

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

**AVALIADOR FUZZY PARA DIAGNÓSTICO DE
FALTAS EM GERADORES SÍNCRONOS USANDO
IDENTIFICAÇÃO PARAMÉTRICA**

DM 12/2006

AUTOR: Geraldo Neves de Albuquerque Maranhão

**UFPA / ITEC / PPGE
BELÉM – PARÁ – BRASIL
DEZEMBRO / 2006**

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

GERALDO NEVES DE ALBUQUERQUE MARANHÃO

**AVALIADOR FUZZY PARA DIAGNÓSTICO DE FALTAS
EM GERADORES SÍNCRONOS USANDO
IDENTIFICAÇÃO PARAMÉTRICA.**

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA DO CENTRO TECNOLÓGICO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, COMO REQUISITO PARCIAL PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA.

**BELÉM
DEZEMBRO / 2006**

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

**AVALIADOR FUZZY PARA DIAGNÓSTICO DE FALTAS
EM GERADORES SÍNCRONOS USANDO
IDENTIFICAÇÃO PARAMÉTRICA.**

Autor: Geraldo Neves de Albuquerque Maranhão

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA DO CENTRO TECNOLÓGICO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, COMO REQUISITO PARCIAL PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA.

APROVADA EM: 15/12/2006

Prof. Dr. Walter Barra Junior - UFPA
Orientador

Prof. Dr. André Maurício Damasceno Ferreira – CEFET/PA
Membro da Banca Examinadora

Prof. Dr. Carlos Tavares da Costa Junior - UFPA
Membro da Banca Examinadora

Prof. Dr. José Augusto Lima Barreiros - UFPA
Membro da Banca Examinadora

Prof. Dr. Orlando Fonseca Silva- UFPA
Membro da Banca Examinadora

Prof. Dr. Marcus Vinicius Alves Nunes
**Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Pará**

DEDICATÓRIA

À minha mãe Yvone Maria Neves de Albuquerque Maranhão
À minha irmã Julie Neves de Albuquerque Maranhão

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço à Deus, agradeço pelo amor demonstrado no dia-a-dia nas orações atendidas, pelo caminho traçado, pela graça derramada, pela paz infundida no coração depois de dias de tempestades.

Agradeço à meus pais, especialmente a minha mãe, que sabe mostrar a importância que a vida tem nas coisas simples, nos mimos constantes.

Agradeço à minha irmã que resignadamente se dispôs a ouvir linha após linha deste trabalho sem que tivesse condições de entender como essas coisas que dão choque funcionam.

Agradeço aos meus amigos que juntos rezaram, torceram, apoiaram. Mostraram aquilo que nem eu sabia que era capaz de fazer.

Agradeço ao Professor Dr. Walter Barra Jr que me orientou nesse trabalho e não somente nesse trabalho, norteou meus estudos apresentando realidades novas e interessantes a serem estudadas.

Agradeço aos colegas de laboratório que compartilharam experiências, estudos, sonhos.

EPÍGRAFE

"Vinde a mim, todos os que estais cansados e sobrecarregados, e eu vos aliviarei. Tomai sobre vós o meu jugo e aprendei de mim, porque sou manso e humilde de coração; e achareis descanso para as vossas almas. Porque o meu jugo é suave, e o meu fardo é leve".

(Mt 11, 28-30)

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE TABELAS	XIII
LISTA DE ACRÔNIMOS E SÍMBOLOS	XIV
RESUMO	XV
ABSTRACT	XVI
CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO	17
1.1 – Introdução	17
1.2 Metodologia	18
1.3 Disposições do Trabalho	19
CAPÍTULO II – ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA E VALIDAÇÃO DE MODELOS	20
2.1 – Introdução	20
2.2 – Estimação Paramétrica	20
2.3 – Modelos Paramétricos de Sistemas Dinâmicos	21
2.4 – Modelo ARX	23
2.5 – Método dos Mínimos Quadrados Não Recursivo	23
2.6 – Estimação de Parâmetros de Modelos ARX Utilizando Mínimos Quadrados	25
2.7 – Seleção das Estimativas Iniciais para n_A , n_B , e d	26
2.8 – Seqüência Binária Pseudo-Aleatória (SBPA)	27
2.9 – Conclusão	30

CAPÍTULO III – MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO DE FALTAS UTILIZANDO SISTEMAS FUZZY	32
3.1 – Introdução	32
3.2 – Modelo baseado em técnicas FDI	32
3.3 – Modelagem do Sistema de Falta	34
3.4 – Geração de Resíduos Via Estimação de Parâmetros	39
3.5 – Método da Equação de Erros	40
3.6 – Detecção de Faltas com Equação de Paridade	41
3.7 – Detecção de Mudanças e Avaliação do Sintoma	43
3.8 – Lógica Fuzzy para Geração Residual	44
3.9 – Sistemas Fuzzy	45
3.10 – Conjuntos Fuzzy	45
3.11 – Operações em Conjuntos Fuzzy	46
3.11.1 – Normas-S	46
3.11.2 – Normas-T	47
3.11.3 – implicação de Mandani (SE-ENTÃO)	48
3.12 – Fuzzificadores	49
3.13 – Defuzzificadores	50
3.14 – Base de Regras e Máquina de Inferência Fuzzy	50
3.14.1 – Inferência Baseada em Regras Individuais	51
3.14.2 – Máquina de Inferência Produto	52
3.15 - Conclusão	52
CAPÍTULO IV – MÁQUINAS SÍNCRONAS E DESCRIÇÃO DA FALTA	54
4.1 – Introdução	54
4.2 – Descrição Física das Máquinas Síncronas	54
4.3 – Aspectos do Circuito Equivalente	55
4.4 – Modelagem Matemática	56
4.5 – Constantes de Tempo	58

4.6 – Descrição da Falta	60
4.7 – Conclusão	61
CAPÍTULO V – ESTUDO DE CASO	62
5.1 – Introdução	62
5.2 – Descrição do Sistema de Geração de Energia Elétrica	62
5.3 – Estimação do Modelo para o Sistema Sem Falta	64
5.3.1 – Determinação da Ordem do Modelo	66
5.3.2 – Descrição do Modelo Livre de Faltas	67
5.4 – Aplicação da Falta no Sistema	70
5.5 – Definição das Entradas do Sistema de Detecção de Faltas	71
5.6 – Descrição do Sistema Fuzzy de Avaliação de Faltas	88
5.7 – Resultados Obtidos	95
5.8 – Conclusão	96
CAPÍTULO VI – CONCLUSÃO	98
6.1 – Uma Visão Geral do Trabalho	98
6.2 – Considerações Finais à Respeito dos Resultados Obtidos	99
6.3 – Sugestões para Trabalhos Futuros	100
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	101

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO 2

Figura 2.1 – Variância do Erro de Estimção	27
Figura 2.2 – Geração de uma Seqüência SBPA	29
Figura 2.3 – Uma Seqüência SBPA	30

CAPÍTULO 3

Figura 3.1 – Estrutura de Modelos Baseados em Sistemas FDI	33
Figura 3.2 – Sistema de Diagnóstico de Falta em Malha Fechada	34
Figura 3.3 – Estrutura do Sistema com o Controlador em Falta	35
Figura 3.4 – Sistema Monitorado e a Topologia de Falta	35
Figura 3.5 – Estrutura do Processo das Medidas	37
Figura 3.6 – Topologia da Falta com Medidas na Entrada do Atuador	38
Figura 3.7 – Estimção de Parâmetros com Equação de Erro	40
Figura 3.8 – Método da Equação de Paridade (Erro de Saída)	42
Figura 3.9 – Método da Equação de Paridade (Equação de Erro)	43
Figura 3.10 – Representação de um Sistema Fuzzy Geral	45

CAPÍTULO 4

Figura 4.1 – Circuito Equivalente da Máquina Síncrona	55
Figura 4.2 – Diagrama Fasorial da Máquina Síncrona Funcionando como Gerador	56
Figura 4.3 – Circuito em Parâmetros Concentrados nos Eixos D e Q	57

CAPÍTULO 5

Figura 5.1 – Sistema de Geração de Energia Elétrica	63
Figura 5.2 – Entradas do Gerador	63
Figura 5.3 – Gerador SBPA	65
Figura 5.4 – Sinal SBPA Adicionado à Entrada do Sistema.	66
Figura 5.5 – Determinação da Ordem pelo Método <i>AIC</i>	67
Figura 5.6 – Sinais de Saída dos Modelos Real e Estimado	68
Figura 5.7 – Pólos e Zeros do Modelo Estimado	69

Figura 5.8 – Resposta em Frequência do Modelo Estimado	69
Figura 5.9 – Variação do Polinômio $A(q)$ Quanto a Incidência da Falta	70
Figura 5.10 - Variação do Polinômio $B(q)$ Quanto a Incidência da Falta	71
Figura 5.11 – Variação do Parâmetro $B(1)$ com a Falta	72
Figura 5.12 – Variação do Parâmetro $B(2)$ com a Falta	73
Figura 5.13 – Variação do Parâmetro $B(3)$ com a Falta	73
Figura 5.14 – Variação do Parâmetro $B(4)$ com a Falta	74
Figura 5.15 – Variação do Parâmetro $B(5)$ com a Falta	74
Figura 5.16 – Variação do Parâmetro $B(6)$ com a Falta	75
Figura 5.17 – Variação do Parâmetro $B(7)$ com a Falta	75
Figura 5.18 – Variação do Parâmetro $B(8)$ com a Falta	76
Figura 5.19 – Variação do Parâmetro $B(9)$ com a Falta	76
Figura 5.20 – Variação do Parâmetro $B(10)$ com a Falta	77
Figura 5.21 – Variação do Parâmetro $B(11)$ com a Falta	77
Figura 5.22 – Variação do Parâmetro $B(12)$ com a Falta	78
Figura 5.23 – Variação do Parâmetro $B(13)$ com a Falta	78
Figura 5.24 – Variação do Parâmetro $B(14)$ com a Falta	79
Figura 5.25 – Variação do Parâmetro $B(15)$ com a Falta	79
Figura 5.26 – Variação do Parâmetro $B(16)$ com a Falta	80
Figura 5.27 – Variação do Parâmetro $B(17)$ com a Falta	80
Figura 5.28 – Variação do Parâmetro $B(18)$ com a Falta	81
Figura 5.29 – Variação do Parâmetro $B(19)$ com a Falta	81
Figura 5.30 – Variação do Parâmetro $B(20)$ com a Falta	82
Figura 5.31 – Variação do Parâmetro $B(21)$ com a Falta	82
Figura 5.32 – Variação do Parâmetro $B(22)$ com a Falta	83
Figura 5.33 – Variação do Parâmetro $B(23)$ com a Falta	83
Figura 5.34 – Variação do Parâmetro $B(24)$ com a Falta	84
Figura 5.35 – Variação do Parâmetro $B(25)$ com a Falta	84
Figura 5.36 – Parâmetro $B(6)$ como Entrada do Sistema Fuzzy	85
Figura 5.37 – Parâmetro $B(9)$ como Entrada do Sistema Fuzzy	86
Figura 5.38 – Parâmetro $B(10)$ como Entrada do Sistema Fuzzy	86

Figura 5.39 – Parâmetro $B(13)$ como Entrada do Sistema Fuzzy	87
Figura 5.40 – Parâmetro $B(14)$ como Entrada do Sistema Fuzzy	87
Figura 5.41 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(6)$	91
Figura 5.42 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(9)$	91
Figura 5.43 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(10)$	92
Figura 5.44 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(13)$	92
Figura 5.45 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(14)$	93
Figura 5.46 – Conjunto Fuzzy da Saída do Sistema	94

LISTA DE TABELAS

CAPÍTULO 3

Tabela 3.1 – Tabela Verdade da Implicação	48
--	-----------

CAPÍTULO 5

Tabela 5.1 – Tabela de Valores do Gerador	64
--	-----------

Tabela 5.2 – Valores dos Parâmetros para Diferentes Intensidades de Falta	88
--	-----------

Tabela 5.3 – Valores dos Centros e das Excentricidades das Gaussianas Referentes aos Parâmetros $B(6)$ e $B(9)$	89
--	-----------

Tabela 5.4 - Valores dos Centros e das Excentricidades das Gaussianas Referentes aos Parâmetros $B(10)$ e $B(13)$	90
--	-----------

Tabela 5.5 - Valores dos Centros e das Excentricidades das Gaussianas Referentes ao Parâmetro $B(14)$	90
--	-----------

Tabela 5.6 – Base de Regras do Sistema Fuzzy de Detecção de Faltas	94
---	-----------

Tabela 5.7 – Resultados Obtidos para os Valores Simulados	95
--	-----------

Tabela 5.8 – Valores dos Parâmetros para Faltas Desconhecidas	96
--	-----------

Tabela 5.9 – Resultados Obtidos para Valores Desconhecidos	96
---	-----------

LISTA DOS ACRÔNIMOS E SÍMBOLOS

SBPA – Seqüência Binária Pseudo-Aleatória

PRBS – "Pseudo Random Binary Sequence"

$u(t)$ – Sinal de entrada

$e(t)$ – Sinal de erro

$y(t)$ – Sinal de saída

$J(\theta)$ – Função custo

θ – Vetor de parâmetros do modelo

$A(q^{-1})$ – Polinômio do denominador da representação discreta

$B(q^{-1})$ – Polinômio do numerador da representação discreta

n_{A+1} – Número de coeficientes do polinômio $A(q^{-1})$

n_{B+1} – Número de coeficientes do polinômio $B(q^{-1})$

d – Atraso de Transporte Discreto

T_{bit} – Intervalo de deslocamento do registrador de deslocamento

T_S – Intervalo de amostragem

n – Número de bits do gerador de sinal binário pseudo-aleatório

N – Número de espiras no enrolamento de campo do gerador

$f_u(t)$ – Falta aplicada no sensor entrada do sistema

$f_y(t)$ – Falta aplicada no sensor de saída do sistema

$f_a(t)$ – Falta aplicada no atuador do sistema

$f_c(t)$ – Falta aplicada na planta

μ_A – Função de pertinência da variável "A"

V_d – Tensão terminal no eixo direto

V_q – Tensão terminal no eixo quadratura

V_f – Tensão no enrolamento de campo

RESUMO

Este trabalho apresenta um Sistema Inteligente para o diagnóstico de faltas aplicado em geradores síncronos, utilizando técnicas de Identificação Paramétrica e um Avaliador Fuzzy. O projeto do Sistema de Diagnóstico de Faltas é baseado na interpretação de parâmetros obtidos através de identificação paramétrica de modelo do sistema sem a falta e com a falta aplicada. O projeto baseia-se, também, na obtenção dos parâmetros relevantes para estudo da falta e em um Sistema Fuzzy que utilize os parâmetros como entrada para detectar e diagnosticar a falta atuante no sistema.

Um modelo de identificação paramétrica é proposto utilizando-se modelos paramétricos lineares do tipo auto-regressivo com entradas externas (*ARX*) e estimador de Mínimos Quadrados. Os dados de entrada para a identificação do modelo são de teste, do tipo "seqüência binária pseudo-aleatória (SBPA)", superposto ao sinal de tensão do gerador.

A partir dos modelos identificados, os parâmetros obtidos são investigados quanto à sensibilidade para detecção de faltas selecionando-se, preferencialmente, aqueles parâmetros que tenham variação monotonicamente crescente ou decrescente com a intensidade da falta (por exemplo: o número de espiras curto-circuitadas num enrolamento). O objetivo final deste procedimento é não gerar regras ambíguas na base de dados do sistema de detecção. Os parâmetros selecionados são posteriormente utilizados como entradas de um sistema fuzzy, responsável pela descrição da falta aplicada e pela determinação de sua intensidade.

Os estudos de simulação computacional, realizados em ambiente MatLab/Simulink demonstraram que a técnica proposta apresenta resultados promissores na detecção e diagnóstico da falta investigada (curto-circuito parcial no enrolamento de campo da máquina síncrona).

Palavras-chave: Geradores Síncronos, Identificação Paramétrica, Sistemas 'Fuzzy', Diagnóstico de Falta.

ABSTRACT

This research presents an intelligent System of Fault Diagnosis applied in synchronous generators, using techniques of Parametric Identification and an Appraiser Fuzzy. The project of the System of Fault Diagnosis has as a base the interpretation of parameters gotten through the parametric identification of system model without the fault applied and with the application of this one. The project is also based in the attainment of relevant parameters for the research about the fault, and in a Fuzzy System, which uses the parameters as input to detect and to diagnosis the active fault in the system.

A model of parametric identification is proposed, using parametric models of auto-regressive type with external inputs (ARX) and Minimum Square estimator. The input data which are used to the test of the identification model, and the type that is used is a "pseudo-random binary sequence" (PRBS), put upon the tension wave of the generator.

Initially, you have to identify the models. The parameters that will be obtained are investigated about its sensibility to detect faults, choosing, preferentially, the parameters that have monotonic variation increasing and decreasing according the fault intensity (as an example: the number of short-circuited surbases). The final objective of this procedure is not generating ambiguous data bases of the detection system. The parameters which are selected will be, later, used as input of a fuzzy system, that will be responsible for the description of the applied fault and for the determination of this intensity.

The studies of computer simulation, made in MatLab/Simulink ambient demonstrate that the technique which is presently proposed presents promising results about detect and diagnosis the investigated fault (partial short-circuit in the field winding of the synchronous machine).

Keywords: Synchronous generators, Parametric Identification, Fuzzy Systems, Fault Diagnosis.

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

1.1 - INTRODUÇÃO

Segurança no trabalho, proteção de máquinas, redução de gastos, estas são expressões relevantes nos estudos contemporâneos de Engenharia Elétrica. Em sistemas de energia elétrica de médio e grande porte, faz-se necessário, além de uma política corretiva intensa, uma política preventiva eficaz, onde o número de paradas para manutenção seja reduzido e os prejuízos decorrentes de faltas que poderiam ser evitadas também seja minimizado. Métodos preventivos vêm sendo desenvolvidos para que estes quantitativos de perdas sejam reduzidos a patamares ótimos.

Desde os primeiros estudos acerca da medicina, a idéia de investigar os sintomas de determinadas doenças se fez necessário, tanto na intenção de remediá-las, quanto na intenção de preveni-las. Remediar uma doença, prevenir suas causas, torná-la menos danosa ao homem depende de estudos minuciosos de seus sintomas. Estes sintomas têm como principal objetivo detectar anomalias ou doenças, que possam estar comprometendo o funcionamento do corpo do indivíduo, ou seja, o sintoma nada mais é que um conjunto de parâmetros que, ao serem analisados, permitem ao médico o diagnóstico de uma doença correlata aquele conjunto de parâmetros. Da mesma forma, acontece com o Diagnóstico de Faltas no estudo de engenharia.

Com a mesma intenção de prevenir e remediar “doenças” (faltas) em sistemas de energia elétrica, é que se iniciaram estudos a respeito de Métodos de Diagnóstico de Faltas para engenharia. A exemplo de Simani [1], R. Inerman [2] e outros autores existentes na literatura, o assunto: Diagnóstico de Falta (do inglês, *Fault Diagnosis*) tem sido alavancado em novos estudos, sendo crescente a quantidade de novas tecnologias envolvidas, vindo acompanhado de um também crescente número de publicações científicas sobre este tema.

Muito freqüentemente se encontram correlatas aos estudos de Diagnóstico de Falta, as disciplinas de: Identificação de Sistemas, Sistemas Fuzzy e Redes Neurais Artificiais. Para que faltas sejam detectadas no sistema, é necessário que os sintomas sejam antes identificados. Para obtenção destes sintomas é conveniente se utilizar os benefícios da Estimacão Paramétrica de Sistemas, onde, ou as saídas dos modelos

estimados, ou os próprios parâmetros obtidos na estimação têm por função a geração de um indicador de falta que se chama Resíduo.

O resíduo, sendo, ou um sinal, ou um conjunto de parâmetros, traz em si as características da falta que atua no sistema e, tendo sido isolada a falta, pode indicar a intensidade e o tipo da mesma [1] [2]. Para que os dados provenientes do resíduo gerado sejam devidamente interpretados e satisfatoriamente empregados na proteção do sistema, faz-se necessário a utilização de Sistemas Fuzzy e/ou Redes Neurais Artificiais, que serão a interface com o operador do sistema indicando todas as propriedades mais relevantes da falta.

