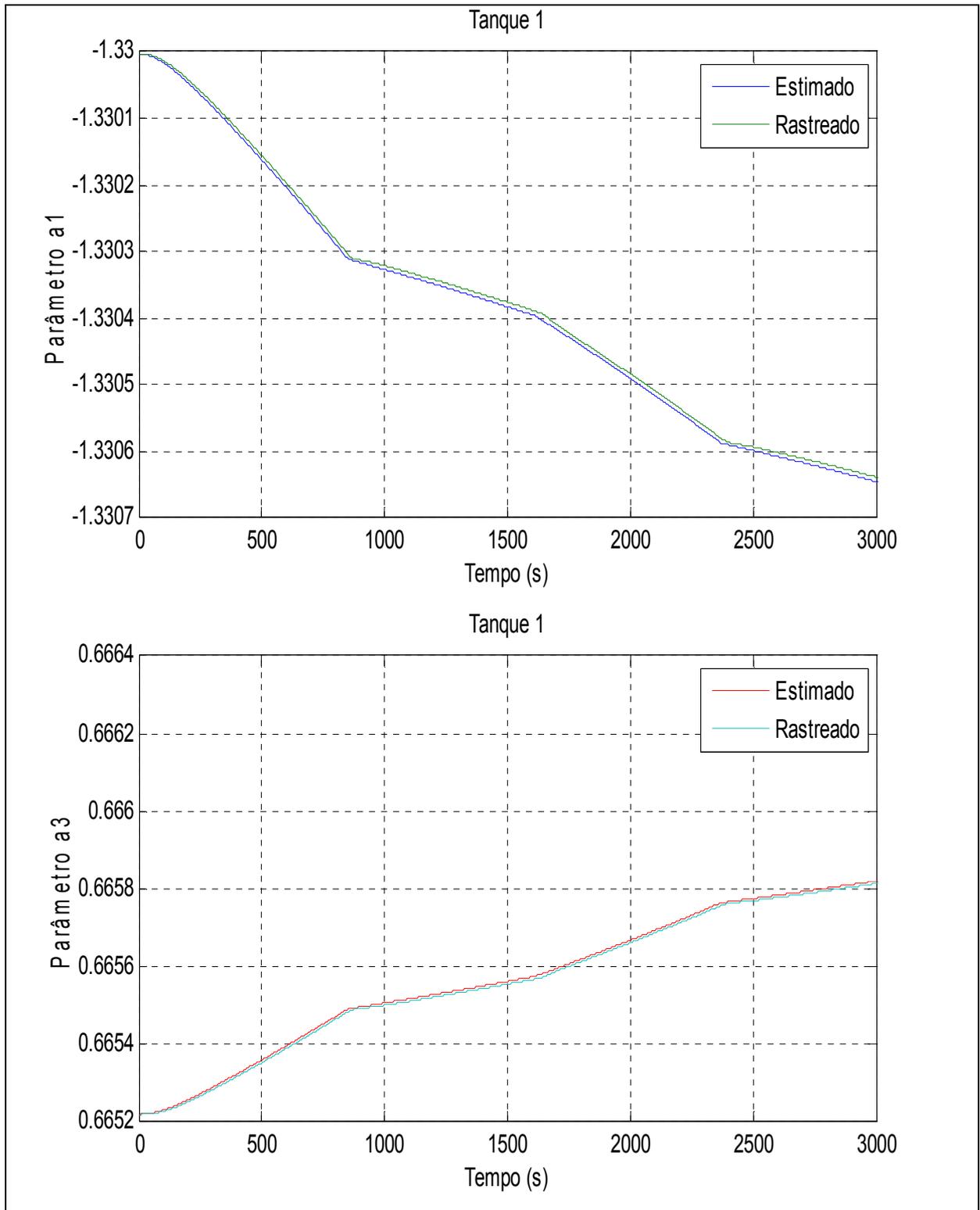
A comparação entre os parâmetros estimados e os rastreados, ambos pelos sistemas fuzzy, são apresentados nas Figuras 5.45, 5.46, 5.47, 5.48, 5.49 e 5.50, baseado nos parâmetros monotônicos do modelo de cada tanque estimado.



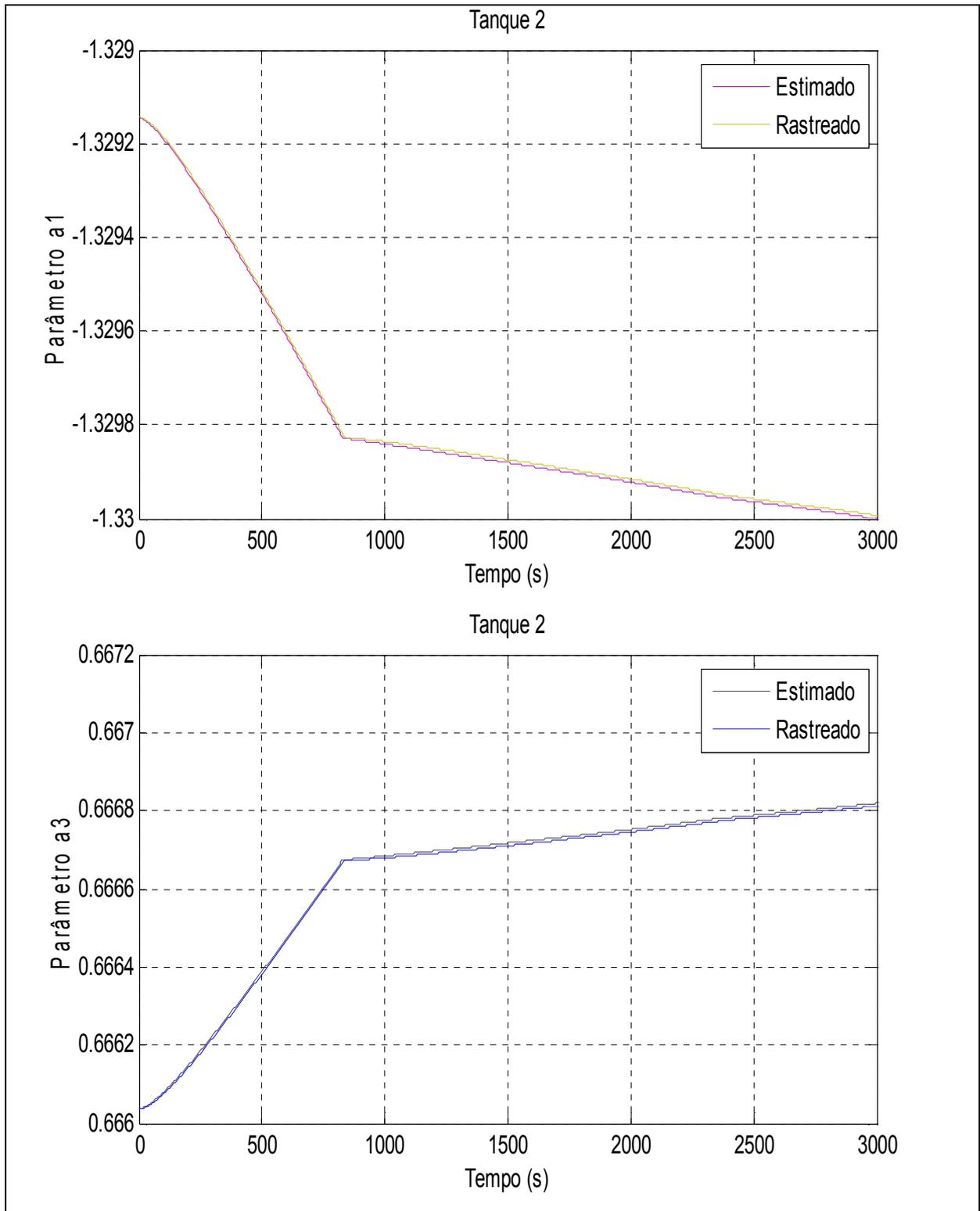
**Figura 5.45** – Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 1 do tanque 1.