1.2 - METODOLOGIA

Este trabalho se propõe a estudar a detecção e diagnóstico de faltas do tipo curto-circuito parcial das espiras do enrolamento de campo do gerador síncrono com base em identificação paramétrica e sistemas fuzzy. O tipo de gerador utilizado neste estudo corresponde a um gerador síncrono de pólos salientes, pois este tipo de gerador é amplamente empregado em usinas hidrelétricas e possui modelagem matemática bem conhecida.

Inicialmente se fará uma estimação do modelo do gerador, que fornecerá parâmetros livres de falta. Esta estimação será do tipo paramétrica com modelo ARX e utilizará o método dos Mínimos Quadrados para minimização do erro de estimação. Os parâmetros provenientes desta identificação serão comparados com os obtidos quando há a ocorrência de uma falta no gerador, onde se procura inferir quais dos parâmetros estão relacionados à atuação da falta em questão.

Tendo selecionado os parâmetros, estes serão utilizados como entrada em um sistema Fuzzy que classificará a falta quanto a sua intensidade. O Sistema Fuzzy fará o papel do operador do sistema, onde mediante a alteração dos parâmetros relevantes, indicará se aquela variação corresponde a algum tipo de falta e, em caso afirmativo, qual a intensidade da mesma.

1.3 – DISPOSIÇÕES DO TRABALHO

O capítulo II abordará métodos para estimação paramétrica de sistemas dinâmicos. Serão apresentados, além do modelo geral para estimadores, o modelo *ARX* (*modelo auto-regressivo com entradas externas*), bem como será apresentado o *Estimador de Mínimos Quadrados*. Um gerador *SBPA* (*Sinal Binário Pseudo-Aleatório*) também será apresentado como alternativa de sinal para excitar os modos do sistema.

No capítulo III serão apresentados métodos de diagnóstico de faltas utilizando identificação paramétrica de sistemas e sistemas fuzzy. Será feita uma descrição genérica de faltas que possam atuar em um sistema elétrico genérico juntamente com os seus devidos equacionamentos, bem como a utilização de técnicas fuzzy para diagnóstico inteligente da falta.

O capítulo IV apresentará o modelo matemático para máquinas síncronas. Neste capítulo, será observado o equacionamento físico do gerador síncrono, enfatizando suas constantes de tempo e equações de tensões. Será feita também a descrição da falta em questão, curto-circuito no enrolamento de campo do gerador, apresentando ainda suas influências nas equações que descrevem o funcionamento do gerador.

No capítulo V, será desenvolvido o projeto de um sistema de diagnóstico de falta em um sistema de geração de energia elétrica, que utiliza um gerador síncrono para tal geração, baseado em identificação paramétrica e diagnóstico feito através de um sistema fuzzy. Uma análise dos parâmetros também será feita para a definição dos conjuntos fuzzy de entrada necessários ao bom diagnóstico pelo sistema.

No capítulo VI, serão apresentadas as considerações finais e conclusões deste trabalho, bem como sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA E VALIDAÇÃO DE MODELOS

2.1 - INTRODUÇÃO

A Estimação Paramétrica de Sistemas surge como alternativa de representação de sistemas dinâmicos para fins de controle, simulação, etc. Através de técnicas de identificação baseadas na minimização do erro de estimação, é possível representar plantas (processos) de cunho elétrico, mecânico, químico, hidráulico, etc. através de modelos paramétricos baseado em dados de entrada e saída [1].

Para fins de Diagnósticos de Falhas em sistemas dinâmicos, a Estimação Paramétrica atua como principal ferramenta na detecção da falta. Tendo em vista que os parâmetros da estimação representam a dinâmica do processo, qualquer alteração nestes parâmetros devido à ocorrência de uma falta poderá representar a dinâmica da própria falta, onde a mesma poderá ser isolada com base nestes parâmetros alterados [1]. A identificação do sistema faltoso terá por objetivo a geração do Resíduo onde o processamento deste, poderá resultar na classificação da falta, no conhecimento de sua intensidade e na obtenção de alternativas corretivas e preventivas quanto à atuação da falta [1].

Neste capítulo serão apresentados métodos de estimação paramétrica, seu equacionamento e adequação dos dados, bem como a minimização do erro de estimação utilizando o método dos Mínimos Quadrados Não Recursivo. Outras técnicas inerentes à identificação também serão apresentadas, como a geração de um Sinal Binário Pseudo-aleatório que auxiliará o processo de identificação.

2.2 - ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA.

As técnicas de estimação paramétrica são utilizadas para identificar os parâmetros de um modelo dinâmico para um determinado processo. Este trabalho terá enfoque principal nestes métodos (identificação paramétrica) com o objetivo de aplicá-los em um sistema de detecção de falta de um gerador síncrono. Este estudo, por ter este objetivo, não se resumirá ao uso de modelos de baixa ordem, visto que a aplicação

necessitará de um número elevado de parâmetros para a devida observação da incidência da falta nos parâmetros estimados.

Dessa forma, busca-se modelos paramétricos, causais, matematicamente simples do tipo [3]:

$$y(t) = -a_1 y(t-1) - a_2 y(t-2) - \dots - a_{n_A} y(t-n_A) + b_1 u(t-1) + \dots + b_{n_B} u(t-n_B) + e(t) \quad (2.1)$$

Onde $u(t)$ e $y(t)$ são, respectivamente, os valores das medidas de entrada e saída da planta no instante discreto t , n_A e n_B são, respectivamente, o número máximo dos parâmetros dos polinômios A e B , assim como, $e(t)$ é uma perturbação estocástica representada por um ruído branco.

Como $e(t)$ trata-se de uma perturbação comumente representada por um ruído branco de média zero, se torna também freqüente o procedimento de retirada da média dos valores medidos da entrada e da saída para que $e(t)$ tenha pouca influência no erro de estimação.

O processo de identificação de um modelo paramétrico é um procedimento experimental que envolve os seguintes passos: aquisição dos dados da entrada e da saída (após a obtenção do valor correto do período de amostragem); escolha do modelo e da ordem adequada para os valores de n_A , n_B e d ; estimação dos parâmetros $b_0, b_1, \dots, b_{n_B}, a_1, a_2, \dots, a_{n_A}$ e, por fim, validação do modelo identificado.

2.3 - MODELOS PARAMÉTRICOS DE SISTEMAS DINÂMICOS

A primeira etapa da identificação do sistema com fins de detecção de faltas é a obtenção de um modelo capaz de descrever adequadamente o comportamento dinâmico do sistema em uma determinada região de operação. O modelo obtido precisará ser sensível à atuação da falta, mesmo que ela não se torne explícita em todos os parâmetros.

Uma das técnicas mais utilizadas para estimação paramétrica é a técnica dos *Mínimos Quadrados Não Recursivo* [3]. As técnicas de estimação são utilizadas para a

obtenção de um modelo dinâmico discreto, para o processo, como, por exemplo, um modelo na forma:

$$y(t) + a_1 y(t-1) + \dots + a_{n_A} y(t-n_A) = b_0 u(t-d) + b_1 u(t-d-1) + \dots + b_{n_B} u(t-d-n_B) \quad (2.2)$$

Onde $y(t)$ e $u(t)$ são, respectivamente, os valores dos sinais de entrada e de saída da planta, no instante discreto t , que é um múltiplo inteiro do intervalo de amostragem T_s .

Dentre as representações matemáticas que são especialmente adequadas à identificação de sistemas discretos no tempo pode-se destacar o *modelo ARX* (modelo auto-regressivo com entradas externas, do inglês *autoregressive with exogenous inputs*) que será dada atenção especial neste trabalho. Tendo em vista que será abordada a utilização deste modelo, faz-se necessária sua representação matemática que por sua vez advém do caso geral apresentado na equação 2.3.

$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}v(k) \quad (2.3)$$

Onde q^{-1} é o operador de atraso discreto, de forma que $y(k)q^{-1} = y(k-1)$, $v(k)$ representa um ruído branco e $A(q)$, $B(q)$, $C(q)$, $D(q)$ e $F(q)$ os polinômios definidos pelas equações 2.4, 2.5, 2.6, 2.7 e 2.8, respectivamente.

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_A} q^{-n_A} \quad (2.4)$$

$$B(q) = 1 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_B} q^{-n_B} \quad (2.5)$$

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_C} q^{-n_C} \quad (2.6)$$

$$D(q) = 1 + d_1 q^{-1} + \dots + d_{n_D} q^{-n_D} \quad (2.7)$$

$$F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{n_f} q^{-n_f} \quad (2.8)$$

2.4 - MODELO ARX

O modelo *auto-regressivo com entradas externas* pode ser obtido a partir do modelo geral tomando-se $C(q) = D(q) = F(q) = 1$ como se pode observar na equação 2.9.

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + v(k) \quad (2.9)$$

Para fins de uma melhor análise do ruído $e(t)$, pode-se reescrever a equação 2.9 como a forma descrita na equação 2.10, onde se nota que o ruído que aparece adicionado à saída $e(k) = v(k)/A(q)$ não é branco. Ou seja, neste modelo o ruído é modelado como ruído branco filtrado por um filtro auto-regressivo [3]. Este tipo de ruído é dito colorido e, da mesma forma como $e(t)$, tem média zero.

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{1}{A(q)}v(k) \quad (2.10)$$

Neste trabalho serão observados os polinômios $A(q)$ (2.4) e $B(q)$ (2.5) quanto à indicação de seus parâmetros no momento em que o sistema tiver sendo acometido pela falta. Estes parâmetros serão analisados e selecionados quanto à relevância da influência faltosa e servirão, posteriormente, como resíduos para detecção da falta.

2.5 - MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS NÃO RECURSIVO (MQ)

O método MQ é uma técnica de estimação “*off-line*” dos parâmetros, o qual é baseado na minimização da soma dos quadrados do erro de predição, entre a saída do modelo estimado e saída do sistema [3].

Utilizando um sistema sobre-determinado ou seja, com o número de amostras maiores que o número de parâmetros, tendo assumido que se conhece o valor estimado

do vetor de parâmetros, $\hat{\theta}$, e que existe um erro ξ ao se tentar explicar o valor observado y a partir do vetor de regressores X e de $\hat{\theta}$, pode-se descrever, na forma matricial, a seguinte equação:

$$y = X\hat{\theta} + \xi \quad (2.11)$$

Definindo o somatório do quadrado dos erros através da equação 2.12, que nada mais é do que um índice que quantifica a qualidade de ajuste de $X\hat{\theta}$ ao vetor de dados y , determinando-se ξ e substituindo os resultados, pode-se descrever o quadrado do erro da forma descrita na equação 2.13.

$$J_{MQ} = \sum_{i=1}^N \xi(i)^2 = \xi^T \xi = \|\xi\|^2 \quad (2.12)$$

$$\begin{aligned} J_{MQ} &= \left(y - X\hat{\theta} \right)^T \left(y - X\hat{\theta} \right) \\ &= y^T y - y^T X\hat{\theta} - \hat{\theta}^T X^T y + \hat{\theta}^T X^T X \hat{\theta} \end{aligned} \quad (2.13)$$

A fim de minimizar a função de custo J_{MQ} com relação a $\hat{\theta}$, é necessário resolver $\left(\partial J_{MQ} / \partial \hat{\theta} \right) = 0$. As equações 2.14 e 2.15 descrevem matematicamente o Estimador de Mínimos Quadrados onde a equação 2.16 precisa ser atendida como condição.

$$\frac{\partial J_{MQ}}{\partial \hat{\theta}} = -X^T y - X^T y + 2X^T X \hat{\theta} = 0 \quad (2.14)$$

$$\hat{\theta} = [X^T X]^{-1} X^T y \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial^2 J_{MQ}}{\partial \hat{\theta}^2} = 2X^T X > 0 \quad (2.16)$$

2.6 – ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELOS ARX UTILIZANDO MÍNIMOS QUADRADOS

Tendo em vista que, nos sistemas usuais as identificações dos parâmetros são feitas tendo como partida as seqüências temporais de medidas e que estas podem ser descritas por meio de equações causais, pode-se descrever a equação matricial que será resolvida pelo estimador de Mínimos Quadrados, como sendo da forma:

$$y(k) = \psi^T(k-1)\hat{\theta} + \xi(k) \quad (2.17)$$

Onde,

$$\psi^T(k-1) = [\psi_1 \ \psi_2 \ \dots \ \psi_{n_\theta}]^T \quad (2.18)$$

O modelo da equação 2.17 trata-se de um modelo dinâmico, por utilizar valores de ψ em um instante discreto de tempo diferente de y , porém, mesmo se tratando de um modelo dinâmico ele se torna análogo ao modelo matricial estático, onde pode-se utilizar, no lugar da matriz de regressores X a matriz Ψ .

Sendo assim, todas as demais equações que definem matematicamente o estimador de Mínimos Quadrados poderão ser descritas utilizando a transformação descrita anteriormente. Tendo efetuado tais transformações, pode-se observar que o estimador MQ para modelos ARX corresponde a forma:

$$\hat{\theta}_{MQ} = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T y \quad (2.19)$$

Portanto a equação 2.19 pode ser descrita na forma da equação 2.20 onde N corresponde ao comprimento da seqüência dos dados e n_θ o número de parâmetros a estimar. Tendo em vista que não se faz necessário a formação da matriz Ψ

completamente, o modelo da equação 2.20 mostra-se mais viável quanto a implementação. Vale ressaltar que dificilmente ambos os modelos (equação 2.19 e 2.20) são aplicados diretamente para obtenção dos dados, pois ainda se mostram sensíveis a problemas numéricos [3] [4].

$$\hat{\theta}_{MQ} = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \psi(k-1)\psi^T(k-1) \right]^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \psi(k-1)y(k) \right] \quad (2.20)$$

2.7 - SELEÇÃO DAS ESTIMATIVAS INICIAIS PARA n_A , n_B E d.

A determinação da ordem do sistema requer uma especial atenção, pois um sistema estimado de menor ordem que a do sistema efetivo pode apresentar uma dinâmica muito aquém daquela imposta pelo sistema real, porém um sistema estimado de ordem muito superior pode apresentar cancelamentos de pólos e zeros que representem redundância na dinâmica do sistema.

Um enfoque para se obter uma estimativa dos valores máximos de n_A e n_B é através do exame da evolução da variância do erro de predição, como função do número dos parâmetros $n_A + n_B$ (ou seja, da complexidade do modelo). O valor mais adequado para $n_A + n_B$ é escolhido observando-se a inflexão da curva (figura 2.1), selecionando um valor após o ponto de inflexão, a partir do qual o valor de $R(0)$ é praticamente constante[3] [4].

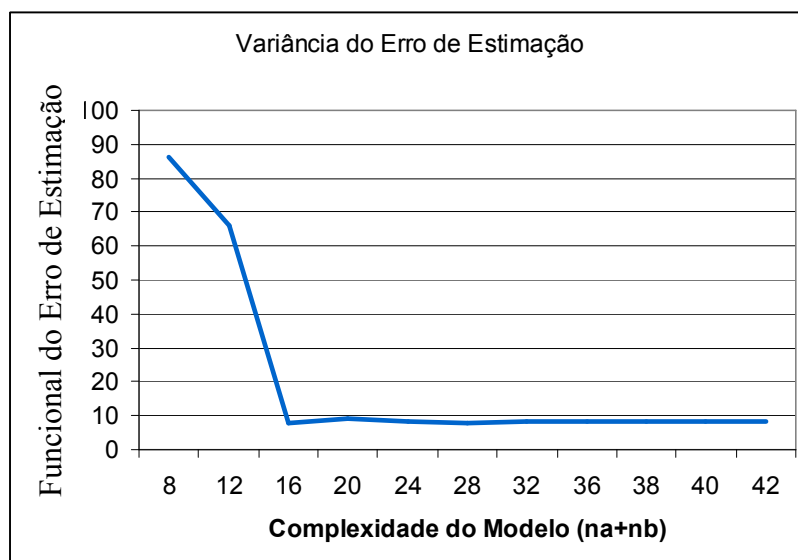


Figura 2.1 – Variância do erro de estimação

Uma outra alternativa para obtenção da ordem do sistema está em utilizar o *critério de informação de Akaike (AIC)*. Critérios como o de informação *Bayesiana de Akaike* combinam a variância do erro de estimação com a ordem do modelo usado [4]. O *critério de informação de Akaike* pode ser definido como:

$$AIC(n_{\theta}) = N \ln[\sigma_{erro}^2(n_{\theta})] + 2n_{\theta} \quad (2.21)$$

Onde N corresponde ao número de dados usados na estimação, σ_{erro}^2 é a variância do erro de estimação e n_{θ} é o número de parâmetros do modelo.

2.8 – SEQUÊNCIA BINÁRIA PSEUDO-ALEATÓRIA (SBPA)

Para que os valores da entrada e da saída do sistema contenham dados relevantes quanto ao correlacionamento dos dados de ambos, se torna necessário a utilização de um sinal, que pode estar adicionado à entrada, que venha proporcionar a excitação dos modos do sistema. Essa excitação dos modos consiste em ter uma resposta que abranja uma banda de frequência suficientemente grande a descrever completamente a dinâmica do sistema.

Uma alternativa para ser utilizada em identificação de sistemas muito encontrada na literatura é a utilização de um *Sinal Binário Pseudo-Aleatório (SBPA)* ou, do inglês, *Pseudo Random Binary Signal (PRBS)*. Um sinal SBPA consiste em uma seqüência de pulsos modulados em largura de pulso, onde as freqüências de corte superior e inferior podem ser controladas pelo número de integradores discretos adicionado no esquema da geração.

O sinal SBPA é dito *Pseudo-Aleatório*, pois ele se comporta de forma aleatória em um certo período de tempo, depois desse período o sinal repete os valores correspondentes à primeira iteração. A equação 2.22 demonstra como se obtém o período de repetição do SBPA, onde n é o número de células utilizadas na geração, T_{bit} é o tempo de deslocamento dos bits e T_{SBPA} é o período de repetição do sinal.

$$T_{SBPA} = (2^n - 1)T_{bit} \quad (2.22)$$

Para projetar um gerador SBPA primeiramente precisa-se definir a banda de freqüências que se deseja excitar os modos do sistema. Esta é a etapa mais importante do projeto do gerador SBPA, pois se as freqüências de corte não forem devidamente escolhidas, as medidas da saída do sistema, submetido a uma entrada do tipo SBPA, poderá ser de pouco expressividade quanto às informações sobre a dinâmica do sistema, visto que alguns modos (relacionados a certos valores de freqüência) não seriam identificados.

As equações 2.23 e 2.24 demonstram como se deve realizar a obtenção das freqüências de corte mínima e máxima respectivamente.

$$f_{mim} \approx \frac{1}{(2^n - 1)T_{bit}} \quad (2.23)$$

$$f_{máx} \approx \frac{1}{3T_{bit}} \quad (2.24)$$

Neste trabalho observou-se que os valores de frequências de corte mínima e máxima a serem usados correspondem a 0,79 Hz e 44 Hz respectivamente, o que corresponde a $N=7$, visto que T_{bit} corresponde a 10 ms aproximadamente.

Vale citar, também, que outros valores de frequências poderiam ser usados, porém, como o sistema em questão corresponde a uma máquina síncrona de pólos salientes e que não estão sendo considerados quaisquer controles, tanto quanto ao nível de tensão, como na frequência, observou-se que alguns arrajos nos bits do gerador *SBPA* ocasionaram uma instabilidade na resposta do sistema. Isto ocorre, pois, como não se está aplicando nenhum tipo de controle, o sinal *SBPA* finda por excitar modos do sistema que o instabilizam.

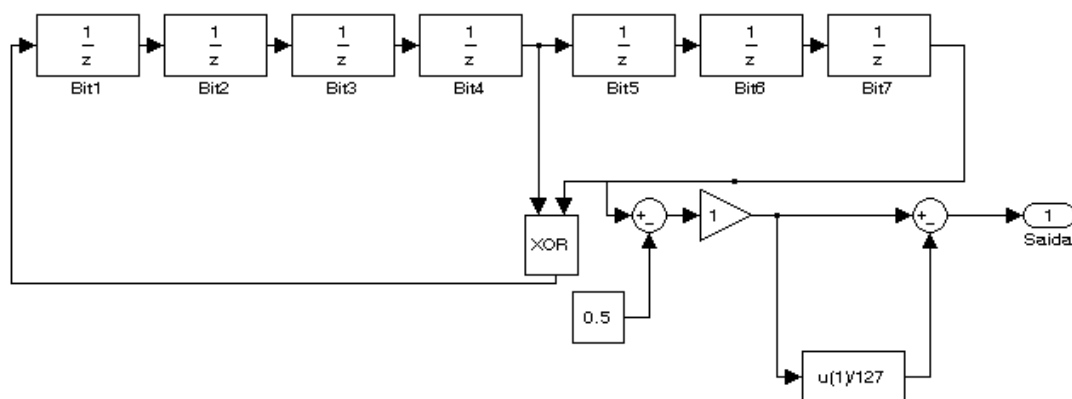


Figura 2.2 — Geração de uma seqüência SBPA.