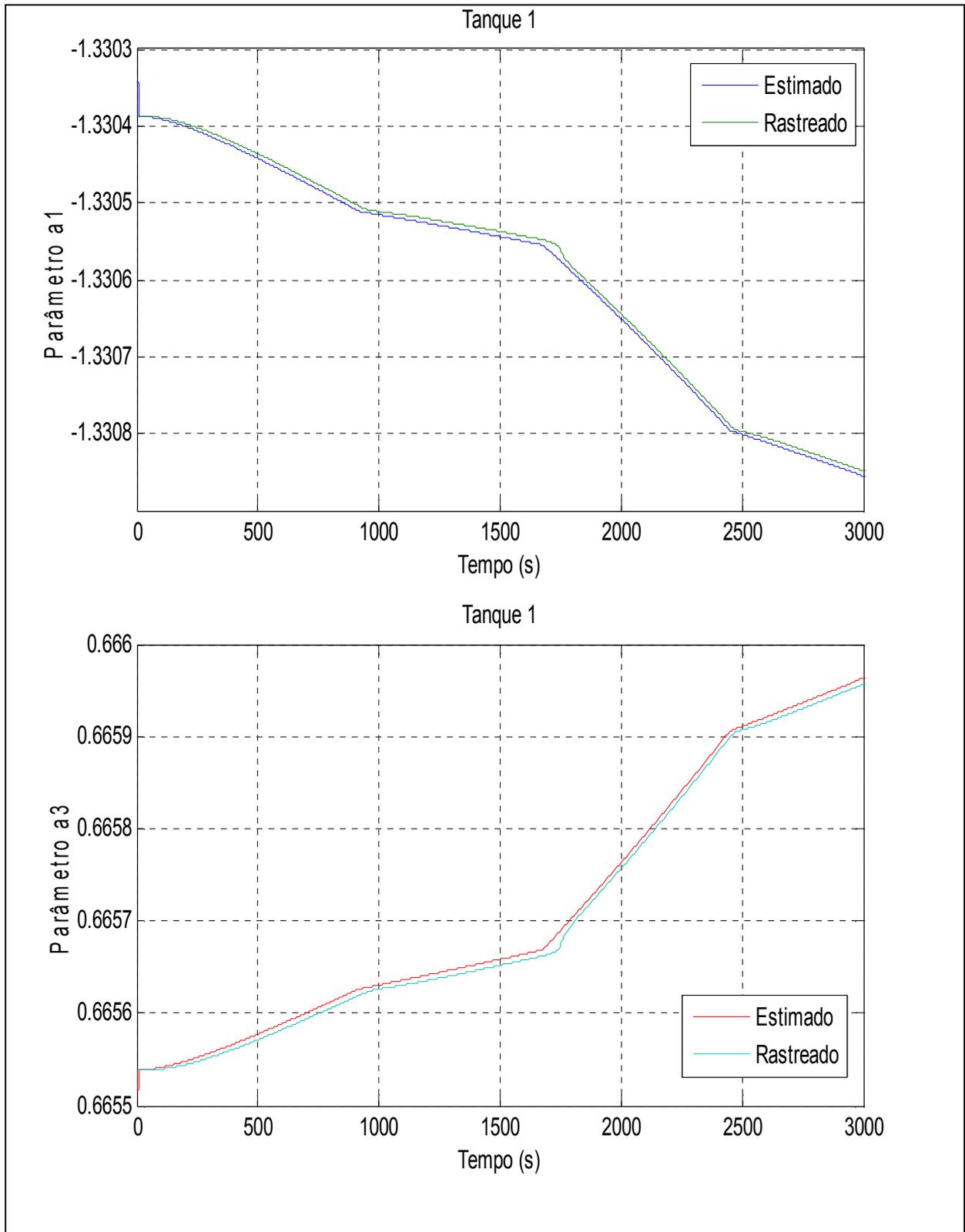
**Figura 5.46** – Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 1 do tanque 2.