A figura 2.3 apresenta o sinal *SBPA* gerado através do sistema apresentado na figura 2.2.

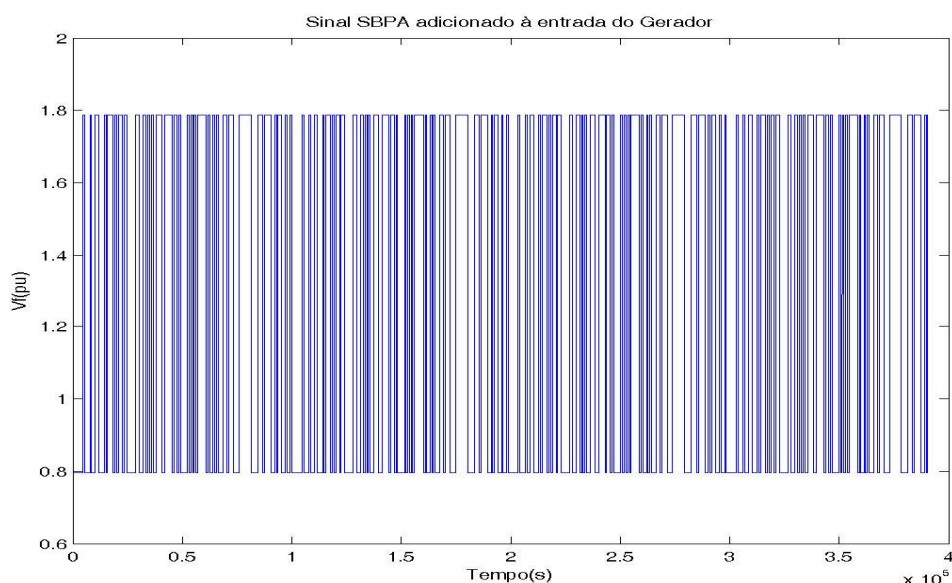


Figura 2.3 — Uma seqüência SBPA.

2.9 - CONCLUSÃO

Neste capítulo, apresentaram-se técnicas de estimação para sistemas dinâmicos, seus modelos matemáticos e suas aplicações. Objetivando emprego em sistemas de diagnóstico de falta, foram apresentados métodos de estimação paramétrica de sistemas dinâmicos utilizando modelo *ARX* e estimador *MQ*.

Para que as estimações dos parâmetros, visando detecção de determinada falta, seja feita em tempo real, é interessante a utilização de modelos simplificados tanto matematicamente como computacionalmente. Como esses fins, foram apresentados: o modelo *ARX* - matematicamente simples por se tratar de dois polinômios $A(q)$ e $B(q)$, conseguindo filtrar o erro $e(t)$ sem que este perdesse a característica da média zero – e o estimador de *Mínimos Quadrados* – algoritmo de estimação de baixa complexidade, boa robustez a ruído e fácil implementação numérica. Estas técnicas serão abordadas no estudo de caso no capítulo 5.

Outro ponto abordado foi a necessidade de se ter um sinal de entrada onde este pudesse excitar a maior quantidade de modos possíveis do sistema para que a estimação obtivesse pleno aproveitamento nos seu parâmetros, a alternativa apresentada foi a utilização de um *Sinal Binário Pseudo-Aleatório*. Tendo sido projetado para atender uma banda de frequência satisfatória.

No capítulo III, serão apresentados os métodos de diagnóstico de falta a serem utilizados neste trabalho, bem como um introdutório em Sistemas *Fuzzy*. Enfatizar-se-á os métodos que utilizem os conhecimentos de Identificação Paramétrica, através das técnicas apresentadas neste capítulo, bem como a utilização de Sistemas Fuzzy para detecção da falta.

CAPÍTULO III

MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO DE FALTAS UTILIZANDO SISTEMAS FUZZY

3.1 - INTRODUÇÃO

Em sistemas dinâmicos reais, freqüentemente são detectadas, de forma empírica, faltas atuando em algum componente do sistema. Sistemas de detecção de faltas são de importante relevância no que se refere à prevenção de danos e prováveis paradas em sistemas de geração de energia elétrica de médio e grande porte, onde estes sistemas de detecção recebem a cada ano novas pesquisas em tecnologias mais eficazes visto que se reconhece a diminuição de gastos em manutenção quando tais tecnologias são empregadas.

Os modelos baseados em métodos de detecção de faltas usam resíduos como indicadores de mudanças no modelo estimado. Uma suposição geral é que a detecção da falta só será possível se os resíduos forem alterados de forma significativa [1]. As medidas dos resíduos sinalizarão o aparecimento de uma falta e se ela é suficientemente grande, ou pequena.

Tendo calculado estes valores de resíduo, deve-se implementar um sistema que faça a avaliação destes sinais ou parâmetros para que o tipo e a intensidade da falta sejam descritos. Sistemas Fuzzy e Redes Neurais Artificiais são comumente utilizados como avaliadores de resíduo. Este trabalho utilizou um Sistema Fuzzy como avaliador de resíduos pela versatilidade encontrada no uso das funções de pertinência, assim como a maleabilidade encontrada em sua base de regras.

Neste capítulo serão apresentadas técnicas para detecção de faltas e seus modelos matemáticos. Também serão apresentados modelos para geração e avaliação de resíduos utilizando sistemas fuzzy.

3.2 - MODELO BASEADO EM TÉCNICAS FDI

Os modelos baseados em técnicas FDI (*fault detection and isolation*) utilizam as seguintes definições de *detecção*, *isolação* e *identificação* das faltas [1]:

- **Detecção de Falhas:** Determinação de falhas presentes no sistema em um determinado tempo de detecção
- **Isolação de Falhas:** Determinação do tipo, situação e do tempo de detecção da falta.
- **Identificação de Falhas:** Determinação do tamanho e do comportamento da falta quanto a variação no tempo.

As falhas serão identificadas atribuindo limiares, fixos ou variáveis, aos sinais de resíduos gerados pela diferença entre as medidas atuais e as estimativas provindas do modelo matemático do processo. A figura 3.1 demonstra a estrutura mais aceita para o estudo do diagnóstico de falta.

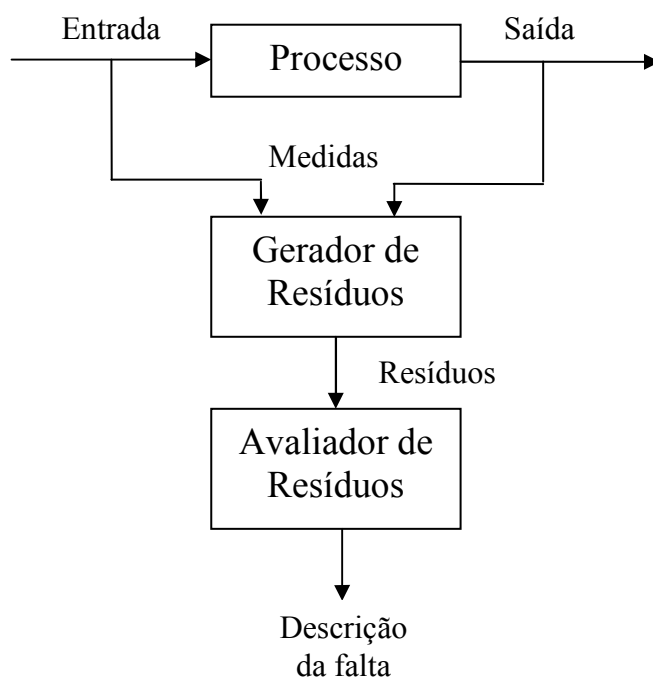


Figura 3.1 – Estrutura de modelos baseados em sistemas FDI.

- **Gerador de Resíduos:** Este bloco gera o resíduo utilizando medidas da entrada e da saída do sistema monitorado. Este resíduo (ou sintoma da falta) indicará se alguma falta ocorreu e, geralmente, é zero ou próximo de zero, se não existe a ocorrência da falta, e diferente de zero, se ocorre a falta.
- **Avaliação do Resíduo:** Este bloco examina os resíduos gerados para a probabilidade da ocorrência de alguma falta, aplica regras que definam a

ocorrência da mesma gerando a informação sobre a falta, seu tipo e características.

3.3 - MODELAGEM DO SISTEMA DE FALTA.

Primeiramente, será atribuído ao modelo FDI um modelo matemático geral onde será realizado um estudo sobre todas as possíveis faltas que este modelo pode receber. A figura 3.2 mostra um modelo geral para sistemas de controle em uma planta qualquer, onde este utiliza um controlador e um atuador. O sistema FDI utilizará os sinais de entrada e saída da planta.

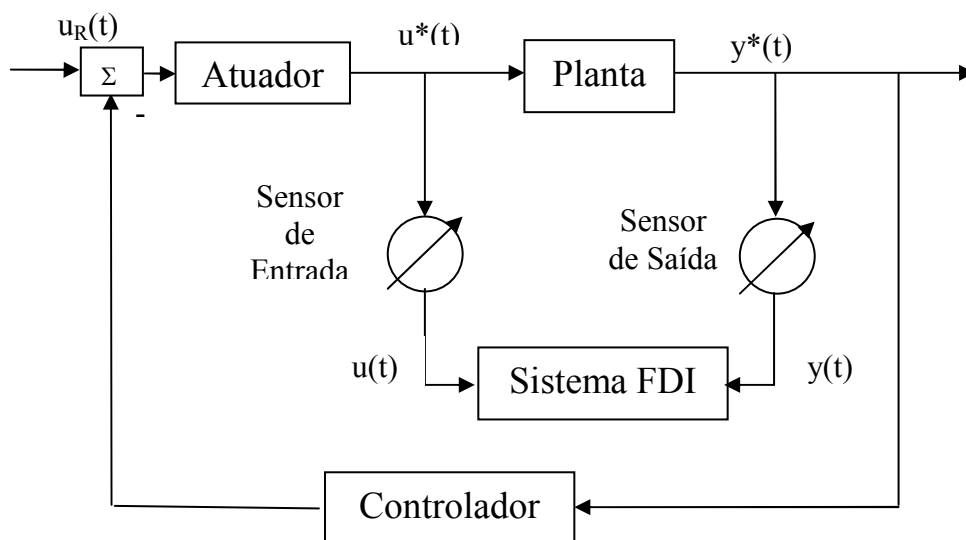


Figura 3.2 – Sistema de diagnóstico de falta em malha fechada.

Uma primeira suposição consiste em se ter uma falta atuando no controlador. A figura 3.3 mostra o efeito desta falta nos demais componentes do sistema, onde pode se determinar um modelo matemático abrangente que descreva a falta. Neste caso, pode se considerar que o controlador se comporta como um subsistema faltoso e poderá ser omitido como mostra a figura 3.4.

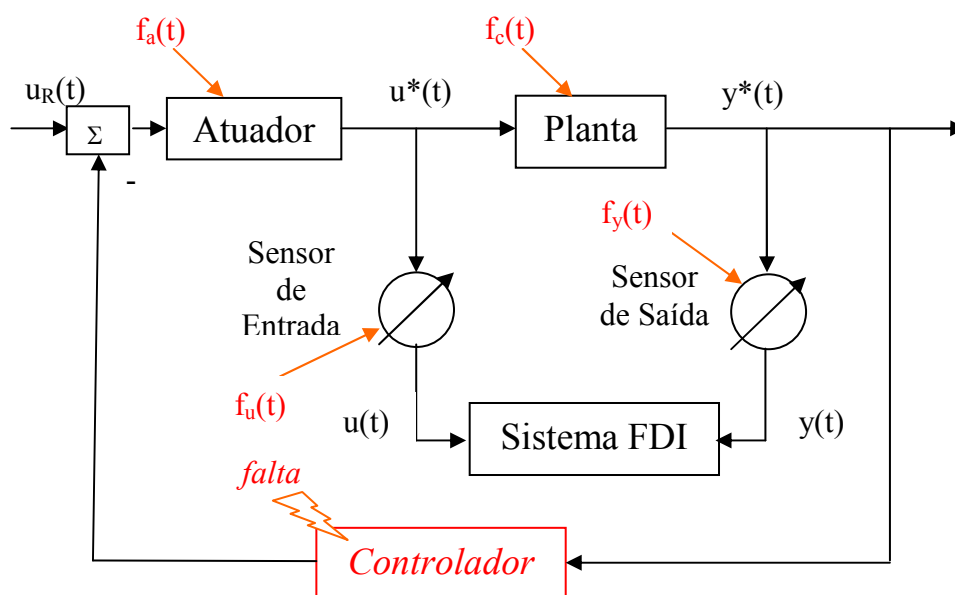


Figura 3.3 – Estrutura do sistema com o controlador em falta.

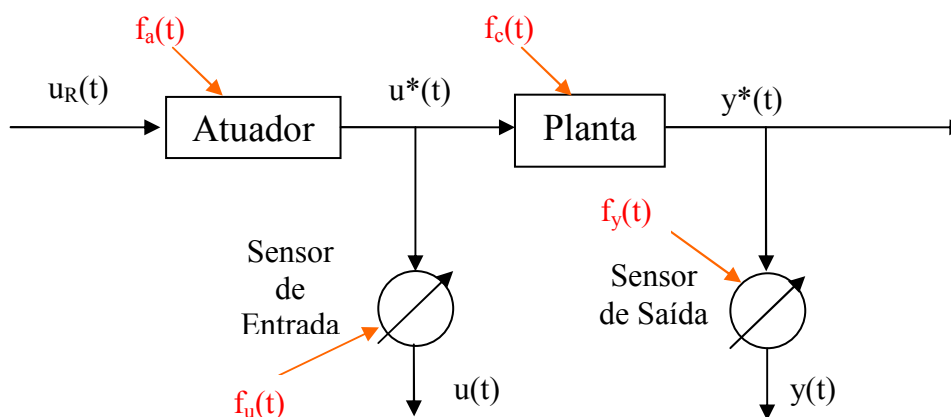


Figura 3.4 – Sistema monitorado e a topologia da falha.

Vale citar que as considerações feitas com relação a falha sugerida no controlador consiste em um artifício matemático para o estudo da atuação faltosa em todo o sistema. Supondo o sistema linear, invariante no tempo, pode-se descrevê-lo na forma de espaços de estados no tempo discreto como:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Bu^*(t) \\ y^*(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

Onde $x(t) \in \mathfrak{R}^n$ é o vetor de estados do sistema, $u^*(t) \in \mathfrak{R}^r$ é o vetor do sinal de entrada vindo do atuador e $y^*(t) \in \mathfrak{R}^m$ é o vetor de saída do sistema. A , B e C são matrizes obtidas pelo processo de identificação do sistema. Observando-se a figura 3.4, pode-se dizer que existe uma componente da falta atuando nos estados do sistema. Será considerado que esta componente atua no sistema de forma a ser adicionada à equação de estados. Esta consideração pode ser representada pela equação 3.2.

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu^*(t) + f_c(t) \quad (3.2)$$

Uma outra atuação da falta pode ser considerada como uma influência na matriz de estados (A) inserindo linhas e colunas referentes à falta. Este tipo de equacionamento pode advir tanto por uma falta atuando no controlador (como se está sugerindo), quanto pela falta atuando diretamente na planta. Esta última pode ocorrer através de desgastes internos, por exemplo, que possa vir a alterar os estados do processo.

A equação 3.3 demonstra a inserção de linhas e colunas na matriz de estados A , devido a falta atuante na planta. Onde $x_j(t)$ corresponde ao j -ésimo elemento do vetor $x(t)$ e I_i é o vetor de dimensão n cujo valor de seus elementos é zero com exceção do i -ésimo que é “1”.

$$f_c(t) = I_i \Delta a_{ij} x_j(t) \quad (3.3)$$

Considerando-se, portanto, que os valores de $y^*(t)$ não são obtidos de forma direta, ou seja, se faz necessário a utilização de sensores para aquisição destas medidas, considerando-se, também, que o mesmo acontece com $u^*(t)$, será preciso um equacionamento destas variáveis visto que elas compõem as equações de estado do sistema. A equação 3.4 apresenta o equacionamento para $y^*(t)$ e $u^*(t)$.

$$\begin{cases} u(t) = u^*(t) + f_u(t) \\ y(t) = y^*(t) + f_y(t) \end{cases} \quad (3.4)$$

Onde os vetores $f_u(t)=[f_{u1}(t)\dots f_{ur}(t)]^T$ e $f_y(t)=[f_{y1}(t)\dots f_{ym}(t)]^T$ descrevem, respectivamente a influência da falta em $u(t)$ e $y(t)$. Usualmente as faltas são descritas como *rampas* ou *degraus*.

Em sistemas reais pode se observar que os sensores geralmente são afetados por ruídos, ruídos estes que precisam ser descritos nas equações de $y(t)$ e $u(t)$. A equação 3.5 apresenta este equacionamento. Onde $\tilde{u}(t)$ e $\tilde{y}(t)$ correspondem a um ruído branco de média zero, não correlacionado com processos gaussianos.

$$\begin{cases} u(t) = u^*(t) + \tilde{u}(t) \\ y(t) = y^*(t) + \tilde{y}(t) \end{cases} \quad (3.5)$$

Considerando, portanto, os efeitos das faltas e do ruído têm-se:

$$\begin{cases} u(t) = u^*(t) + \tilde{u}(t) + f_u(t) \\ y(t) = y^*(t) + \tilde{y}(t) + f_y(t) \end{cases} \quad (3.6)$$

Um outro passo consiste em negligenciar o atuador com o objetivo de demonstrar a estrutura do processo das medidas. A figura 3.5 demonstra essa estrutura de medidas.

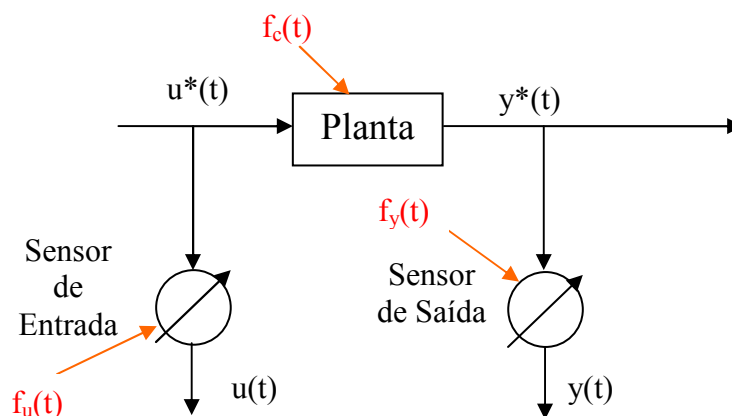


Figura 3.5 – Estrutura do processo das medidas.

Considerando o sistema descrito na figura 3.4, observa-se que o atuador é responsável por gerar o sinal $u^*(t)$ tendo por entrada o sinal $u_R(t)$. Considerando o atuador puramente matemático pode-se descrever a seguinte representação:

$$u^*(t) = u_R(t) + f_a(t) \quad (3.7)$$

Para o sistema da figura 3.4, considerando a ausência dos ruídos anteriormente mencionados (o ruído poderá ser incluído substituindo $u(t)$ e $y(t)$ pela equação 3.6), pode-se escrever a seguinte representação matemática para o sistema:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + f_c(t) + Bu^*(t) \\ y(t) = Cx(t) + f_y(t) \\ u(t) = u^*(t) + f_u(t) \end{cases} \quad (3.8)$$

Considera-se, agora, que o sensor de entrada do sistema FDI está localizado antes do atuador, ou seja, o sinal u_R é medido apenas pelo sensor de entrada. Neste caso a falta no atuador não é diretamente relacionada a $u(t)$, mas seus efeitos podem ser detectados em $y(t)$.

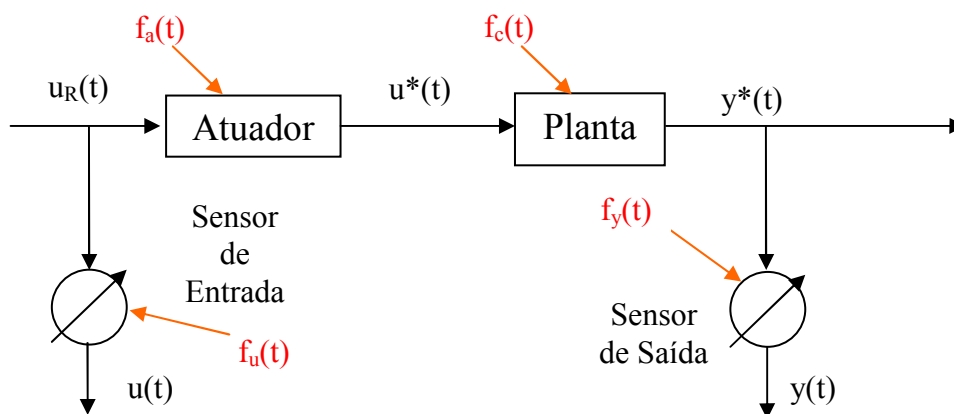


Figura 3.6 – Topologia da falta com medidas na entrada do atuador.

A representação matemática da figura 3.6 fica da forma:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + f_c(t) + Bf_a(t) + Bu^*(t) \\ y(t) = Cx(t) + f_y(t) \\ u(t) = u^*(t) + f_u(t) \end{cases} \quad (3.9)$$

Considerando um caso geral onde o sistema possa ser afetado por todos os tipos de faltas possíveis, pode-se escrever:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Bu^*(t) + L_1 f(t) \\ y(t) = Cx(t) + L_2 f(t) \\ u(t) = u^*(t) + L_3 f(t) \end{cases} \quad (3.10)$$

Onde o vetor $f(t)$ corresponde às faltas específicas, $f(t) = [f_a^T, f_u^T, f_c^T, f_y^T]$. As matrizes L_1, L_2 e L_3 são chamadas de matrizes de entrada de faltas, elas registram quando alguma falta age sobre o sistema.

Neste trabalho, será considerado o modelo da figura 3.5, onde as faltas nos sensores, juntamente com os ruídos que possam atuar neles serão desconsiderados. Será considerada apenas uma falta aplicada à planta que poderá ser observada nos valores obtidos com o sinal de saída.

3.4 - GERAÇÃO DE RESÍDUOS VIA ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS.

Na maioria dos casos práticos, não se tem, em sua totalidade, o conhecimento dos parâmetros envolvidos na dinâmica do sistema, ou os parâmetros conhecidos não são exatos. Se a estrutura básica do sistema for conhecida, pode-se determinar estes parâmetros utilizando técnicas de identificação de sistemas através de medidas da entrada e da saída do sistema envolvido como foi apresentado no capítulo anterior.

Estas aproximações são baseadas na suposição de que as faltas são refletidas nos parâmetros físicos do sistema, onde a idéia básica consiste em identificar, com métodos de identificação paramétrica, o sistema atual e compará-lo à um modelo de referência de parâmetros. Esta discrepância indicará se ocorreu uma falta.

3.5 - MÉTODO DA EQUAÇÃO DE ERROS

Com os conhecimentos em identificação paramétrica de sistemas, pode-se representar um sistema SISO (*Single Input Single Output*), em tempo discreto, como sendo da forma:

$$y(t) = \Psi^T \theta \tag{3.11}$$

Onde a equação 3.12 corresponde ao vetor de parâmetros e a equação 3.13 a matriz de regressores.

$$\theta^T = [a_1 \dots a_n, b_1 \dots b_n] \tag{3.12}$$

$$\Psi^T = [y(t-1) \dots y(t-n) u(t-1) \dots u(t-n)] \tag{3.13}$$

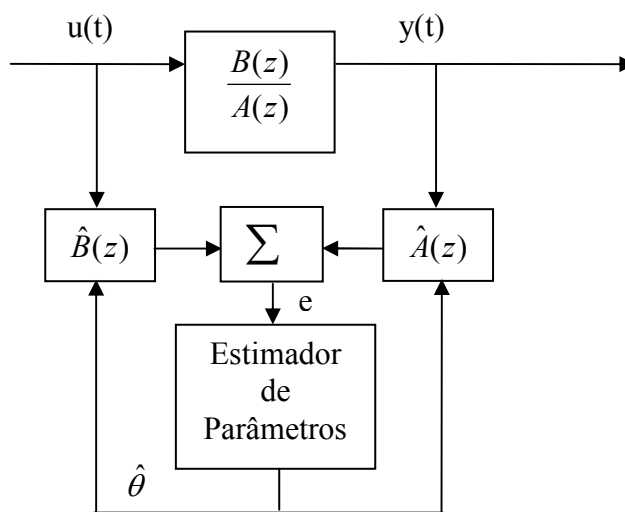


Figura 3.7 - Estimação de parâmetro com equação de erro.

De acordo com a figura 3.7 [1] para a estimação de parâmetros, a equação de erro é introduzida da seguinte forma:

$$e(t) = y(t) - \Psi^T \theta \tag{3.14}$$

Ou então:

$$\frac{y(t)}{u(t)} = \frac{B(z)}{A(z)} \quad (3.15)$$

Esta é a função de transferência do processo. A equação do erro *via* transformada Z é apresentada na equação 3.16.

$$e(t) = \hat{B}(z)u(t) - \hat{A}(z)y(t) \quad (3.16)$$

Os valores de $\hat{A}(z)$ e $\hat{B}(z)$ correspondem aos valores estimados de A e B. Utilizando o estimador de Mínimos Quadrados pode-se descrever as equações 3.17 e 3.18.

$$\hat{\theta} = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T y \quad (3.17)$$

$$\begin{cases} J(\theta) = \sum_t e^2(t) = e^T e \\ \frac{dJ(\theta)}{d\theta} = 0 \end{cases} \quad (3.18)$$

3.6 - DETECÇÃO DE FALTAS COM EQUAÇÕES DE PARIDADE.

A idéia básica da aproximação de relações de paridade é prover uma verificação formal da paridade (consistência) das medidas adquiridas do sistema monitorado.

Um método de detecção de falta é levar um modelo $G_M(z) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)}$ e rodar em

paralelo com o processo descrito por $G_P(z) = \frac{B(z)}{A(z)}$, formando assim um vetor de erro

$r(z)$ mostrado na equação 3.19 [1].

$$r(z) = \left(\frac{B(z)}{A(z)} - \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)} \right) u(z) \quad (3.19)$$

A metodologia aqui descrita é representada na figura 3.8, onde se observa a geração dos resíduos através de uma comparação dos sinais de saída do modelo estimado do sistema e o sistema real.

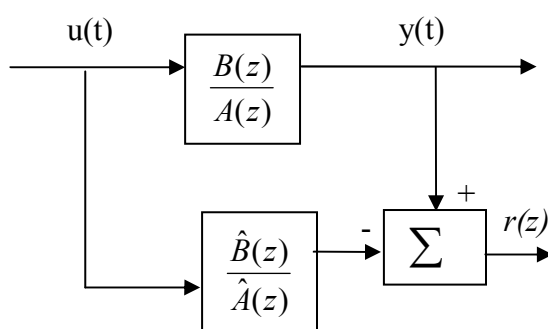


Figura 3.8 – Método da Equação de Paridade (Erro de Saída)

Tendo como referência a figura 3.4, se $G_M(z) = G_P(z)$, ou seja, $\frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)} = \frac{B(z)}{A(z)}$ e

considerando as faltas $f_u(z)$ e $f_y(z)$ na entrada e na saída do sistema respectivamente, o erro $r(z)$ pode ser descrito como na equação 3.20 [1].

$$r(z) = \frac{B(z)}{A(z)} f_u(z) + f_y(z) \quad (3.20)$$

Pode-se, também, abordar uma outra possibilidade diferente da apresentada na figura 3.8 que utiliza os sinais de saída para obtenção do sinal de erro. A figura 3.9 apresenta um modelo que utiliza os parâmetros dos polinômios estimados $\hat{A}(z)$ e $\hat{B}(z)$ para gerar um erro polinomial.

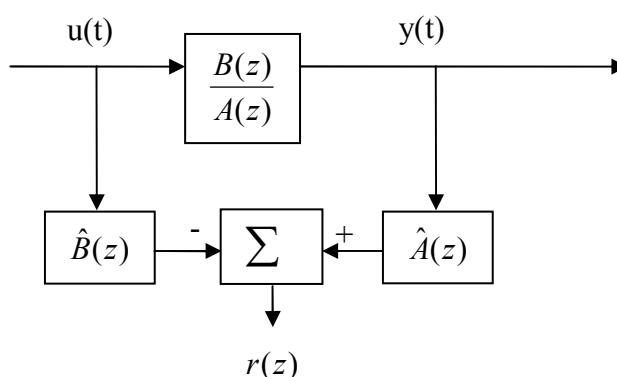


Figura 3.9 - Método da Equação de Paridade (Equação de Erro)

Para o caso descrito na figura 3.9 demonstra-se que o mesmo pode ser modelado como na equação 3.21. Observa-se, através da equação 3.21, que existe uma relação entre a falta e o sistema estimado, ou seja, técnicas inteligentes podem ser aplicadas aos polinômios estimados para obtenção de certas características da falta [1].

$$\begin{aligned} r(z) &= \hat{A}(z)y(z) - \hat{B}(z)u(z) \\ &= B(z)f_u(z) + A(z)f_y(z) \end{aligned} \quad (3.21)$$

Em ambos os casos, diferentes respostas no tempo são obtidas para uma entrada aditiva ou uma falta na saída.

3.7 - DETECÇÃO DE MUDANÇA E AVALIAÇÃO DE SINTOMA

Quando o estágio de geração residual acontecer, o segundo passo requer um exame dos sintomas para determinar se qualquer falta ocorreu. Um processo de decisão pode consistir de um único teste com valores instantâneos de médias móveis dos resíduos. Por outro lado, por causa da presença de ruído, distúrbios e outros sinais desconhecidos atuando sobre o sistema monitorado, o processo de tomada de decisão pode explorar métodos estatísticos. Neste caso, as quantidades medidas e estimadas são normalmente representadas por variáveis estocásticas $r(t) = \{r_i(t)\}_i^q$, com valor médio e variância de acordo com as equações 3.22 e 3.23.

$$\bar{r}_i = E\{r_i(t)\} \quad (3.22)$$

$$\bar{\sigma}_i^2 = E\{[r_i(t) - \bar{r}_i]^2\} \quad (3.23)$$

Sintomas analíticos poderão, portanto, serem obtidos através das equações 3.24 e 3.25.

$$\Delta r_i = E\{r_i(t) - \bar{r}_i\} \quad (3.24)$$

$$\Delta \sigma_i = E\{\sigma_i(t) - \bar{\sigma}_i\} \quad (3.25)$$

A fim de separar o comportamento normal do faltoso, normalmente utiliza-se um limiar fixo Δr_{tol} definido como [1]:

$$\Delta r_{tol} = \varepsilon \bar{\sigma}_i \quad \varepsilon \geq 2 \quad (3.25)$$

Por uma escolha formal de ε , um compromisso tem que ser feito entre a detecção de faltas pequenas e falsos alarmes.

Outra classe de métodos pode ser explorada para detectar mudanças residuais devido às faltas. Pode-se, também, utilizar um limiar fuzzy ou adaptativo para melhorar a decisão binária. Um limiar fuzzy pode ser criado para diagnosticar a existência ou não da falta.

3.8 - LÓGICA FUZZY PARA GERAÇÃO RESIDUAL

A fim de alcançar uma técnica FDI confiável, uma boa solução consiste em uma integração apropriada de vários métodos que oferecem vantagens em diferentes procedimentos. Uma aproximação para diagnosticar faltas deveria explorar um conhecimento baseado no tratamento de todas as informações disponíveis. Esta aproximação pode ser executada por um método integrado de conhecimento baseado no diagnóstico de faltas.

A lógica fuzzy representa uma poderosa ferramenta para descrever fatos vagos e imprecisos, sendo ideal para aplicações onde informações completas sobre as faltas não estão disponíveis para o projetista.

3.9 – SISTEMAS FUZZY

Uma primeira definição de Sistemas Fuzzy consiste em um conjunto de regras SE-ENTÃO, baseado no conhecimento empírico de especialistas, onde as variáveis envolvidas são conjuntos fuzzy que nada mais são que variáveis submetidas a um grau de pertinência neste conjunto. Um sistema fuzzy utiliza essas variáveis atribuindo a cada uma delas 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. Após ter submetido as variáveis ao que se pode chamar de *máquina de inferência fuzzy* estas variáveis lingüísticas são novamente atribuídas a um conjunto fuzzy de saída.

Uma visão geral de um sistema fuzzy baseado em variáveis de entrada e saída que utilizem fuzzificadores e defuzzificadores, pode ser observada na figura 3.10.

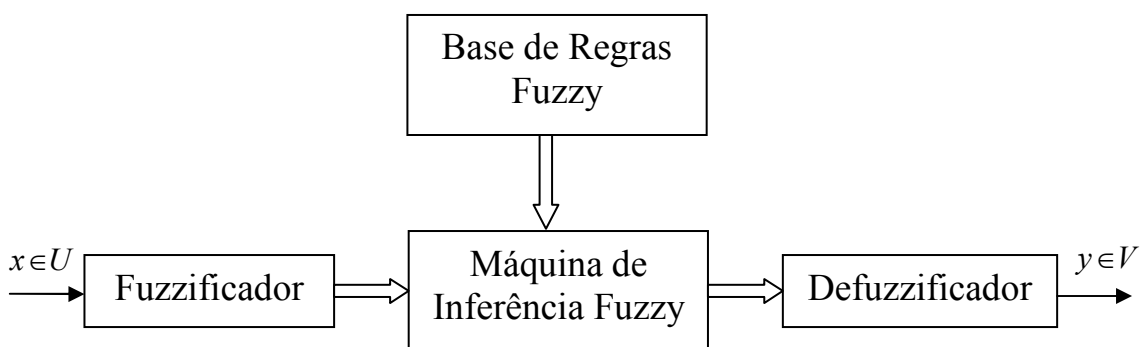


Figura 3.10 – Representação de um Sistema Fuzzy Geral.

3.10 – CONJUNTOS FUZZY

Um conjunto fuzzy $A \in U$ pode ser representado como um conjunto de pares ordenados de um elemento genérico (x) com os valores da função de pertinência (μ_A)

correspondentes a x [Wang, 1997]. A equação 3.26 apresenta a definição de um conjunto fuzzy geral.

$$A = \{(x, \mu_A(x) | x \in U\} \quad (3.26)$$

O conjunto fuzzy pode ser apresentado também como sendo a coleção de todos os pontos $x \in U$ relacionado à função de pertinência μ_A . Esta representação pode ser encontrada nas equações 3.27 e 3.28 para valores contínuos e discretos respectivamente. Na equação 3.27 o uso da integral significa a soma de todos os valores.

$$A = \int_U \mu_A(x) / x \, dx \quad (3.27)$$

$$A = \sum_U \mu_A(x) / x \quad (3.28)$$

3.11 – OPERAÇÕES EM CONJUNTOS FUZZY

Por se tratar de funções de pertinência, os conjuntos fuzzy precisam de algumas definições quanto a operações básicas entre conjuntos. A definição de algumas funções básicas à lógica de conjuntos torna-se importante nos estudos de sistemas fuzzy, visto que operações como “união”, “interseção” e “negação” não podem mais receber a mesma definição que aquelas dadas a conjuntos convencionais. Uma outra classe de definições também necessárias são as de alguns operadores lógicos como a função “e”, “ou” e a implicação “se-então”.

3.11.1 – NORMA-S

Para a definição de operações entre conjuntos fuzzy que signifiquem, tanto a “união” entre conjuntos, quanto o operador lógico “ou”, é que se pode aplicar a norma-s. Para a definição de uma função s é necessário que no mínimo os quatro axiomas a seguir sejam obedecidos:

- **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:** $s((a,b),c) = s(a,(b,c))$

Vários tipos de função podem obedecer a estas regras, porém neste trabalho está se utilizando a norma-s como o máximo das funções de pertinência, ou seja, a equação 3.29 apresenta a norma-s utilizada.

$$s[\mu_A, \mu_B] = \mu_{A \cup B} = \text{máx}[\mu_A, \mu_B] \quad (3.29)$$

3.11.2 – NORMA-T

A norma-t será usada para definir as operações de “interseção” e a função lógica “e”. Assim como na norma-s, a norma-t precisará obedecer aos axiomas descritos a seguir:

- **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 ser representada como sendo o mínimo entre as funções de pertinência conforme se pode observar na equação 3.30.

$$t[\mu_A, \mu_B] = \mu_{A \cap B} = \text{mín}[\mu_A, \mu_B] \quad (3.30)$$

Uma outra formatação relevante para a norma-t é a do produto algébrico que consiste na realização do produto entre os valores. A equação 3.31 apresenta esta configuração.

$$t[a, b] = ab \tag{3.31}$$

O operador de negação é definido como o complemento da função de pertinência do conjunto que se nega. A equação 3.32 apresenta um conjunto destes.

$$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A \tag{3.32}$$

3.11.3 – IMPLICAÇÃO DE MANDANI (SE-ENTÃO)

Sistemas Fuzzy utilizam regras (implicações) do tipo se-então para compor sua base de regras, onde estas implicações tem por função o relacionamento entre entrada e saída. A expressão “se p então q ” ($p \rightarrow q$) é definida através da tabela 3.1 que apresenta a tabela verdade para p que implica q

Tabela 3.1 – Tabela Verdade da Implicação

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

A expressão p que implica q também pode ser apresentada como na equação 3.33, onde \wedge representa o operador lógico “e”, \vee representa o operador lógico “ou” e \bar{p} representa a negação de p .

$$p \rightarrow q \leftrightarrow (p \wedge q) \vee \bar{p} \tag{3.33}$$

Esta solução para a implicação $p \rightarrow q$ está adequada apenas para conjuntos convencionais, onde a tabela 3.1 pode abranger todos os casos possíveis para a resposta. No caso dos conjuntos fuzzy a implicação apenas significará uma solução restrita, onde se faz necessário a aplicação de outras regras que descrevam de uma forma mais abrangente o resultado da implicação. Para conjuntos fuzzy, pode-se escrever a implicação como sendo da forma:

$$p \rightarrow q \leftrightarrow p \wedge q \quad (3.34)$$

Esta aproximação significa que, para implicações do tipo se-então se pode considerar a implicação como sendo a norma-t de p e q . Nisto consiste a implicação de Mandani na norma-t entre as funções de pertinência dos conjuntos envolvidos. Este trabalho apenas utilizará a implicação de Mandani para o estudo de caso. A regra pode ser apresentada como na equação 3.35, onde $\mu_{FP1}(x)$ e $\mu_{FP2}(y)$ são as funções de pertinências das duas funções proposicionais (FP), $x \in U$ e $y \in V$ [4].

$$\mu_{Mandani} = \min[\mu_{FP1}(x), \mu_{FP2}(y)] \quad (3.35)$$

3.12 – FUZZIFICADORES

Fuzzificação é um mapeamento do domínio dos reais para o domínio fuzzy. A fuzzyficação de valores reais consiste em atribuir a estes valores um conjunto fuzzy que tenha uma variável lingüística relacionada a ele. Considerando, portanto, um valor $x^* \in U$ pode-se atribuir a ele um conjunto fuzzy de forma que este conjunto contenha x^* e este elemento seja o elemento de maior pertinência no conjunto.

Existem vários tipos de fuzzificadores, porém neste trabalho serão apresentados apenas os de maior relevância que são o fuzzificador Gaussiano e o fuzzificador triangular.

- **Fuzzificador Gaussiano:** O fuzzificador Gaussiano mapeia $x^* \in U$ em um conjunto A' em U o qual se atribui uma função de pertinência da forma:

$$\mu_{A'}(x) = e^{-\left(\frac{x_1 - x_1^*}{a_1}\right)^2} * \dots * e^{-\left(\frac{x_n - x_n^*}{a_n}\right)^2} \quad (3.36)$$

- **Fuzzificador Triangular:** O fuzzificador Triangular também mapeia $x^* \in U$ em um conjunto A' em U o qual se atribui uma função de pertinência da forma:

$$\mu_{A'}(x) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|x_1 - x_1^*|}{b_1}\right) * \dots * \left(1 - \frac{|x_n - x_n^*|}{b_n}\right); & x = |x_i - x_i^*| \leq b_i \\ 0; & x = |x_i - x_i^*| > b_i \end{cases} \quad (3.37)$$

3.13 – DEFUZZIFICADORES

Na defuzzificação, o valor da variável lingüística de saída inferida pelas regras fuzzy será traduzido num valor discreto. O objetivo é obter-se um único valor discreto que melhor represente os valores fuzzy inferidos da variável lingüística de saída, ou seja, a distribuição de possibilidades.