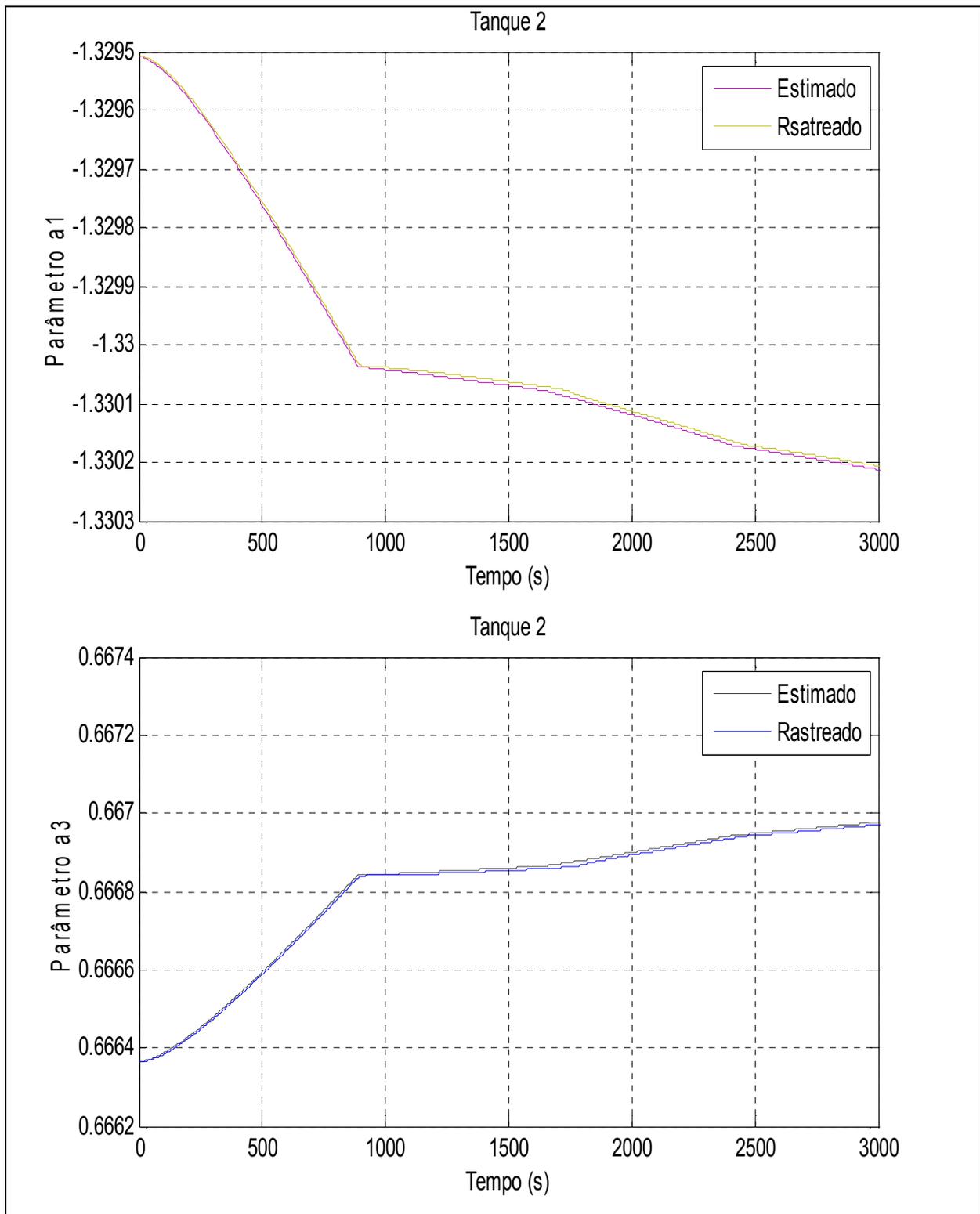
**Figura 5.47** – Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 2 do tanque 1.



**Figura 5.48** – Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 2 do tanque 2.



**Figura 5.49** – Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 3 do tanque 1.



**Figura 5.50** – Parâmetros rastreados e estimados pelo estimador com supervisão fuzzy no ponto de operação 3 do tanque 2.

Em todos os pontos de operação, os parâmetros estimados, dos dois tanques do SDTC, foram rastreados adequadamente com valores de erro desprezíveis.

Utilizando a técnica de estimação e rastreamento através de sistemas fuzzy, o diagnóstico do entupimento da tubulação do SDTC pode ser visualizado nas Figuras 5.51, 5.52 e 5.53.