O método de defuzzificação adotado neste trabalho é o do Centro dos Máximos (C-O-M). Neste método a saída discreta é calculada como uma media ponderada dos máximos, cujos pesos são os resultados da inferência. O cálculo do valor defuzzificado é realizado através da equação 3.38, onde $\mu_{o,k}(u_i)$ indicam os pontos em que ocorrem os máximos das funções de pertinência de saída [4].

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \cdot \sum_{k=1}^n \mu_{o,k}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \mu_{o,k}(u_i)} \quad (3.38)$$

3.14 – BASE DE REGRAS E MÁQUINA DE INFERÊNCIA FUZZY

A Base de Regras Fuzzy consiste em um conjunto de regras se-então definidos pelo conhecimento empírico de especialistas que tem como objetivo relacionar as

variáveis lingüísticas de entrada e saída. A Base de Regras é formada para abranger todas as prováveis combinações entre as variáveis lingüísticas de entrada e de saída, isto se a regra criada tiver relevância operacional.

A máquina de inferência tem como função agregar valores às regras que compõem a base de regras. Na máquina de inferência fuzzy, os princípios da lógica fuzzy são usados para combinar as regras SE – ENTÃO em uma base de regras fuzzy para o mapeamento de um conjunto fuzzy A^l em U para um conjunto fuzzy B^l em V .

3.14.1 – INFERÊNCIA BASEADA EM REGRAS INDIVIDUAIS

Na Inferência Baseada em Regras Individuais cada regra da base de regras fuzzy determina um conjunto fuzzy de saída e a saída completa da máquina de inferência consiste na combinação das M regras individuais. [Wang, 1997]. Esta combinação pode ser uma “união” ou uma “interseção” dos conjuntos fuzzy.

Para obtenção deste tipo de inferência consideram-se as seguintes etapas:

- **1ª Etapa:** Determinar as funções de pertinência para as M regras de acordo com a equação 3.39. Onde $l=1,2...M$.

$$\mu_{A_1^l x_1 \dots x_n} = t[\mu_{A_1^l}, \dots, \mu_{A_n^l}] \quad (3.39)$$

- **2ª Etapa:** Realizar a implicação onde $A_1^l \times \dots \times A_n^l$ corresponde a função proposicional 1 (FP1) e B^l a função proposicional 2 (FP2) para obter a função de pertinência da regra $\mu_{Ru^l}(x_1, \dots, x_n)$.
- **3ª Etapa:** Determinar a função de pertinência para B^l em V tendo os conjuntos de entrada A^l em U para cada regra Ru^l conforme a equação 3.40:

$$\mu_{B^l}(y) = \sup_{x \in U} t[\mu_{A^l}(x), \mu_{Ru^l}(x, y)] \quad (3.40)$$

- **4ª Etapa:** Combinar os conjuntos B_1^l, \dots, B_M^l utilizando a “união” ou a “interseção” dos mesmos onde, estas operações, correspondem as normas s e t respectivamente.

3.14.2 – MÁQUINA DE INFERÊNCIA PRODUTO

Na Máquina de Inferência Produto, são usadas a Inferência Baseada em Regras Individuais tendo como operador de combinação a norma- s para a “união”, a implicação de Mamdani, o produto algébrico para todos os operadores normas- t e o máximo valor para todos os operadores normas- s . Com isso, obtém-se a Máquina de Inferência Produto descrita pela equação 3.41.

$$\mu_{B^l}(y) = \max_{t=1}^M \left[\sup_{x \in U} \left(\mu_{A^l}(x) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \mu_{B^l}(y) \right) \right] \quad (3.41)$$

3.15 – CONCLUSÃO

Neste capítulo foram apresentados Métodos de Diagnóstico de Falta que utilizam Sistemas Fuzzy para avaliação dos resíduos e descrição da falta. Sistemas FDI baseiam-se na identificação de sistemas para a detecção da falta, detecção esta que depende dos modelos utilizados tanto no tratamento dos dados, quanto na identificação do sistema.

Observou-se que utilizando Modelos Paramétricos para detecção de faltas, pode-se correlacionar os valores dos parâmetros do sistema identificado, com as faltas atuando na planta. Um modelo geral para faltas atuando no sistema foi demonstrado na intenção de que a falta em questão neste trabalho fosse abordada no equacionamento apresentado.

Após a obtenção dos parâmetros de resíduo, é necessário a utilização de um sistema que avalie este resíduo mediante a falta aplicada, uma sugestão para tal sistema de avaliação são os Sistemas Fuzzy. Os Sistemas Fuzzy foram assim selecionados para uso na avaliação residual por apresentarem vantagens quando aplicados a sistemas onde não se tem um conhecimento preciso dos parâmetros sistema. Neste caso, como a

atuação da falta ainda é uma incógnita quanto à reação dos parâmetros identificados, os Sistemas Fuzzy surgem como melhor sugestão para a avaliação da falta.

Um estudo mais aprofundado sobre a falta, bem como, uma apresentação de equações que descrevem o comportamento das máquinas síncronas, serão apresentados no capítulo seguinte.

CAPÍTULO IV

MÁQUINAS SÍNCRONAS E DESCRIÇÃO DA FALTA

4.1 – INTRODUÇÃO

Um diagnóstico de falta, para que seja eficaz, necessita de um vasto conhecimento a respeito da natureza física da falta em questão. O isolamento das faltas acontece quando se reconhecem os sintomas que alteram o funcionamento normal do equipamento e, tendo reconhecido tais sintomas, uma série de medidas poderão ser tomadas para que estes sejam relacionados a um tipo de falta que possa estar atuando na máquina.

Usinas hidrelétricas utilizam, comumente, máquinas síncronas de pólos salientes para atuação como geradores. Estas máquinas são escolhidas, pois são as que melhor se adaptam aos níveis de velocidade rotórica impostos aos geradores hidráulicos.

Sabendo-se, portanto, desta relevância das máquinas síncronas, no que diz respeito à geração de energia elétrica via geradores hidráulicos, faz-se necessário um modelo matemático do funcionamento da mesma, onde sejam descritos de forma detalhada as equações dos enrolamentos de campo e do estator, mostrando o comportamento dos fluxos magnéticos, tensões e correntes, com o objetivo de conhecer as reações do sistema à falta que será aplicada.

Neste capítulo, será apresentada uma modelagem matemática para máquinas síncronas utilizando a transformação de Park [5], bem como o estudo físico de uma falta correspondente a um curto-circuito no enrolamento de campo do gerador, seu modelo matemático e suas influências nos parâmetros obtidos pelo modelo matemático.

4.2 – DESCRIÇÃO FÍSICA DAS MÁQUINAS SÍNCRONAS

Em uma máquina síncrona, um campo girante provocado pela circulação de uma corrente contínua no enrolamento de campo do rotor, induz tensão alternada trifásica no estator[5]. Em condições de regime permanente, as frequências angulares elétricas do rotor e do estator se igualam a velocidade síncrona ($\omega_s = \omega_r = \omega_0$).

O rotor do gerador síncrono, estando mecanicamente acoplado a uma máquina motriz, gira a uma velocidade síncrona nominal correspondente à equação 4.1.

$$\omega = \frac{120f}{p} \quad (4.1)$$

Onde f é a frequência e p é o número de pólos.

Essa corrente de campo produz uma distribuição senoidal de fluxo magnético estático em relação ao próprio rotor.

Esta onda de f_{mm} (força magneto-motriz), que gira com velocidade $\omega_s = \frac{120f}{p}$, varre os condutores da armadura, cujas bobinas, estão deslocadas de 120° elétricos no espaço.

Quando uma carga trifásica é conectada à armadura do gerador síncrono, uma corrente trifásica circulará pela armadura e um campo girante é criado. Este campo girante tem uma ação de frenagem sobre o rotor e a máquina motriz deve igualá-la para manter o rotor em movimento com velocidade constante.

4.3 - ASPECTOS DO CIRCUITO EQUIVALENTE

A figura 4.1 apresenta-se como o circuito equivalente que representa o comportamento de uma máquina síncrona em regime permanente.

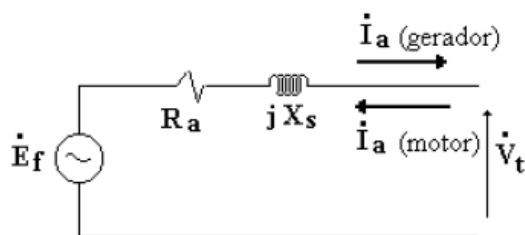


Figura 4.1 – Circuito Equivalente da Máquina Síncrona

A tensão terminal da máquina síncrona tem seu funcionamento descrito na equação 4.2.

$$\dot{E}_f = \dot{V}_t + R_a \dot{I}_a + jX_s \dot{I}_a \quad (4.2)$$

As máquinas de pólos salientes possuem reatância síncrona distinta para os eixos direto e em quadratura, X_d e X_q respectivamente. Decompondo-se, então, a reatância síncrona nas duas componentes, a equação de tensão pode ser descrita da forma:

$$\dot{V}_t = \dot{E}_f + R_a \dot{I}_a + jX_d \dot{I}_d + jX_q \dot{I}_q \quad (4.3)$$

$$\dot{E}_f = \dot{V}_t + R_a \dot{I}_a + jX_d \dot{I}_d + jX_q \dot{I}_q \quad (4.4)$$

A figura 4.2 mostra o diagrama fasorial da máquina síncrona funcionando como gerador. Onde se pode encontrar os ângulos de carga (δ) e de fase (φ).

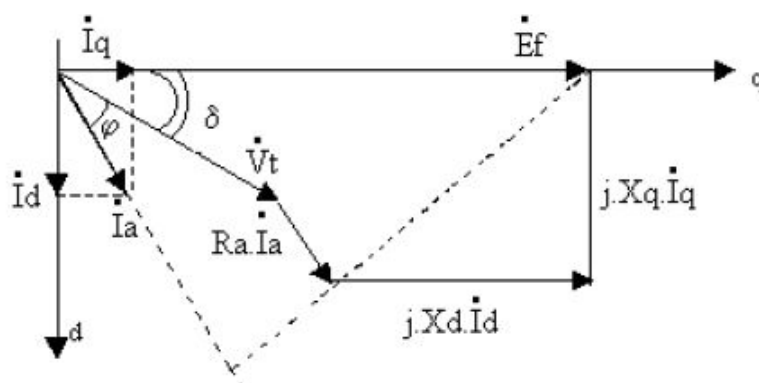


Figura 4.2 – Diagrama Fasorial da Máquina Síncrona Funcionando como Gerador

4.4 - MODELAGEM MATEMÁTICA

Um método utilizado para o estudo de máquinas síncronas é o de utilizar um circuito elétrico a parâmetros concentrados. Um dos modelos mais difundidos advém da Teoria de Park, na qual as grandezas trifásicas do estator são transformadas e transferidas a um novo sistema de referências, ortogonal e fixo ao rotor, conhecido como eixos D e Q (Direto e Quadratura).

Assim, para uma máquina com dois enrolamentos amortecedores, um no eixo D e outro no eixo Q, tem-se a representação mostrada na figura 4.3.

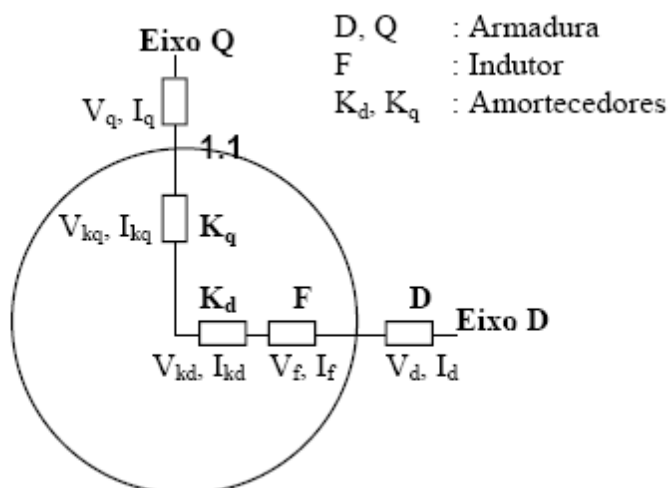


Figura 4.3 – Circuito em parâmetros Concentrados nos eixos D e Q

Com essa referência, as equações de tensão são dadas pelas equações 4.5, 4.6 e 4.7 que correspondem às tensões no eixo direto, no eixo em quadratura e tensão de campo respectivamente.

$$V_d = -\frac{d\phi_d}{dt} - \phi_q \omega_r - R_a I_d \quad (4.5)$$

$$V_q = -\frac{d\phi_q}{dt} - \phi_d \omega_r - R_a I_q \quad (4.6)$$

$$V_f = R_f I_f + \frac{d\phi_f}{dt} \quad (4.7)$$

$$0 = R_{kd} I_{kd} + \frac{d\phi_{kd}}{dt} \quad (4.8)$$

$$0 = R_{kq} I_{kq} + \frac{d\phi_{kq}}{dt} \quad (4.9)$$

$$\begin{bmatrix} \phi_d \\ \phi_f \\ \phi_{kd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_d & M_{af} & M_{akd} \\ \frac{3}{2} M_{af} & L_f & M_{fkd} \\ \frac{3}{2} M_{akd} & M_{fkd} & L_{kd} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_d \\ I_f \\ I_{kd} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$\begin{bmatrix} \phi_q \\ \phi_{kd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_d & M_{akq} \\ \frac{3}{2}M_{akq} & L_{kq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_q \\ I_{kq} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

As equações 4.10 e 4.11 correspondem às equações de fluxo magnético onde L é a indutância própria, M a indutância mútua, ϕ o fluxo, r a resistência e a ϖ , velocidade angular do rotor.

4.5 - CONSTANTES DE TEMPO

Com os circuitos do estator estando em aberto, pode-se considerar a tensão do campo sendo $v_F = V_F u(t)$, onde as equações das tensões são descritas pelas equações 4.12 e 4.13.

$$R_F I_F + \dot{\lambda}_F = V_F u(t) \quad (4.12)$$

$$R_D I_D + \dot{\lambda}_D = 0 \quad (4.13)$$

Os enlaces do fluxo são dados pelas equações 4.14 e 4.15, onde $i_d = 0$.

$$\lambda_D = L_D I_D + M_R I_F \quad (4.14)$$

$$\lambda_F = L_F I_F + M_R I_D \quad (4.15)$$

No instante de tempo $t = 0^+$ e assumindo $\lambda_D = 0$ pode-se concluir a equação 4.16.

$$I_F = -(L_D / M_R) I_D \quad (4.16)$$

Substituindo para os enlaces de fluxo nas equações 4.13, 4.14 e 4.15 defini-se as equações 4.17 e 4.18.

$$V_F / L_F = (R_F / L_F) I_F + \dot{I}_F + (M_R / L_F) \dot{I}_D \quad (4.17)$$

$$0 = (R_D / M_R) I_D + \dot{I}_F + (L_D / M_R) \dot{I}_D \quad (4.18)$$

Através de algumas manipulações algébricas [6], pode-se escrever a equação 4.19 como sendo:

$$\dot{I}_D + \frac{R_D L_F + R_F L_D}{L_F L_D - M^2_R} I_D = -V_F \frac{M_R}{L_F L_D - M^2_R} \quad (4.19)$$

Usualmente, em p.u. (por unidade), $R_D \gg R_F$, enquanto que L_D e L_F têm magnitude semelhante. Conseqüentemente poderá se fazer as seguintes aproximações descritas na equação 4.20.

$$\dot{I}_D + \frac{R_D}{L_D - M^2_R / L_F} I_D = -V_F \frac{M_R / L_F}{L_D - M^2_R / L_F} \quad (4.20)$$

A equação 4.12 mostra que i_D decai com uma constante de tempo conforme mostra a equação 4.21. Esta é a constante de tempo subtransitória de circuito aberto do eixo d .

$$\tau''_{d0} = \frac{L_D - M^2_R / L_F}{R_D} \quad (4.21)$$

Após a queda da corrente do subtransitório, mostra-se que a corrente de campo é afetada somente pelos parâmetros do circuito do campo, como mostra a equação 4.22.

$$R_F I_F + L_F \dot{I}_F = V_F u(t) \quad (4.22)$$

A constante de tempo desse transitório é a constante de tempo transitório de circuito aberto do eixo d τ'_{d0} (equação 4.23). Esta constante de tempo está intimamente ligada ao enrolamento de campo, onde na seção 4.6 se fará um estudo sobre a atuação de faltas neste enrolamento.

$$\tau'_{d0} = L_F / R_F \quad (4.23)$$

Curto-circuitando o estator, as correspondentes constantes de tempo do eixo d são dadas pelas equações 4.24 e 4.25.

$$\tau''_d = \tau'_{d0} L'_d / \dot{L}'_d \quad (4.24)$$

$$\tau'_d = \tau'_{d0} L'_d / L_d \quad (4.25)$$

Uma análise similar do transitório dos circuitos do eixo q de uma máquina de pólos salientes mostra que as constantes de tempo são dadas pelas equações 4.26 e 4.27.

$$\tau''_{q0} = L_Q / R_Q \quad (4.26)$$

$$\tau''_q = \tau''_{q0} L'_q / L_q \quad (4.27)$$

Outra constante de tempo é associada com a taxa de mudança da corrente direta no estator ou com a envoltória das correntes alternadas no enrolamento de campo, quando a máquina é submetida a um curto-circuito trifásico. Essa constante de tempo é τ_a e é dada pelas equação 4.28.

$$\tau_a = (L'_d + L_q) / 2R \quad (4.28)$$

4.6 - DESCRIÇÃO DA FALTA

Como foi mencionado anteriormente, o enrolamento de campo está intimamente relacionado á constante de tempo transitória de circuito aberto no eixo d (τ'_{d0}). Esta constante de tempo será diretamente proporcional ao número de espiras (N) do enrolamento de campo, visto que a equação 4.29, mostrando a variação da indutância do

circuito de campo em função de N , será dividida pela equação 4.30, que mostra a resistência elétrica do enrolamento de campo em função de N , resultando em uma equação para τ'_{d0} , onde a mesma será diretamente proporcional ao número de espiras do enrolamento de campo.

$$L = N \frac{\phi}{i}; \phi = NiP \quad (4.29)$$

$$R = \frac{\rho l}{A}; l = 2N\pi r; A = \pi r^2 \quad (4.30)$$

A falta que será estudada neste trabalho consiste em um curto-circuito nas espiras de campo. O percentual das espiras curto-circuitadas será proporcional à porcentagem reduzida no valor nominal de τ'_{d0} , ou seja, se existir uma falta correspondente a 10% das espiras curto-circuitadas, isso implicará dizer que apenas 90% do valor nominal de τ'_{d0} será usado.

Este método de inserção da falta foi utilizado para simular uma falta em um gerador síncrono, onde a falta nada mais significa que a redução de τ'_{d0} .

4.7 – CONCLUSÃO

Neste capítulo, introduziu-se o modelo matemático para máquinas síncronas utilizando a transformação de Park e, tendo este modelo, se analisou uma provável falta que consistiu em um curto-circuito no enrolamento de campo do gerador. Observou-se, também, que esta falta está intimamente ligada à constante de tempo transitório em circuito aberto do eixo direto τ'_{d0} .

No capítulo 5, será feito um estudo de caso à respeito do uso de técnicas de detecção de faltas em um gerador síncrono cujo enrolamento de campo está com um percentual de suas bobinas de campo curto-circuitadas. Serão demonstrados desde a identificação dos sintomas até o diagnóstico da intensidade da falta.

CAPÍTULO V

ESTUDO DE CASO

5.1 – INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão utilizados os conhecimentos apresentados nos capítulos anteriores no objetivo de projetar um sistema de diagnóstico de falta em um gerador síncrono usando identificação paramétrica e avaliação de resíduos através de sistema fuzzy.

Uma visão geral deste sistema consiste em, primeiramente, se fazer uma estimação paramétrica de um modelo para o gerador síncrono no estado livre de falta, esta identificação servirá de referência para os demais experimentos. Após o conhecimento dos parâmetros livres de falta, se fará outras estimações aplicando uma falta nos enrolamentos de campo do gerador onde a intensidade da falta é variada.

Tendo obtido os parâmetros que identifiquem a falta, um sistema fuzzy será proposto como avaliador de resíduos com objetivo de identificar a falta e classificá-la quanto à intensidade.

Vale ressaltar que as propostas aqui apresentadas são utilizadas apenas para um melhor conhecimento do sistema, ou seja, apenas com fins de simulação é que foi implementado este sistema de diagnóstico de falta, não havendo, portanto, estudos para implementação em tempo real.

5.2 – DESCRIÇÃO DO SISTEMA DE GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

O sistema que será utilizado consiste em um gerador síncrono atuando em uma hidrelétrica, onde ele (gerador) está ligado a um conjunto de cargas que simulam um barramento infinito. O gerador síncrono é do tipo *pólos salientes*, tem potência nominal equivalente a 350MVA, frequência de operação de 60 Hz e tensão terminal 13,8 kV. Os controladores de nível de tensão e do valor da frequência estão sendo desconsiderados.

O gerador está operando em regime permanente com valores p.u. (por unidade) para potência mecânica e tensão de campo de 0,801885 e 1,29161 respectivamente.

A figura 5.1 apresenta o diagrama unifilar do sistema composto pelo gerador e pelas cargas onde estas, correspondem a duas cargas locais, uma com potência nominal

de 1MW e tensão de operação de 13,8kV, e outra com tensão de operação de 500kV e potência nominal de 10MW. Pode-se observar também um transformador elevador (13,8kV/500kV) de 350MVA de potência nominal e um equivalente do sistema externo (500kV).

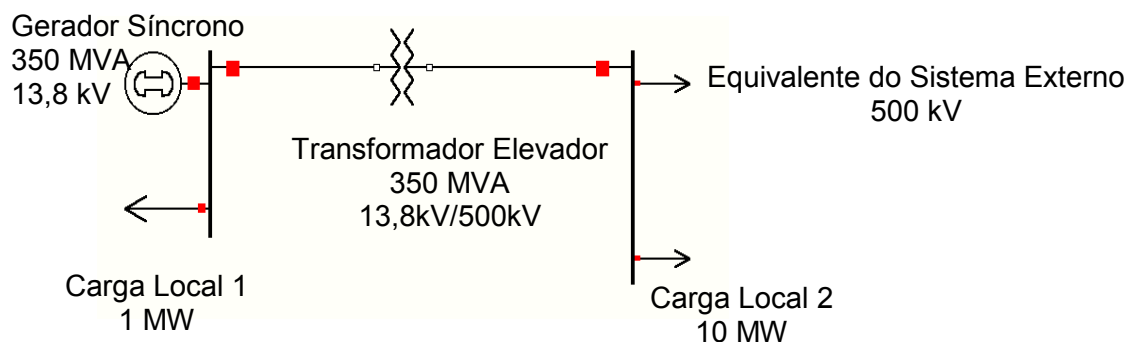


Figura 5.1 – Sistema de Geração de Energia Elétrica

A figura 5.2 detalha o gerador síncrono onde as entradas são os valores p.u da potência mecânica e da tensão de campo do gerador.

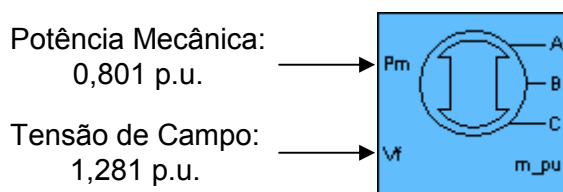


Figura 5.2 – Entradas do Gerador

Existem outros parâmetros relevantes, inerentes ao gerador síncrono, que estão sendo apresentados na tabela 5.1 onde, X_d e X_q são as reatâncias no eixo direto e no eixo em quadratura respectivamente, X_d' é a reatância transitória no eixo direto, X_d'' e X_q'' são as reatâncias sub-transitórias nos eixos direto e em quadratura respectivamente, T_{d0}' e T_{d0}'' são as constantes de tempo transitória e sub-transitória de circuito aberto no eixo d , T_{q0}'' é a constante de tempo sub-transitória de circuito aberto no eixo q , R_s é a resistência elétrica no estator e p é o número de par de pólos.

Tabela 5.1 – Tabela de Valores do Gerador

X_d	1 p.u.
X_d'	0,3 p.u.
X_d''	0,18 p.u.
X_q	0,7 p.u.
X_q''	0,22 p.u.
T_{d0}'	5 s
T_{d0}''	0,1 s
T_{q0}''	0,21 s
R_s	$2,94 \times 10^{-3}$ p.u.
p	44

Vale ressaltar que estes valores para o gerador correspondem à operação sem a falta. Tendo em vista que uma falta incidirá no gerador, esta alterará alguns destes parâmetros mudando, portanto, a configuração desta tabela. Um exemplo desta alteração pode ser observada quando a falta descrita no Capítulo IV for aplicada uma vez que o parâmetro T_{d0}' será alterado.

5.3 – ESTIMAÇÃO DO MODELO PARA SISTEMA SEM FALTA

Primeiramente considera-se que para a estimação dos parâmetros do gerador ter relevante consistência, será preciso, além de definir quais variáveis de entrada e saída são as mais pertinentes para o estudo, também considerar que um Sinal Binário Pseudo-Aleatório precisará ser adicionado ao sinal de entrada para que se possa excitar a maior quantidade de modos do sistema.

A tensão de campo (V_f) será considerada a variável de entrada do sistema, visto que, com esta entrada para as estimações, torna-se mais viável o uso do Sinal Binário Pseudo-Aleatório. A variável de saída será a potência elétrica (P_e) pelo fato de ser uma

variável de sentido físico mais abrangente, possibilitando, assim, análises futuras de outros tipos de falta tendo o mesmo par de entrada e saída para diagnóstico.

O SBPA utilizado foi apresentado no capítulo II, onde este, tendo 07 (sete) bits (integradores) utiliza frequências de corte mínima e máxima correspondentes a 0,79 Hz e 44 Hz. O gerador SBPA pode ser observado na figura 2.2 e para melhor observação é apresentada na figura 5.3.

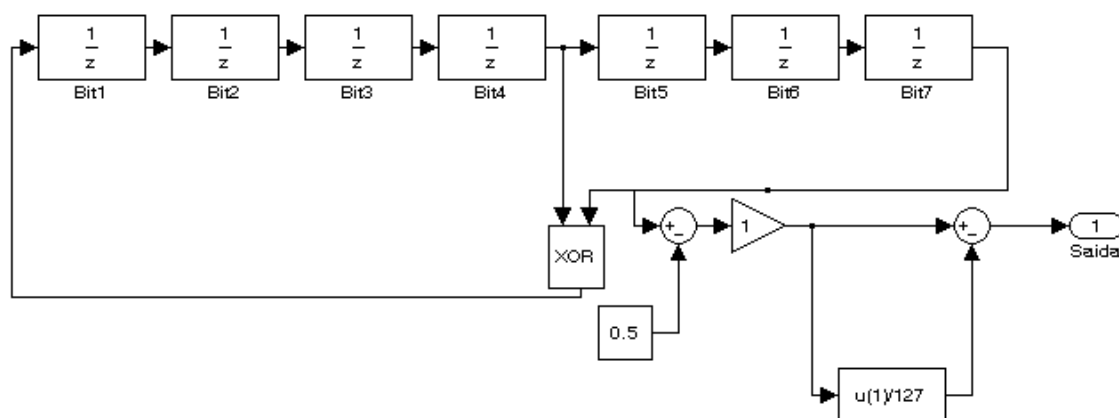


Figura 5.3 – Gerador SBPA

O sinal SBPA somado à tensão de campo pode ser observado na figura 5.4, onde vale ressaltar que a amplitude do sinal é de 0,5 p.u. e, pelo fato do mesmo estar adicionado à tensão de campo, que é uma constante, poderá se identificar no sinal um ganho *off-set* de aproximadamente 1,3 p.u.

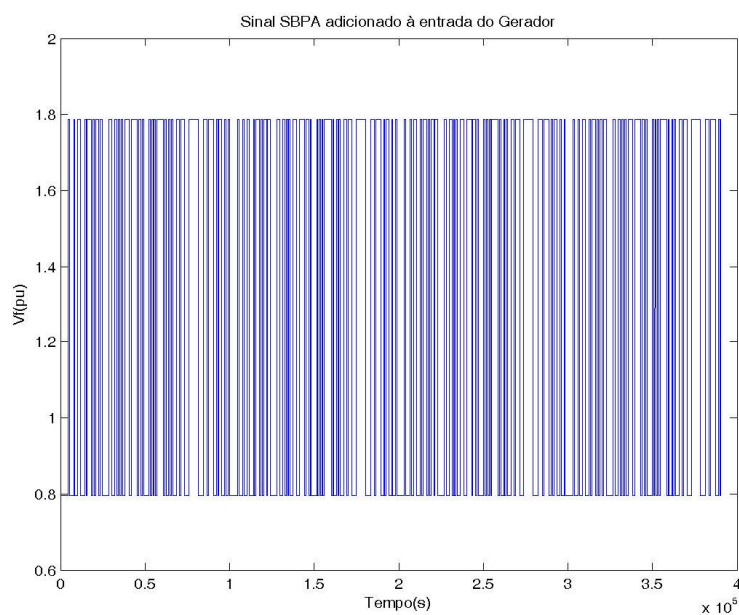


Figura 5.4 – Sinal SBPA Adicionado à Entrada do Sistema.

5.3.1 – DETERMINAÇÃO DA ORDEM DO MODELO

O modelo utilizado para a identificação do gerador será o *ARX* com estimador de *Mínimos Quadrados*. O *Critério de Informação de Akaike* foi utilizado para determinação da ordem do sistema, pois, além de apresentar bons resultados quanto ao erro de estimação, teve um número mínimo de cancelamento de pólos e zeros. A figura 5.5 apresenta a aplicação deste método.

Tendo em vista, portanto, a aplicação deste método e observando que o mesmo converge para um número total de parâmetros equivalente a 40 (quarenta), pode-se concluir que o modelo *ARX* de 20º ordem é capaz de descrever a dinâmica do sistema de forma satisfatória. Este modelo terá o polinômio $A(q)$ de 20º ordem, bem como o polinômio $B(q)$. Será considerado também o polinômio $C(q)$ de 5º ordem.

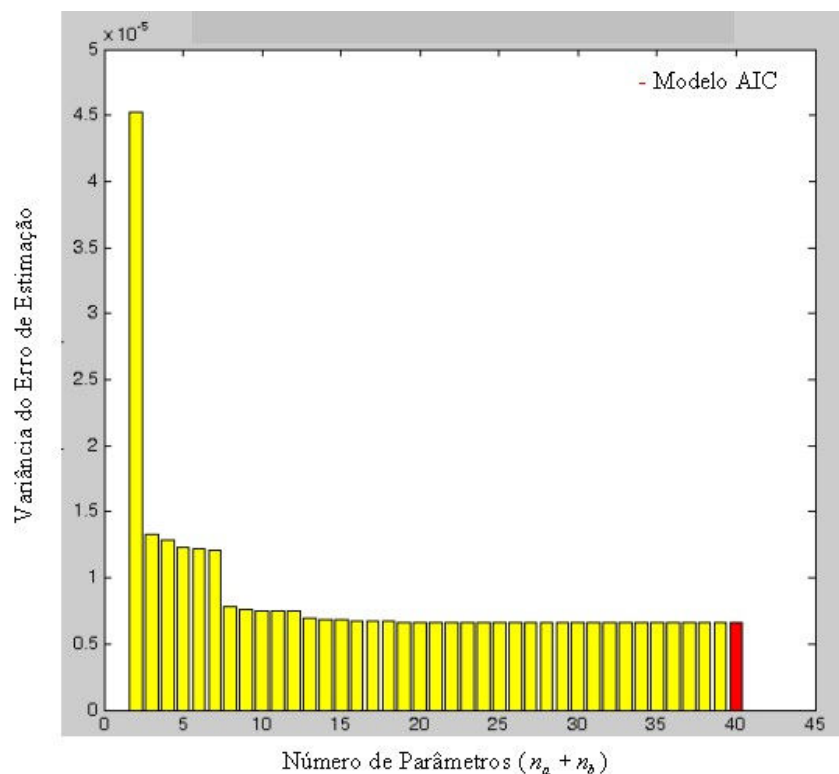


Figura 5.5 – Determinação da Ordem pelo Método *AIC*

O intervalo de amostragem utilizado foi de 10 ms (mili-segundos) valor este que, por ser maior que a frequência de *Nyquist* (dobro da frequência de corte superior do SBPA) e por não adicionar sinais ruidosos nos valores amostrados, apresenta resultados satisfatórios.

5.3.2 – DESCRIÇÃO DO MODELO LIVRE DE FALTAS

Uma vez utilizado o modelo definido anteriormente, pode-se observar que a validação do mesmo apresentou um erro de estimação pequeno onde o modelo estimado alcançou em 91,81% o valor do sinal de saída do sistema real. A figura 5.6 apresenta os sinais de saída do modelo real e do modelo estimado.

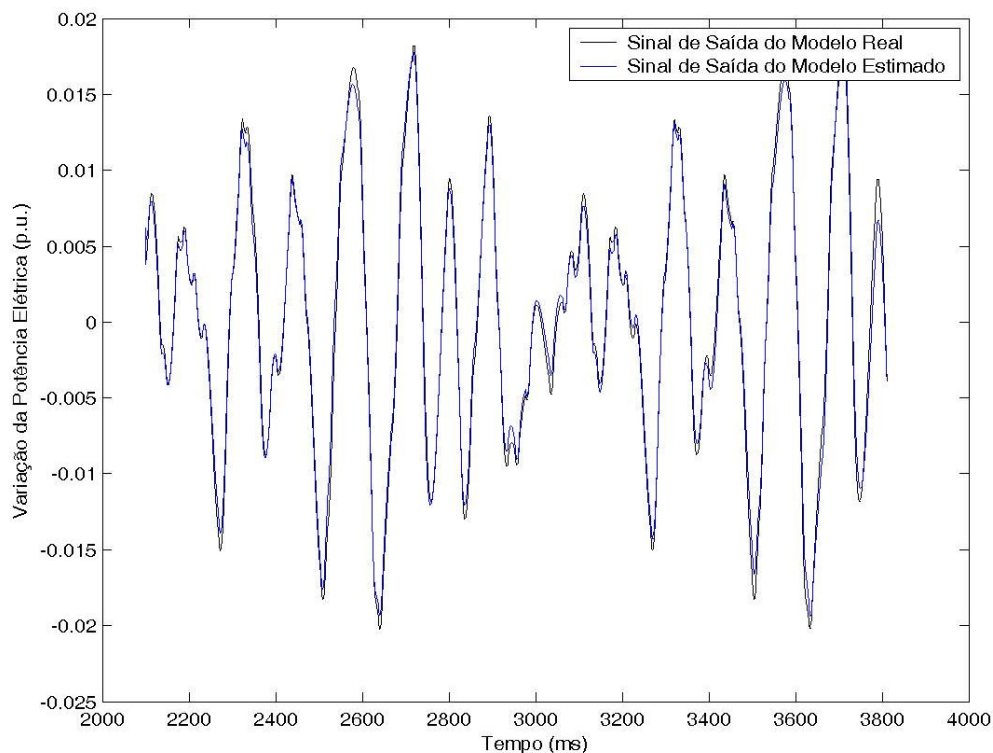


Figura 5.6 – Sinais de Saída dos Modelos Real e Estimado

A figura 5.7 apresenta os pólos e zeros do modelo estimado. Pode-se observar que, mesmo havendo uma grande quantidade de pólos e zeros, existe apenas um cancelamento entre pólos e zeros para garantir a estabilidade do sistema e nenhum pólo fora do círculo de raio unitário que venha caracterizar instabilidade no sistema.

Uma análise que se pode fazer do sistema estimado é com relação à resposta em frequência do mesmo. Esta análise possibilita um estudo da atuação de possíveis sinais ruidosos ou ainda qual tipo de resposta pode se ter com a atuação de determinada falta. A figura 5.8 apresenta a resposta em frequência do modelo estimado.

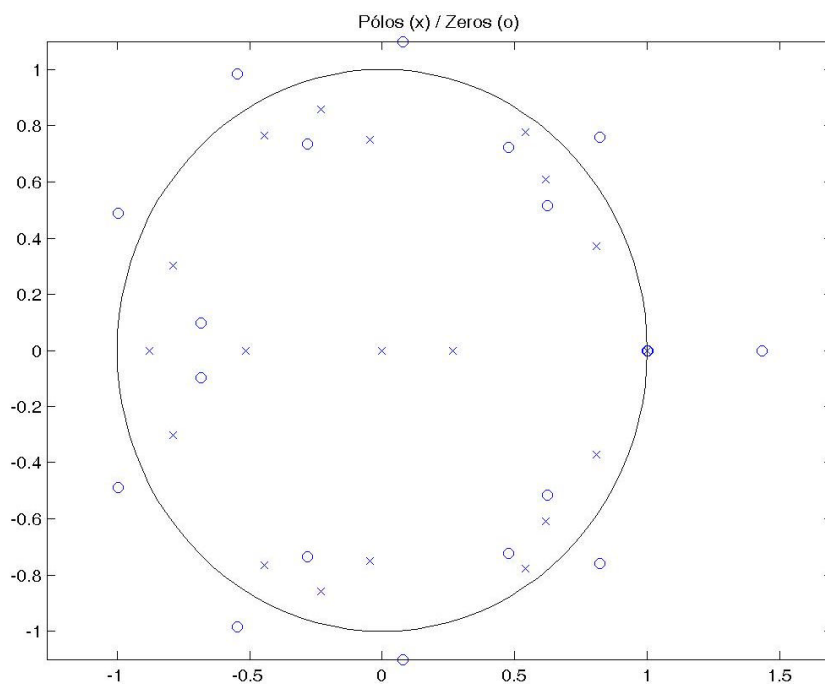


Figura 5.7 – Pólos e Zeros do Modelo Estimado

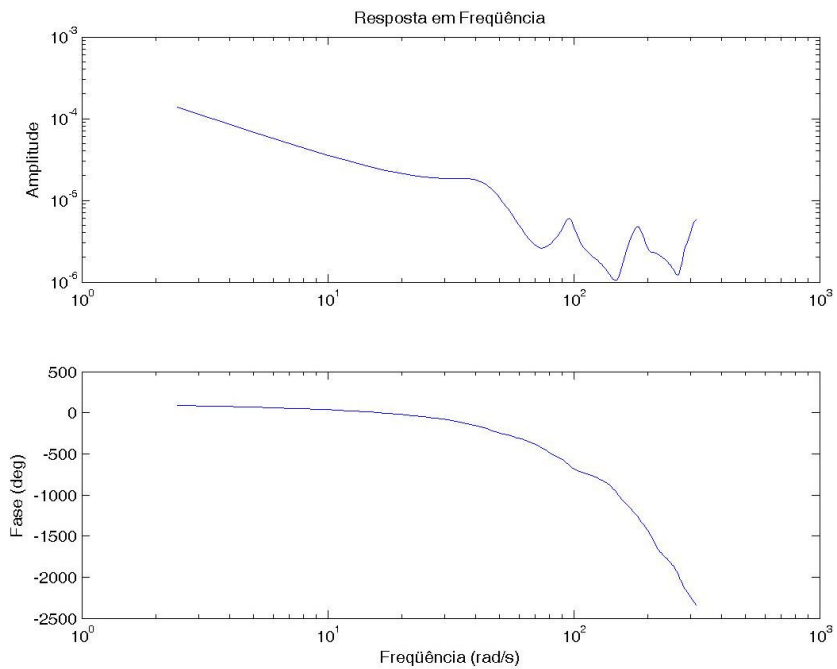


Figura 5.8 – Resposta em Frequência do Modelo Estimado

5.4 – APLICAÇÃO DA FALTA NO SISTEMA

Como foi apresentado no capítulo anterior, um curto-circuito no enrolamento de campo é representado por uma diminuição proporcional na constante de tempo T_{do} . Para fins de simulação a falta será aplicada no sistema da seguinte forma, o valor de T_{do} será alterado nas propriedades do gerador conforme a intensidade da falta desejada.

Os valores da intensidade da falta simulados são de 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70% e 80% das espiras curto-circuitadas. O sistema foi identificado para cada valor de falta e teve seus parâmetros analisados quanto à resposta deles à falta. A figura 5.9 mostra a variação dos parâmetros do polinômio $A(q)$ com a falta.