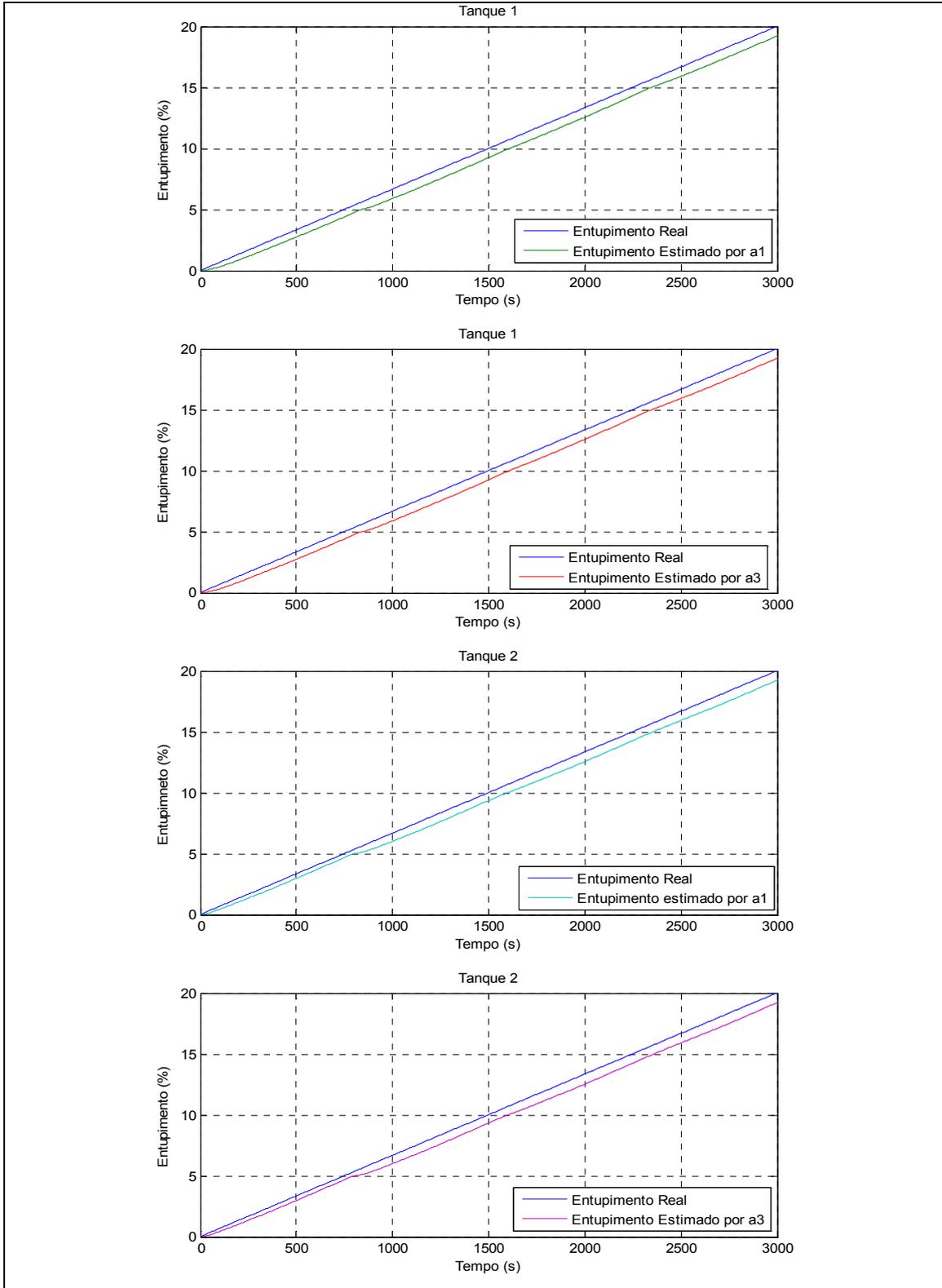
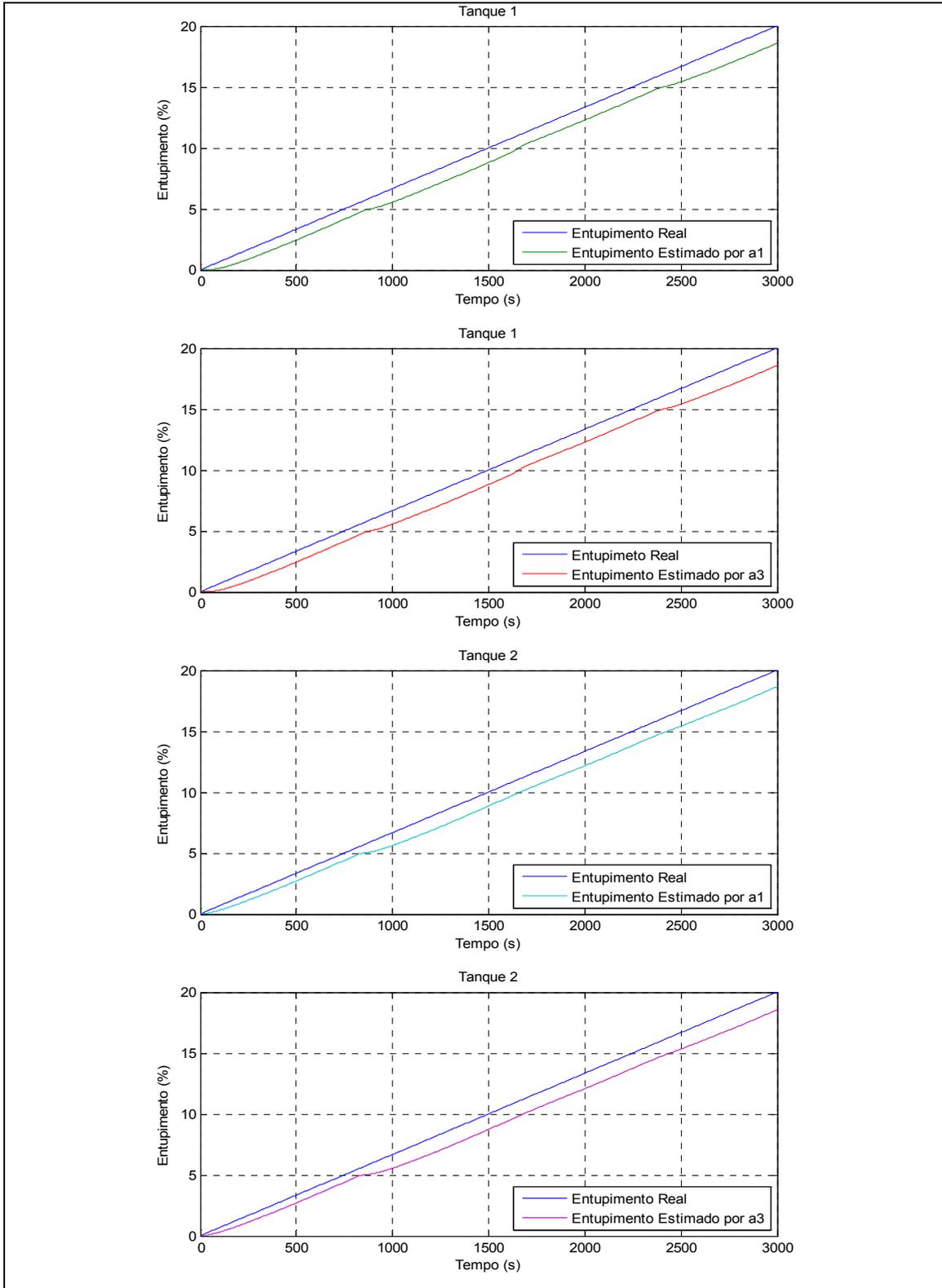
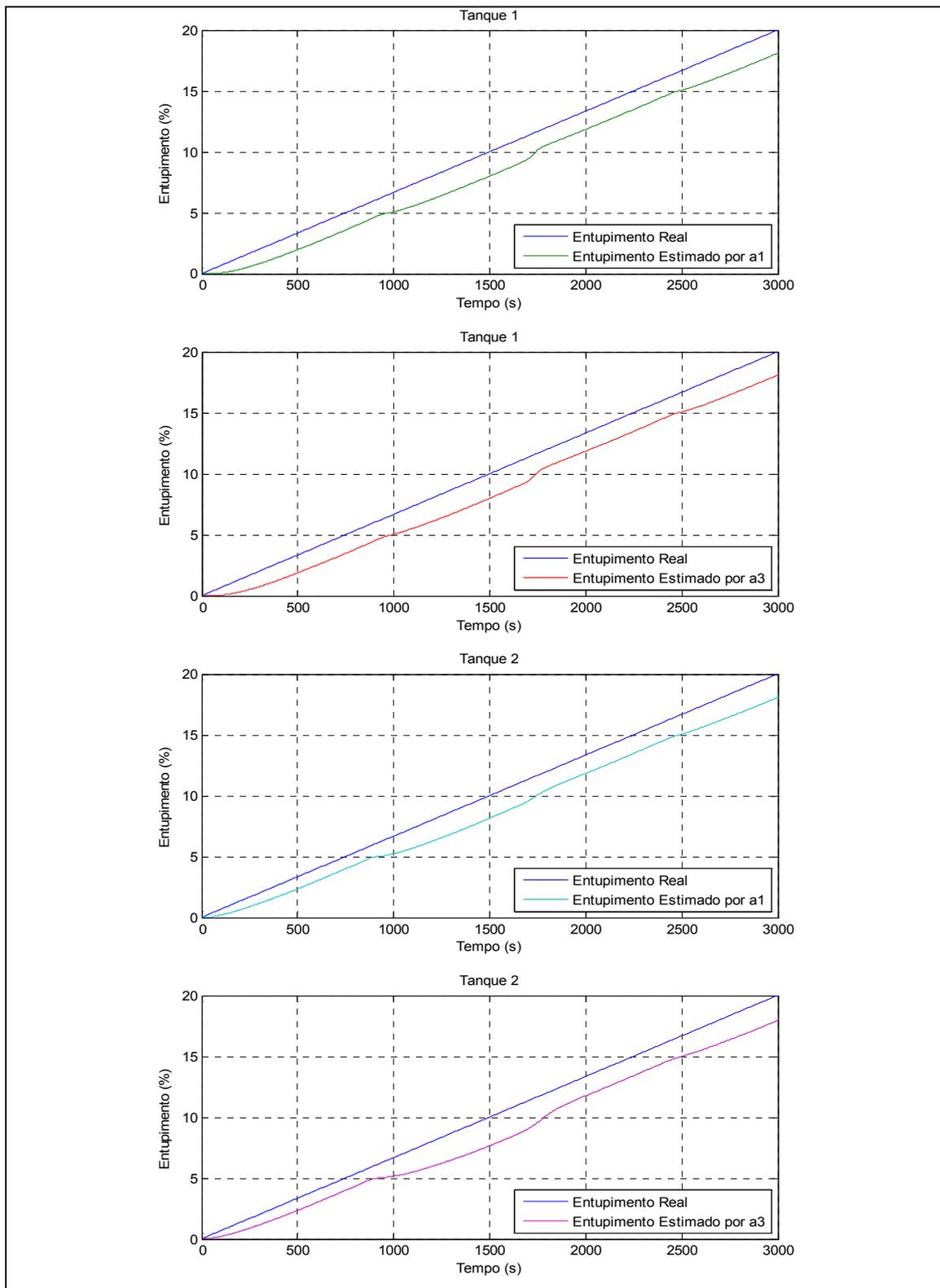