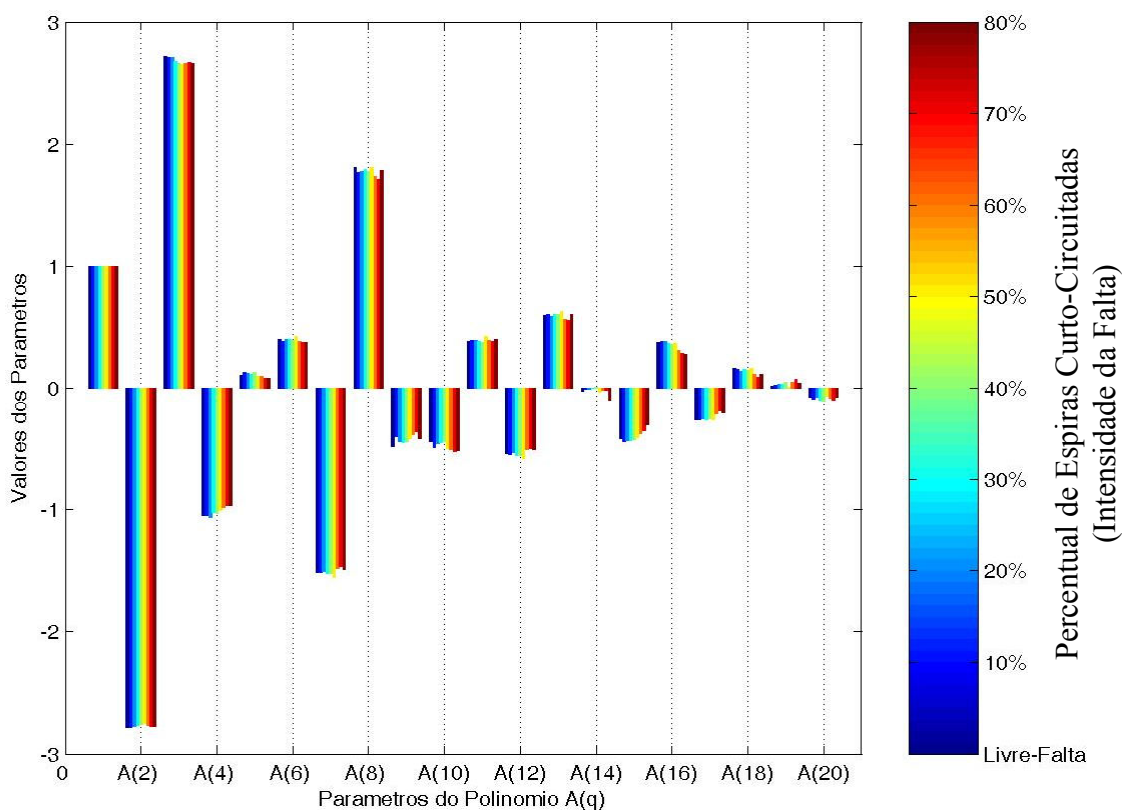


Figura 5.9 – Variação do Polinômio $A(q)$ Quanto a Incidência da Falta

Pode-se observar que os parâmetros de $A(q)$ apresentam pouca relevância quanto à variação devido a incidência da falta, desta forma, estes podem ser descartados para a análise da falta. Um dos motivos que justifica esse comportamento está no fato de que,

sendo $A(q)$ o polinômio dos pólos no modelo ARX , recebe pouco acréscimos visto que a falta afeta preferencialmente o ganho no sinal de saída.

A figura 5.10 apresenta a variação dos parâmetros do polinômio $B(q)$ quando o sistema está sendo acometido pela falta em diferentes graus de intensidade. Pode-se observar, que, ao contrário do polinômio $A(q)$, o polinômio $B(q)$ apresenta uma relevância considerável quanto a falta aplicada, portanto este polinômio será utilizado para detecção da falta. Vale citar que o polinômio $B(q)$ foi composto considerando os valores do polinômio de ganhos gerado pelo modelo ARX o que justifica tal comportamento.

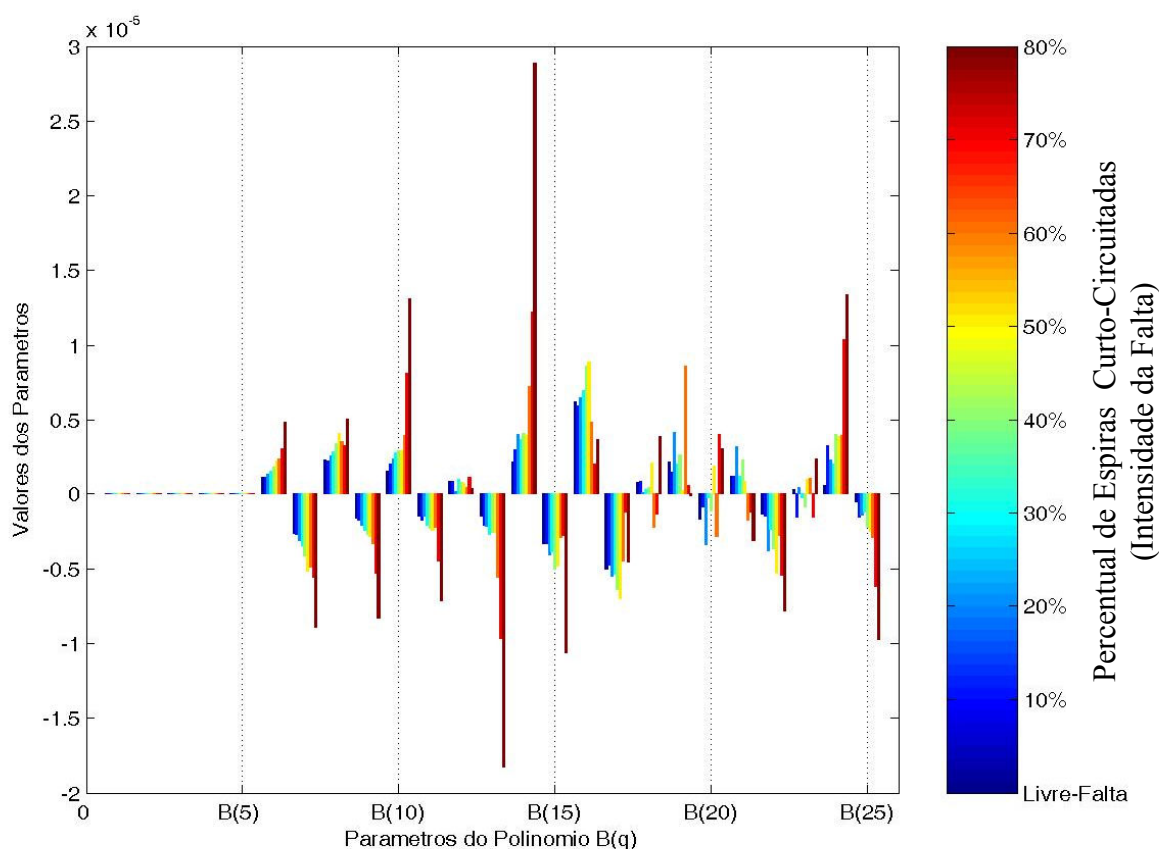


Figura 5.10 - Variação do Polinômio $B(q)$ Quanto a Incidência da Falta

5.5 – DEFINIÇÃO DAS ENTRADAS DO SISTEMA DE DETECÇÃO DE FALTAS.

Visto que o polinômio $B(q)$ apresenta melhor resposta à incidência da falta, uma análise destes parâmetros precisa ser feita. O objetivo desta análise é detectar quais

destes parâmetros melhor descrevem o comportamento da falta tendo em vista que estes parâmetros serão usados como entradas de um Sistema Fuzzy de Detecção de Falhas.

Parâmetros com comportamento exponencial, crescente ou decrescente, ou similar, apresentam, neste caso, a melhor aplicabilidade em Sistemas Fuzzy, pois mesmo que variações diferentes destas possam ser utilizadas para detecção de falhas, estas podem limitar a detecção somente para os valores simulados, perdendo assim a capacidade de generalização para valores de falhas não simulados.

As figuras seguintes apresentam a variação de cada parâmetro de $B(q)$ com a falta.