Figura 5.51 – Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 1 com estimador e rastreador fuzzy.



**Figura 5.52** – Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 2 com estimador e rastreador fuzzy.



**Figura 5.53** – Diagnóstico do percentual de entupimento no ponto de operação 3 com estimador e rastreador fuzzy.

Os resultados do diagnóstico realizado através de um estimador com supervisão fuzzy e um rastreador fuzzy foram considerados adequados para os três pontos de operação

testados, visto que, em todos os casos, o maior valor de erro do diagnóstico do percentual de entupimento da tubulação de saída do tanque 2 do SDTC foi de 2,5% no 3º ponto de operação.

### 5.3 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentado, com detalhes, a elaboração do simulador de um sistema dinâmico de tanques comunicantes em ambiente computacional elaborado na plataforma Matlab/Simulink.

Com esse simulador, foram realizados testes para adequá-lo ao comportamento mais realista possível, através da inclusão da não linearidade resultante do coeficiente de vazão de válvulas.

Foram apresentados, também os resultados da identificação dos modelos de cada tanque para dois casos: livre de falta e influenciado pela falta. Os quais foram utilizados na elaboração de um conjunto de modelos de treinamento para os sistemas fuzzy aplicados nas técnicas desenvolvidas nesta dissertação.

Finalmente, foram analisados e comprovados os resultados de detecção e diagnóstico de falta para as duas técnicas desenvolvidas durante todos os capítulos deste trabalho.

## 6 CONCLUSÃO

Neste trabalho “Estudos de Estratégias de Identificação Paramétrica para Detecção e Diagnóstico de Falhas em um Processo Industrial do Tipo Tanques Comunicantes”, foram analisadas duas estratégias de detecção e diagnóstico de falhas realizadas através da estimação paramétrica e da avaliação da modificação dos parâmetros por um sistema fuzzy, em um sistema de tanques comunicantes.

A identificação dos parâmetros foi utilizada na obtenção de dados indicativos da atuação da falta nesse sistema. No segundo capítulo foi detalhado o método de identificação paramétrica baseado em modelos *ARX* (*Autoregressive Model with Exogenous Inputs*) e estimador de Mínimos Quadrados Recursivos com fator de esquecimento, os quais necessitam da utilização do sinal SBPA (Sinal Binário Pseudo-Aleatório) para excitação dos modos do sistema.

Devido a isso, foi necessária a definição das características do sinal SBPA utilizado. Essa definição dependeu dos valores das frequências máxima e mínima, que representam a faixa dos modos que serão excitados pelo sinal.

Além disso, foi definido um valor de fator de esquecimento variável que é limitado pelo valor do traço da matriz de covariância do estimados. Essa escolha foi definida para evitar o efeito do “*blow up*”, que o valor do traço da matriz de covariância em constante elevação no ato da estimação.

A obtenção da ordem adequada do sistema foi realizada através do critério da soma dos quadrados do erro de predição do estimado MQR. Observou-se que, no Estudo de Caso, um modelo de 6 parâmetros descreveu com precisão a dinâmica e o comportamento do sistema, além de obter um esforço computacional satisfatório.

Após terem sido abordadas as técnicas de estimação paramétrica do sistema em estudo, métodos de diagnósticos de falhas utilizando identificação paramétrica foram aplicados. Tendo como proposta deste trabalho a detecção de falhas através de análises da variação dos parâmetros monotônicos dos polinômios obtidos no modelo *ARX*.

Nesta Dissertação, foram apresentados os métodos de detecção e diagnóstico de falta baseado em sistemas fuzzy, que consiste na utilização dos parâmetros do modelo *ARX* obtidos na identificação do sistema considerando a incidência da falta. Neste capítulo pode-se observar a relação que existe entre o sistema faltoso estimado com a falta.

Além disso, foram apresentados estudos com o objetivo de utilizar tais sistemas fuzzy na descrição do percentual da intensidade da falta estudada, pois a utilização desses sistemas apresenta vantagens quanto à facilidade de implementação de sua base de regras, bem como, na característica de generalização que esses tipos de sistemas possuem.

Os dois sistemas fuzzy desenvolvidos foram: um estimador paramétrico e um rastreador de parâmetros. O primeiro teve como entradas o sinais de entrada e de saída do sistema de tanque e como saída o valor estimado dos parâmetros monotônicos selecionados do modelo *ARX*. Já as entradas do rastreador de parâmetros foram o sinal de vazão de entrada do sistema de tanques e a realimentação do resíduo gerado na fase de detecção, que produziam na saída o rastreamento dos valores dos parâmetros monotônicos estimados, segundo a intensidade da falta atuante no sistema. Para que os conjuntos fuzzy pudessem ser definidos, foi necessário o condicionamento dos parâmetros de entrada juntamente com a análise do comportamento de tais parâmetros com a incidência da falta.

A elaboração de um modelo computacional de um sistema dinâmico de dois tanques comunicantes entre si se fez necessário para a realização dos testes de constatação das técnicas propostas. Nesse modelo computacional, foram consideradas as equações físicas dinâmicas não-lineares do processo descrito, além da adição de uma não-linearidade introduzida pelo coeficiente de vazão das válvulas de interligação e de saída dos tanques. A falta simulada nesse modelo foi a de um entupimento da tubulação de saída do tanque 2 do sistema, que poderia atingir até 20% da área da seção dessa tubulação.

Uma vez obtidos os resultados do sistema de diagnóstico de falta proposto, é conveniente fazer algumas considerações:

As faltas atuantes nesse sistema foram classificadas como incipiente e, para analisar o comportamento dessa falta, foi imprescindível simular o sistema em todas as possibilidades de ocorrência de falta.

Nos casos livre de falta, a identificação “*on line*” dos modelos *ARX* apresentou resultado satisfatório, visto que, foi gerado um erro desprezível entre a saída real e estimada pelo algoritmo MQR. O mesmo resultado de estimação pôde ser observado para os casos faltosos.

Como indicadores da falta, foram selecionados, apenas, os parâmetros que apresentaram comportamento monotônico, crescente ou decrescente. Para os dois

tanques os parâmetros que se comportaram dessa forma foram o  $a_1$  e o  $a_3$  do polinômio  $A(q)$  dos modelos.

Após a identificação desses parâmetros, a etapa de detecção da falta, realizada pelo estimador MQR, gerou resíduos nulos para a condição livre de falta e resíduos com valores expressivos para o caso faltoso, em todos os pontos de operação testados.

Porém, na fase de diagnóstico, a utilização do estimador MQR obteve bons resultados, apenas para o ponto de operação 1, pois, para os outros, gerou erros significativos na determinação do percentual do entupimento da tubulação, devidos ao comportamento estocástico da estimação.

A partir desses resultados, a técnica de detecção e diagnósticos de falta através do estimador MQR “*on line*” foi bastante eficaz na detecção, porém não conseguiu diagnosticar a falta para todos os pontos de operação do sistema.

Com o intuito de obter melhores resultados, foi testado o estimador “*on line*” com supervisão fuzzy no lugar do MQR. Na detecção, ele apresentou resultados mais precisos que o do estimador MQR e no diagnóstico da falta, os resultados foram satisfatórios para os três pontos de operação testados, gerando erros de, no máximo, 2,5% na estimação da falta.

Dessa maneira, a utilização do estimador com supervisão fuzzy para realizar e detecção e o diagnóstico da falta no sistema de tanques comunicantes foi mais eficaz, tanto na detecção, quanto no diagnóstico da falta simulada no sistema.

Como proposta para a continuação do trabalho, podem ser testadas as técnicas para a detecção e diagnóstico de outros tipos de faltas, como as abruptas, por exemplo. Além disso, pode ser avaliada a possibilidade da aplicação de técnicas que utilizem redes neurais, de tal forma que seja possível treinar o sistema de acordo com o comportamento dos parâmetros na presença da falta e possibilitar que o sistema se adapte a qualquer variação nesse comportamento ou a mudanças de condições, como ponto de operação não treinado.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. 2. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2004. 659p.

CAVALCANTE, F; VILLANI, L. **Fault Diagnosis and fault tolerance for mechatronic systems: recent advances**. 1. vol. New York: Springer, 2003. 191p.

COELHO, A. A. R.; COELHO, L. S. **Identificação de sistemas dinâmicos lineares**. Florianópolis: Editora da UFSC, 2004. 181p.

COSTA, C. T. Jr. **Une Méthode de Commande adaptative par supervision pour la régulation d'un générateur entraîné par turbine hydraulique**. 1999. 101f. Tese (Doutorado em Discipline Automatique et Productique) – l'Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, 1999.

ISEMANN, R. **Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance**. Darmstadt: Springer, 2006. 431p

KORBICZ, J. et al. **Fault Diagnosis: models, artificial intelligence, applications**. Berlin: Springer 1989. 920p

MARANHÃO, G., G. C., SILVA, H., BARRA Jr, W., BARREIROS, J. A. L., COSTA, C. T. Jr. e SILVA, O. F. Métodos de Diagnóstico de Falta Usando Técnicas de Identificação **Iberian Latin American Congresso in Computational Methods in Engineering**, 2006.

NASCIMENTO, J. P. **Técnica de identificação paramétrica aplicada à detecção de faltas em máquinas síncronas**. 2008. 49f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em engenharia da Computação) – Universidade Federal do Pará, Belém, 2008

RODRIGUES, M. et al. A fault detection and isolation scheme for industrial systems based on multiple operating models. **Revista Control Engineering Practice**. n. 16, p. 225-239, 2008.

SILVA, R. D. C.; JUNIOR, W. B.; JUNIOR, C. T. C. Detecção e diagnósticos de faltas em sistemas industriais através de técnicas neuro-fuzzy multi-modelo aplicadas a um sistema dinâmico de tanques. In: Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 10., 2011, São João Del Rei, **Anais X Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**. São João Del Rei: Editora da Universidade Federal de São João Del Rei, 2011. 1 CD-ROM.

SIMANI, S.; FANTUZZI, C.; PANTTON, R. J. **Model-based fault diagnosis in dynamic systems using identification techniques**. London: Springer, 2003. 277p.

SIMÕES, M. G.; SHAW, I. S. **Controle e modelagem fuzzy**. São Paulo: Blucher, 2007. 186p.

UPAL, F. J.; PATTON, R. J.; WITCZAK, M. A neuro-fuzzy multiple model observer approach to robust fault diagnosis based on the DAMADICS benchmark problem. **Revista Control Engineering Practice**, n. 14, p.699-717. 2006.

WANG, L. **A course in fuzzy systems and control**. Upper Sanddle River, Prentice-Hall, 1997. 419p.

ZOGG, D.; SHAFAI, E.; GEERING, H. P. Fault diagnosis for heat pumps with parameter identification and clustering. **Revista Control Engineering Practice**, n. 14, p.1435-1444. 2006.

## **APÊNDICES**

## APÊNDICE A

### *Programa do modelo computacional do SDTC*

```
%% S-Function SISTEMA DIÂMICO DE TANQUES COMUNICANTES - SDTC
% Universidade Federal do Pará
% Instituto de Tecnologia
% Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
% Raphael Diego Comesanha e Silva -

%% Configuração da S-function:
function [sys,x0,str,ts]=SDTCcont(t,x,u,flag,x0)

    switch flag

        case 0
            [sys,x0,str,ts] = Inicio(x0);

    %% Cálculo do vetor de estados discretos (derivadas):
        case 1
            sys = Estados(t,x,u,x0);

    %% Saídas:
        case 3
            sys = Saida(t,x,u);

    %% Atualização de parametros:
        case 2
            sys = []; % Não executa nada;
        case 9
            sys = []; % Não executa nada;

    %% Mensagem de erro para flag inválido
        otherwise
            error(['Flag inválido = ',num2str(flag)]);
    end

    %% Determinação das variáveis do sistema modelado
function [sys,x0,str,ts] = Inicio(x0)

global variaveis

sizes = simsizes;          % dar informação ao simulink
sizes.NumContStates = 2; % n° de estados contínuos
sizes.NumDiscStates = 0; % n° de estados discretos
sizes.NumOutputs = 2; % n° de saídas
sizes.NumInputs = 4; % n° de entradas
sizes.DirFeedthrough = 0; % Saída depende diretamente da entrada
sizes.NumSampleTimes = 1; % n° de tempos de amostragem

%% Inicialização do vetor de estados (valores dos níveis dos tanques 1
e 2)
x0 = [21.92 14.65]; % ponto de operação 3
x0 = [23.5 16.24]; % ponto de operação 3-5%
x0 = [25.35 18.09]; % ponto de operação 3-10%
x0 = [27.55 20.28]; % ponto de operação 3-15%
x0 = [30.15 22.9]; % ponto de operação 3-20%
x0 = [14.1499 7.4425]; % ponto de operação 2
x0 = [14.95 8.25]; % ponto de operação 2-5%
```

```

x0 = [15.89 9.18];      % ponto de operação 2-10%
x0 = [17 10.3];        % ponto de operação 2-15%
x0 = [18.33 11.62];   % ponto de operação 2-20%
x0 = [9.54 3.58];     % ponto de operação 1
x0 = [9.94 3.97];     % ponto de operação 1-5%
x0 = [10.39 4.42];    % ponto de operação 1-10%
x0 = [10.91 4.95];    % ponto de operação 1-15%
x0 = [11.55 5.59];    % ponto de operação 1-20%
x0 = [0 0];           %inicialização com os tanques secos
sys = simsizes(sizes);%transporta as informações dos sizes para o
SYS
str = [];              % reservado para o futuro (matriz vazia)
variaveis = zeros(2,1);
ts = [0 0];           % Período de Amostragem: [Período, offset]
                       tempo de amostragem contínuo.

%% Atribuição de valores iniciais:
function sys = Estados(t,x,u,x0);

global variaveis

%% Parametros:
at1 = 300;             % Área do tanque 1;
at2 = 300;             % Área do tanque 2;
sf1 = 0;               % Secção do tubo do tanque 1;
sf12 = 2.5447;        % Secção do tubo do tanque 1 para o tanque
                       2;
g = 980;               % gravidade;

%% Entradas:
fe1 = u(1,1);         % Tensão na fase a do estator;
fe2 = u(2,1);         % Tensão na fase b do estator;
sf2 = u(3,1);         % variação da seção do tubo de saída;
sf1 = u(4,1);         % variação da seção do tubo de saída;

%% Variáveis de estado:
l1 = x(1,1);          % Nível do tanque 1
l2 = x(2,1);          % Nível do tanque 2

% Equações dinâmicas dx/dt = f(x,u) configuração k;

cf12=(0.0015*(fe1+fe2))+(0.2462); % Coeficiente de vazão entre OS
                                tanques 1 e 2
cf2=(-0.0101*(fe1+fe2))+(1.7058); % Coeficiente de vazão do tanque 2

if l1>l2
pl1 = (1/at1)*(fe1-(sf1*sqrt(2*g*l1))-(cf12*sf12*sqrt(2*g*(l1-l2))));
pl2 = (1/at2)*(fe2-(cf2*sf2*sqrt(2*g*l2))+(cf12*sf12*sqrt(2*g*(l1-
l2))));
end

if l2>l1
pl1 = (1/at1)*(fe1-(sf1*sqrt(2*g*l1))+(cf12*sf12*sqrt(2*g*(l2-l1))));
pl2 = (1/at2)*(fe2-(cf2*sf2*sqrt(2*g*l2))-(cf12*sf12*sqrt(2*g*(l2-
l1))));
end

if l1==l2
pl1 = (1/at1)*(fe1-(sf1*sqrt(2*g*l1)));
pl2 = (1/at2)*(fe2-(sf2*sqrt(2*g*l2)));

```

```
end
variaveis=[p11; p12];

%% Saída das variáveis de estado do sistema:

sys = [p11 p12];

function sys = Saida(t,x,u)

global variaveis

l1 = x(1);
l2 = x(2);

sys = [l1 l2];
```

## APÊNDICE B

### *Programa do Estimados MQR “on line” do Tanque 1*

```
%% S-Function ESTIMADOR MQR
% Universidade Federal do Pará
% Instituto de Tecnologia
% Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
% Raphael Diego Comesanha e Silva

%% Configuração da S-function
function [sys,x1,str,ts] = sf_meumqrm1(t,x,u,flag)

switch flag,

% Inicialização
case 0,
[sys,x1,str,ts]=mdlInitializeSizes();

% Atualização
case 2,
sys=mdlUpdate(t,x,u);

% Saídas
case 3,
sys=mdlOutputs(t,x,u);

% Flags não utilizadas
case { 1, 4, 9 }
sys=[];

% Flags Inexistentes
otherwise
error(['Unhandled flag = ',num2str(flag)]);
end

%% Determinação das variáveis do estimador
function [sys,x1,str,ts]=mdlInitializeSizes()
global lamb
global p1
global p2
global FiL1
global FiL2
global nL1
global nL2
global n
global tetaestL1
global tetaestL2
global L1est
global L1b
global Qb
global L1r
global erro1
global TRp1

n=0;
nL1=0;
nL2=0;
lamb=1;
FiL1=[0 0 0 0 0 0]';
```

```

p1=1000*eye(6,6);
TRp1=trace(p1);
tetaestL1=[0;0;0;0;0;0]; %vetor de parâmetros nulo
tetaestL1=[-1.32963095304944; -0.33460411093455; 0.66423782898808;
0.00006123149814; -0.00001997607810; -0.00004053344925]; %po1m1
tetaestL1=[-1.33000385911644; -0.33521509337477; 0.66522039676548;
0.00005864996959; -0.00001904632300; -0.00003880892629]; %po2m1
tetaestL1=[-1.33038760354773; -0.33515035053102; 0.66553873444344;
0.00005680715149; -0.00001832955503; -0.00003751408996]; %po3m1
Llest=0;
erroL1=0;
L1r=0;

% dar informação ao simulink
sizes = simsizes;
sizes.NumContStates = 0; % n° de estados contínuos
sizes.NumDiscStates = 0; % n° de estados discretos
sizes.NumOutputs = 6; % n° de saídas
sizes.NumInputs = 2; % n° de entradas
sizes.DirFeedthrough = 0; % Saída depende diretamente da entrada
sizes.NumSampleTimes = 1; % n° de tempos de amostragem

sys = simsizes(sizes);

x1 = [];
str = [];
ts = [-1 0];

%% Atribuição de valores iniciais:
function sys=mdlUpdate(t,x,u)

global lamb
global p1
global p2
global tetaestL1
global tetaestL2
global FiL1
global FiL2
global L1
global Q
global nL2
global nL1
global n
global Llest
global L1b
global Qb
global TRp1
global erroL1
global L1r

n=n+1;
% ENTRADAS
L1a=u(1,1);
Qa=u(2,1);
%Fator de Esquecimento Variável Limitado pelo traço da Matriz
Covariância
if TRp1<3500
lamb=TRp1/3500;
else
lamb=1;

```

```

end
L1b(n)=L1a;
Qb(n)=Qa;
if n>=4
L1=dtrend(L1b);
Q=dtrend(Qb);
%VETOR DE REGRESSÃO
FiL1=[-L1(n-1);-L1(n-2);-L1(n-3);Q(n-1);Q(n-2);Q(n-3)];
%SAÍDA ESTIMADA
Llest=FiL1'*tetaestL1;
%ERRO DE ESTIMAÇÃO
erroL1=L1(n)-Llest;
%SAÍDA REAL
L1r=L1(n);
%VETOR DE GANHO DO ESTIMADOR
denL1=lamb+(FiL1'*p1*FiL1);
kL1=(1/denL1)*p1*FiL1;
%ATUALIZAÇÃO DO VETOR DE PARÂMETROS
tetaestL1=tetaestL1+(kL1*erroL1);
%ATUALIZAÇÃO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA
p1=(p1-kL1*(p1*FiL1'))/lamb;
%REINICIALIZAÇÃO DA MATRIZ COVARIÂNCIA
nL1=nL1+1;
TRp1=trace(p1);
end
sys = [];

%% Saída das variáveis do estimador:
function sys=mdlOutputs(t,x,u

global tetaestL1
global tetaestL2
global Q
global L1
global L2
global n
global Llest
global TRp1
global erroL1
global L1r

sys = [tetaestL1(1) tetaestL1(2) tetaestL1(3) tetaestL1(4)
tetaestL1(5) tetaestL1(6)];

```

## APÊNDICE C

### *Programa do Estimados MQR “on line” do Tanque 2*

```
%% S-Function ESTIMADOR MQR
% Universidade Federal do Pará
% Instituto de Tecnologia
% Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
% Raphael Diego Comesanha e Silva

%% Configuração da S-function:
function [sys,x0,str,ts] = sf_meumqrm2(t,x,u,flag)

switch flag,

% Inicialização
case 0,
[sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes();

% Atualização
case 2,
sys=mdlUpdate(t,x,u);

% Saídas
Case 3,
sys=mdlOutputs(t,x,u);

% Flags não utilizadas
case { 1, 4, 9 }
sys=[];

% Flags Inexistentes
otherwise
error(['Unhandled flag = ',num2str(flag)]);
end

%% Determinação das variáveis do estimador
function [sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes()
global lamb2
global p1
global p2
global FiL1
global FiL2
global nL1
global nL2
global n2
global tetaestL1
global tetaestL2
global L2est
global L1b
global Qb
global L2r
global erroL2
global TRp2

n2=0;
nL1=0;
nL2=0;
lamb2=1;
FiL2=[0 0 0 0 0 0]';
```

```

p2=1000*eye(6,6);
TRp2=trace(p2);

tetaestL2=[0;0;0;0;0;0]; %vetor de parâmetros nulo
tetaestL2=[-1.32844645917722; -0.33693642475376; 0.66538571303655;
0.00026770843757; -0.00008858128463; -0.00017856658159]; %po1m2
tetaestL2=[-1.32914243330028; -0.33689159092076; 0.66603551573213;
0.00037007473139; -0.00012244349000; -0.00024690914933]; %po2m2
tetaestL2=[-1.32950781330013; -0.33685576245677; 0.66636438853487;
0.00050375824093; -0.00016667415263; -0.00033614469632]; %po3m2
L2est=0;
erroL2=0;
L2r=0;

% dar informação ao simulink
sizes = simsizes;
sizes.NumContStates = 0; % n° de estados contínuos
sizes.NumDiscStates = 0; % n° de estados discretos
sizes.NumOutputs = 6; % n° de saídas
sizes.NumInputs = 2; % n° de entradas
sizes.DirFeedthrough = 0; % Saída depende diretamente da entrada
sizes.NumSampleTimes = 1; % n° de tempos de amostragem

x0 = [];
str = [];
ts = [-1 0];

%% Atribuição de valores iniciais:
function sys=mdlUpdate(t,x,u)

global lamb2
global p1
global p2
global tetaestL1
global tetaestL2
global FiL1
global FiL2
global L2
global Q2
global nL2
global nL1
global n2
global L2est
global L2b
global Q2b
global TRp2
global erroL2
global L2r

n2=n2+1;
% ENTRADAS
L2a=u(1,1);
Q2a=u(2,1);
%Fator de Esquecimento Variável Limitado pelo traço da Matriz
Covariância
if TRp2<3500
lamb2=TRp2/3500;
else
lamb2=1;
end
L2b(n2)=L2a;

```

```

Q2b(n2)=Q2a;
if n2>=4
L2=dtrend(L2b);
Q2=dtrend(Q2b);
%VETOR DE REGRESSÃO
FiL2=[-L2(n2-1);-L2(n2-2);-L2(n2-3);Q2(n2-1);Q2(n2-2);Q2(n2-3)];
%SAÍDA ESTIMADA
L2est=FiL2'*tetaestL2;
%ERRO DE ESTIMAÇÃO
erroL2=L2(n2)-L2est;
%SAÍDA REAL
L2r=L2(n2);
%VETOR DE GANHO DO ESTIMADOR
denL2=lamb2+(FiL2'*p2*FiL2);
kL2=(1/denL2)*p2*FiL2;
%ATUALIZAÇÃO DO VETOR DE PARÂMETROS
tetaestL2=tetaestL2+(kL2*erroL2);
%ATUALIZAÇÃO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA
p2=(p2-kL2*(p2*FiL2)')/lamb2;
%REINICIALIZAÇÃO DA MATRIZ COVARIÂNCIA
nL2=nL2+1;
TRp2=trace(p2);
end

sys = [];

%% Saída das variáveis do estimador:
function sys=mdlOutputs(t,x,u)

global tetaestL1
global tetaestL2
global Q2
global L1
global L2
global n2
global L2est
global TRp2
global erroL2
global L2r

sys = [tetaestL2(1) tetaestL2(2) tetaestL2(3) tetaestL2(4)
tetaestL2(5) tetaestL2(6)];

```