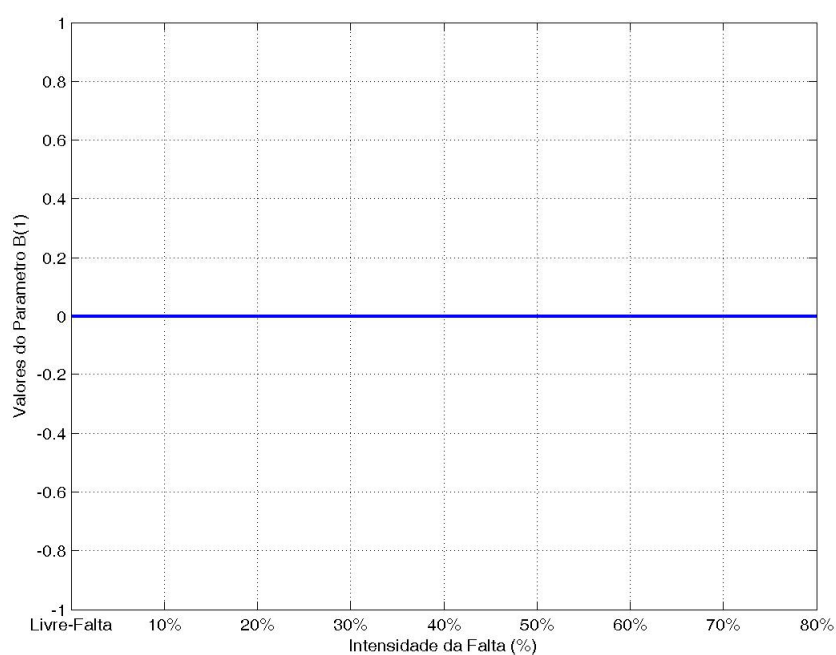


Figura 5.11 – Variação do Parâmetro $B(1)$ com a Falta

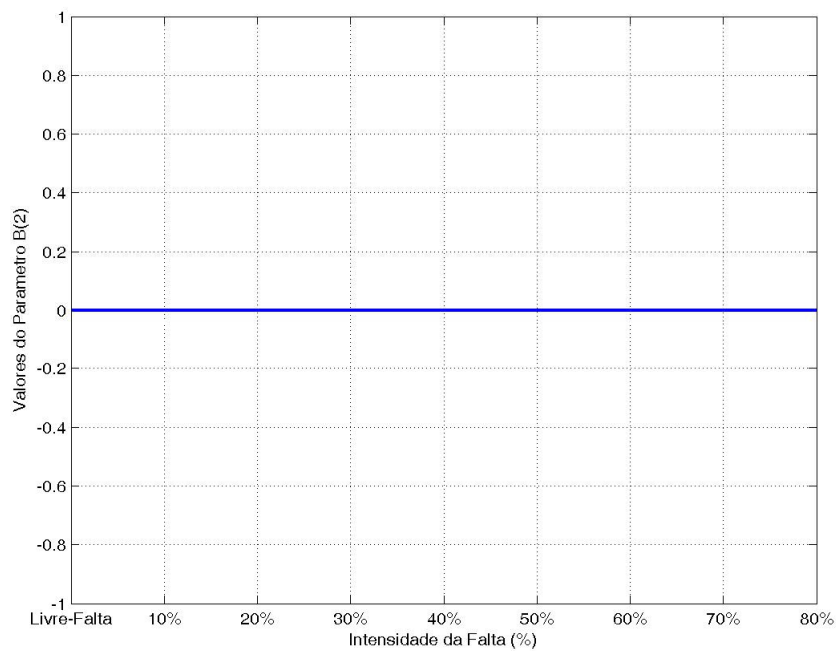


Figura 5.12 – Variação do Parâmetro $B(2)$ com a Falta

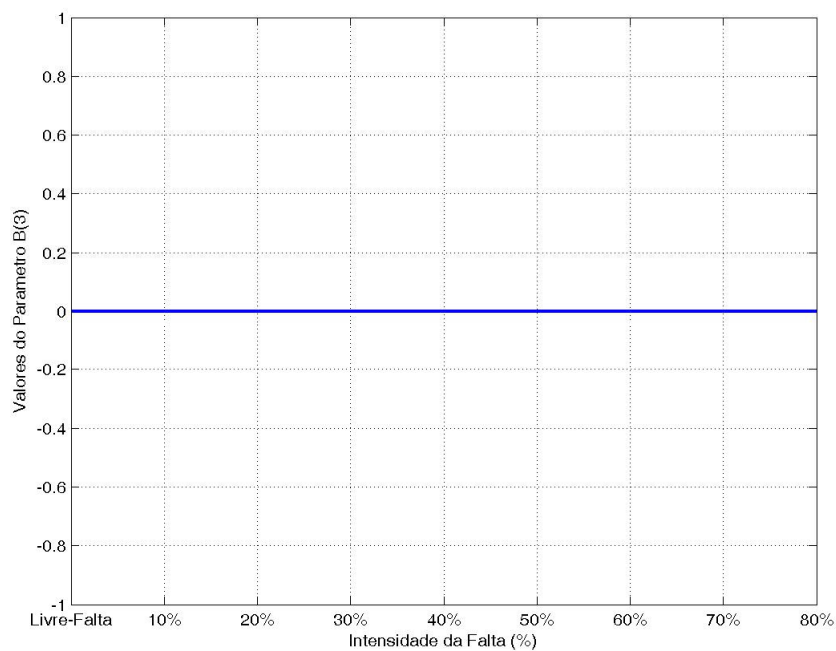


Figura 5.13 – Variação do Parâmetro $B(3)$ com a Falta

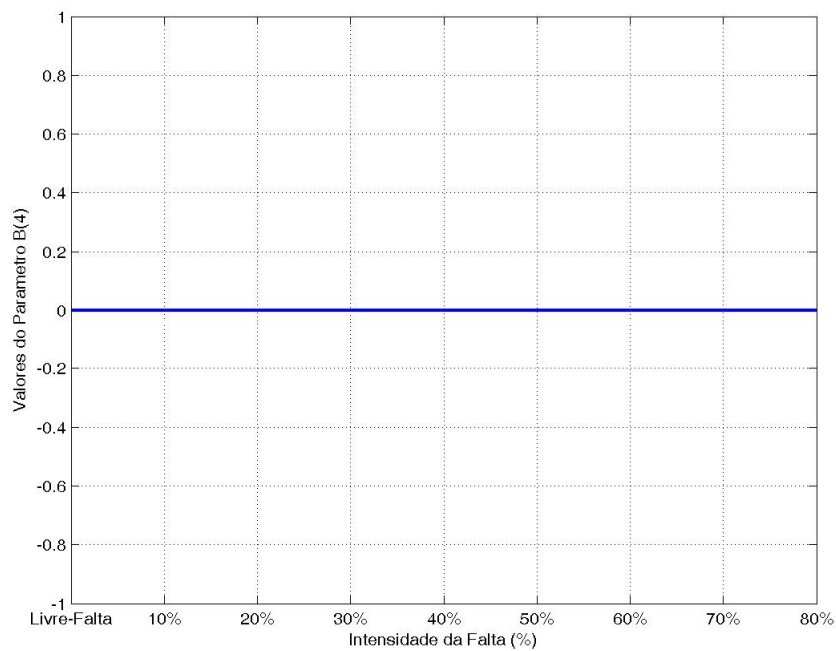


Figura 5.14 – Variação do Parâmetro $B(4)$ com a Falta

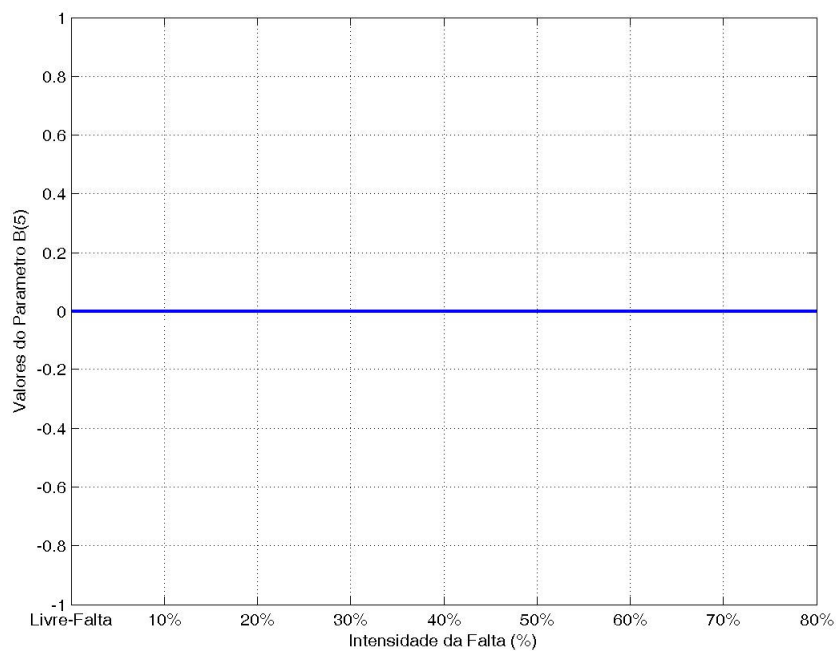


Figura 5.15 – Variação do Parâmetro $B(5)$ com a Falta

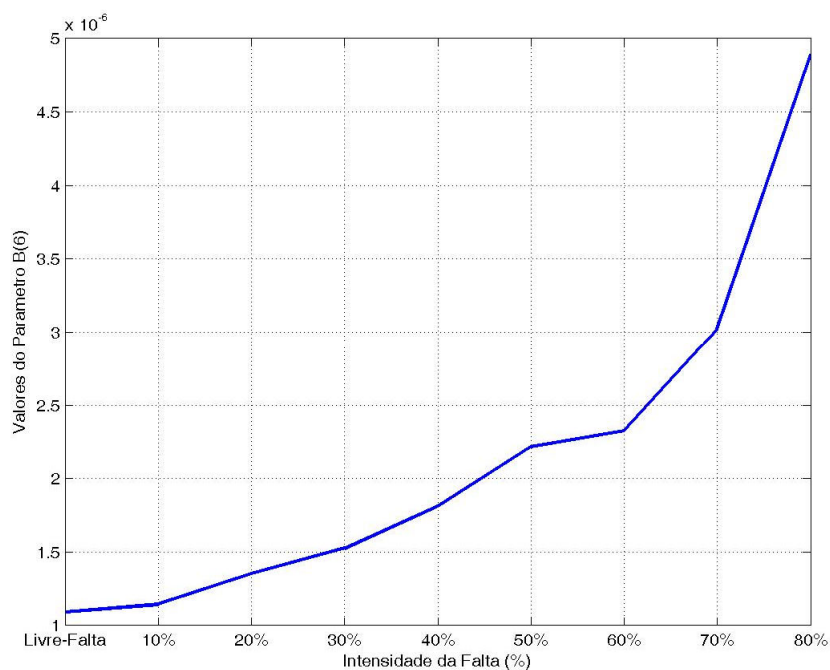


Figura 5.16 – Variação do Parâmetro $B(6)$ com a Falta

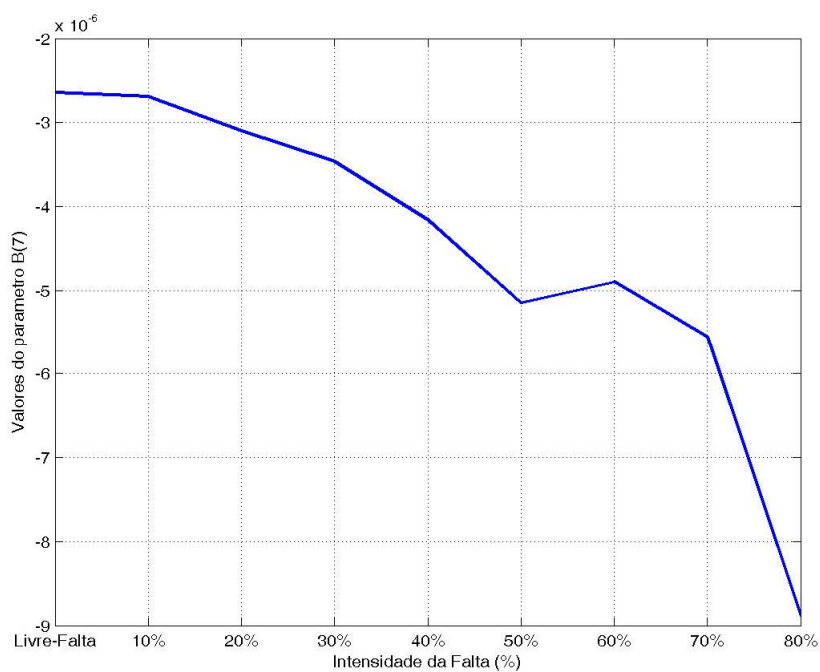


Figura 5.17 – Variação do Parâmetro $B(7)$ com a Falta

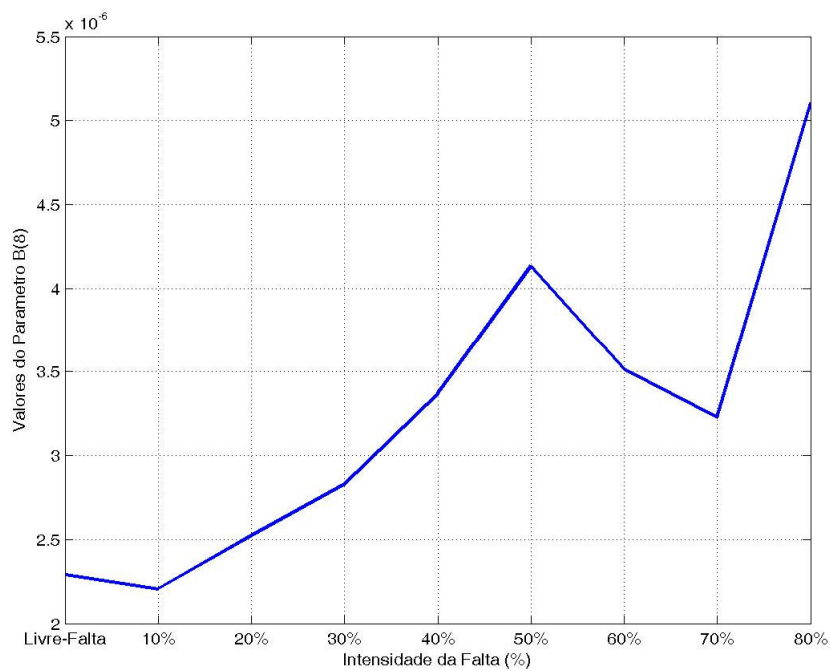


Figura 5.18 – Variação do Parâmetro $B(8)$ com a Falta

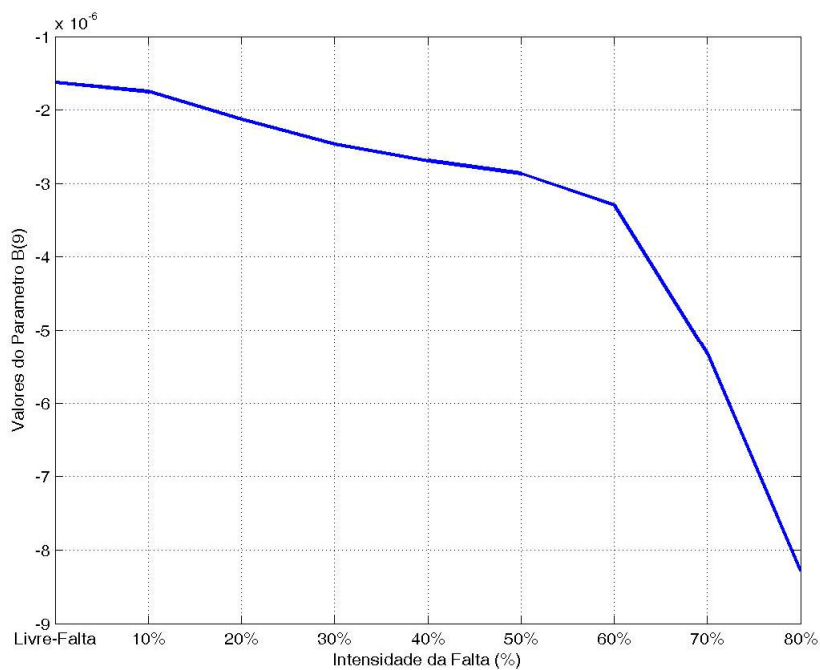


Figura 5.19 – Variação do Parâmetro $B(9)$ com a Falta

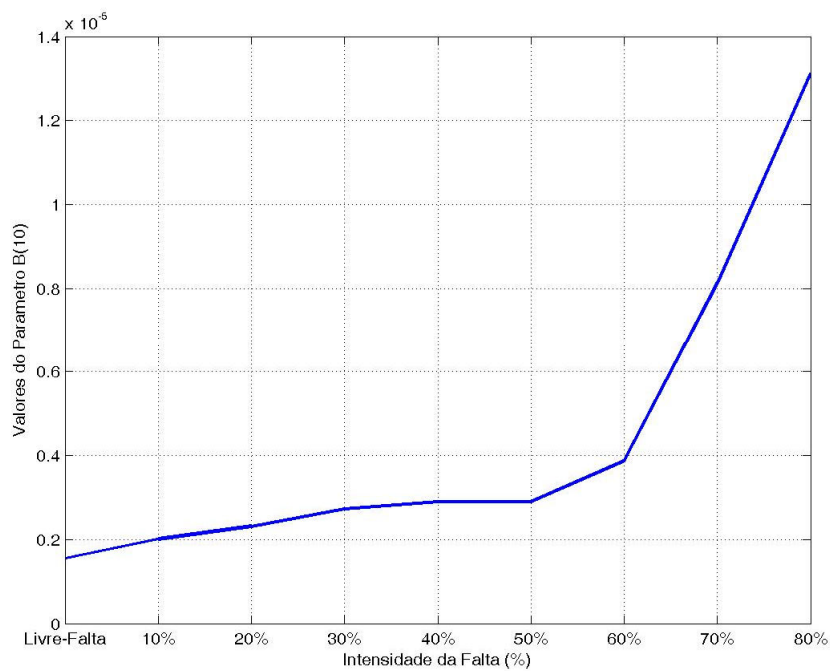


Figura 5.20 – Variação do Parâmetro $B(10)$ com a Falta

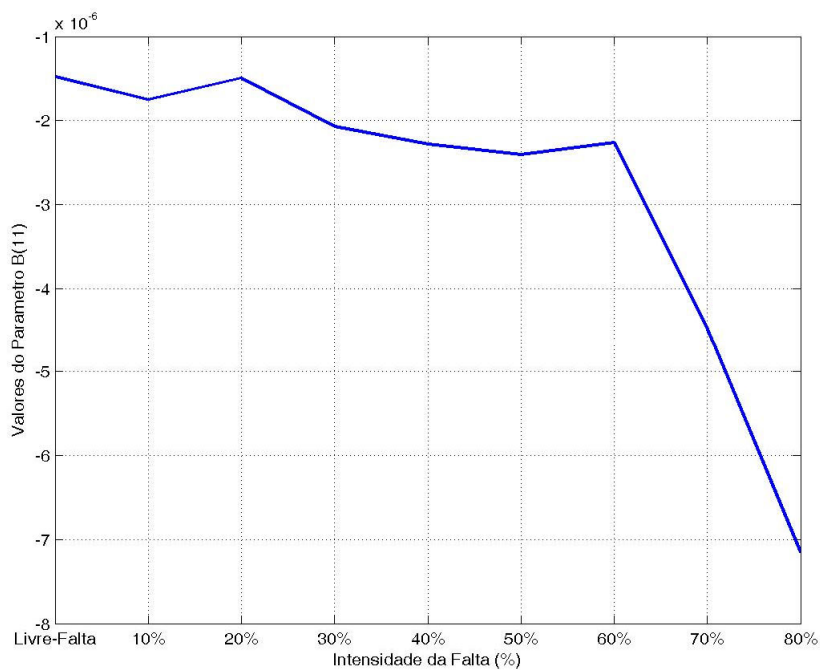


Figura 5.21 – Variação do Parâmetro $B(11)$ com a Falta

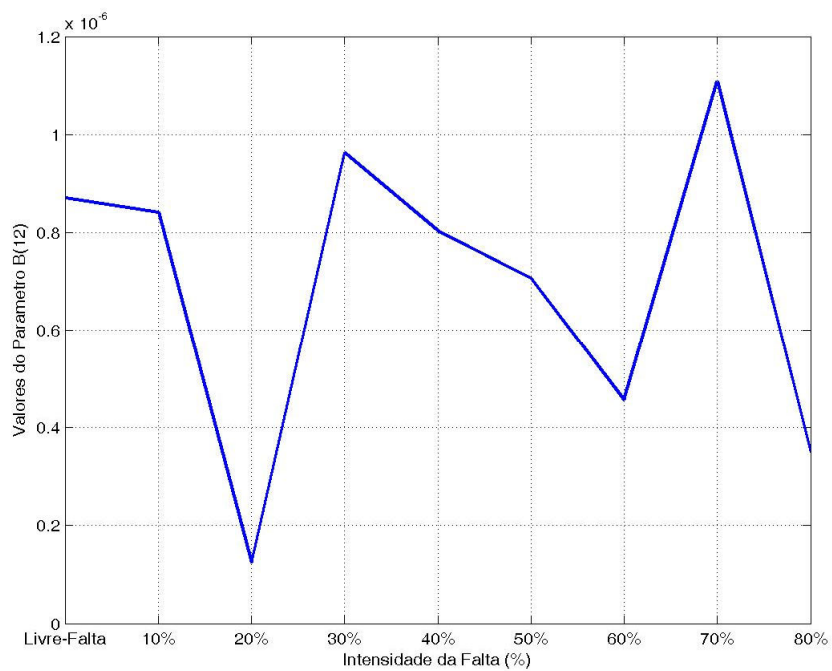


Figura 5.22 – Variação do Parâmetro $B(12)$ com a Falta

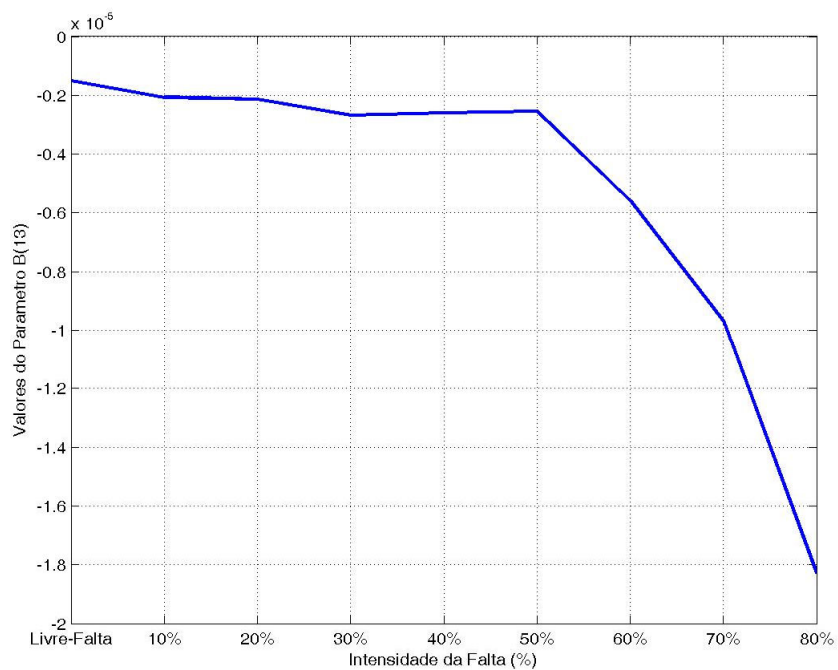


Figura 5.23 – Variação do Parâmetro $B(13)$ com a Falta

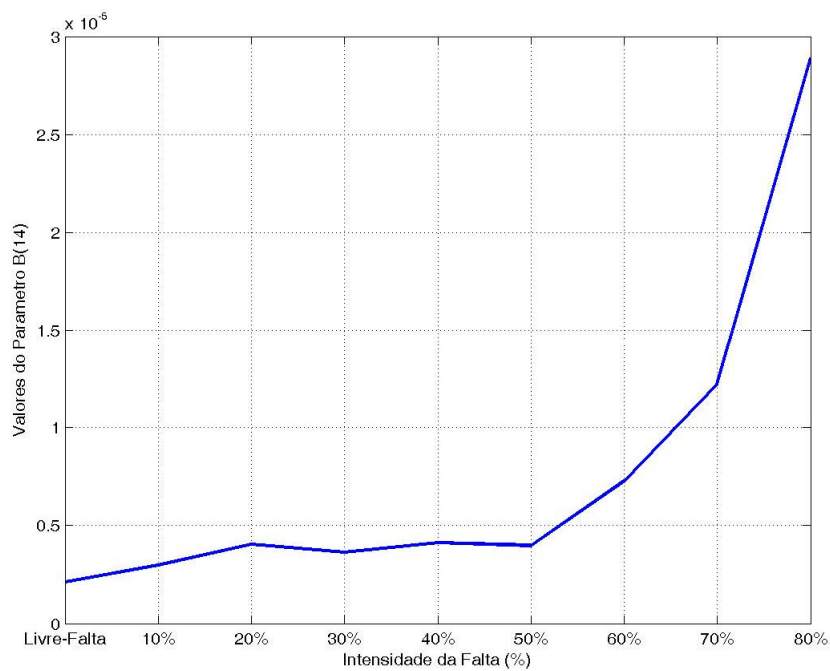


Figura 5.24 – Variação do Parâmetro $B(14)$ com a Falta

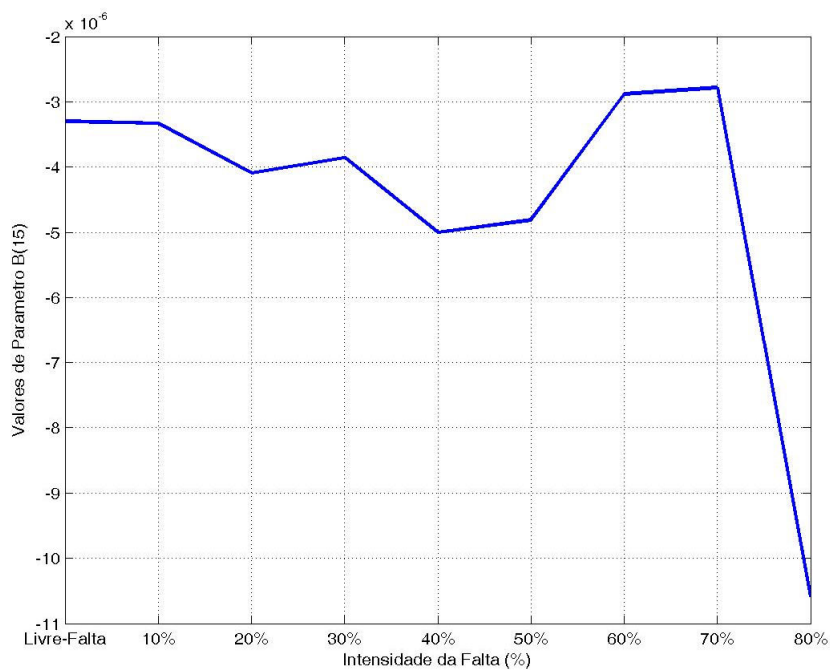


Figura 5.25 – Variação do Parâmetro $B(15)$ com a Falta

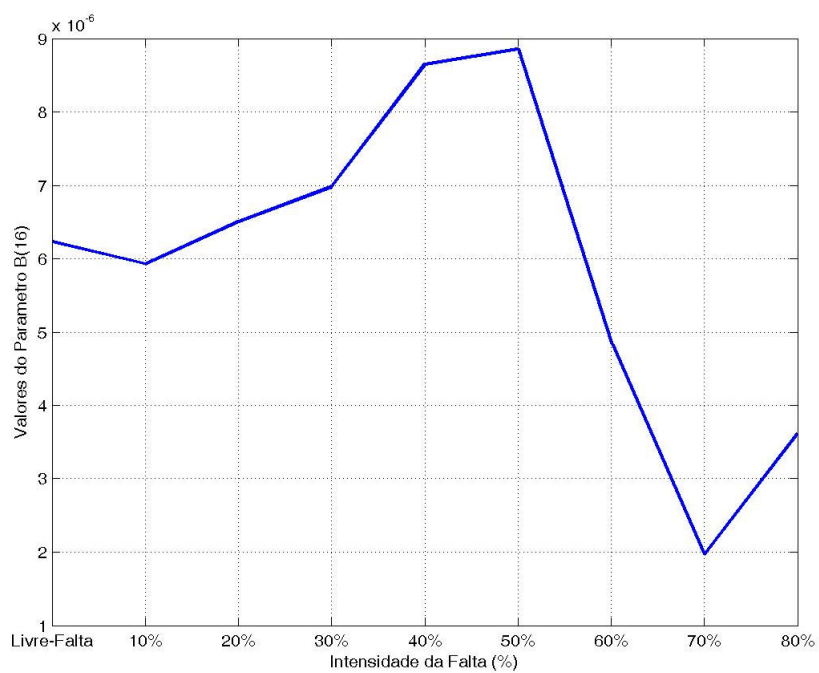


Figura 5.26 – Variação do Parâmetro $B(16)$ com a Falta

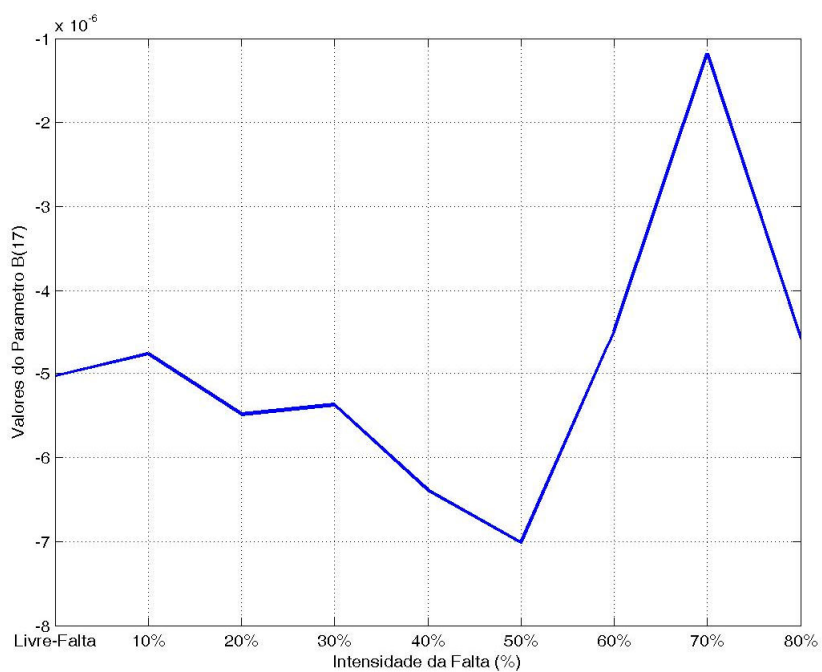


Figura 5.27 – Variação do Parâmetro $B(17)$ com a Falta

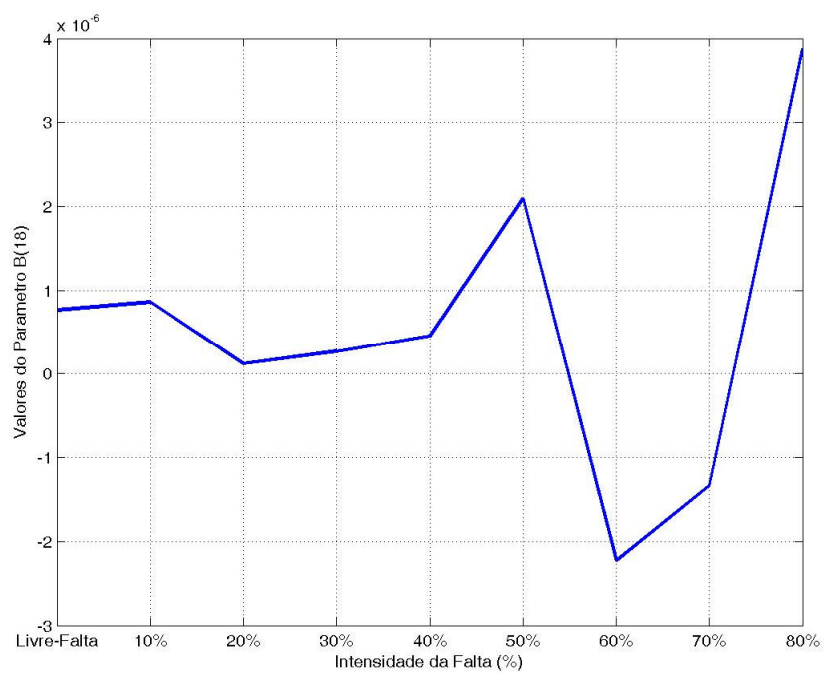


Figura 5.28 – Variação do Parâmetro $B(18)$ com a Falta

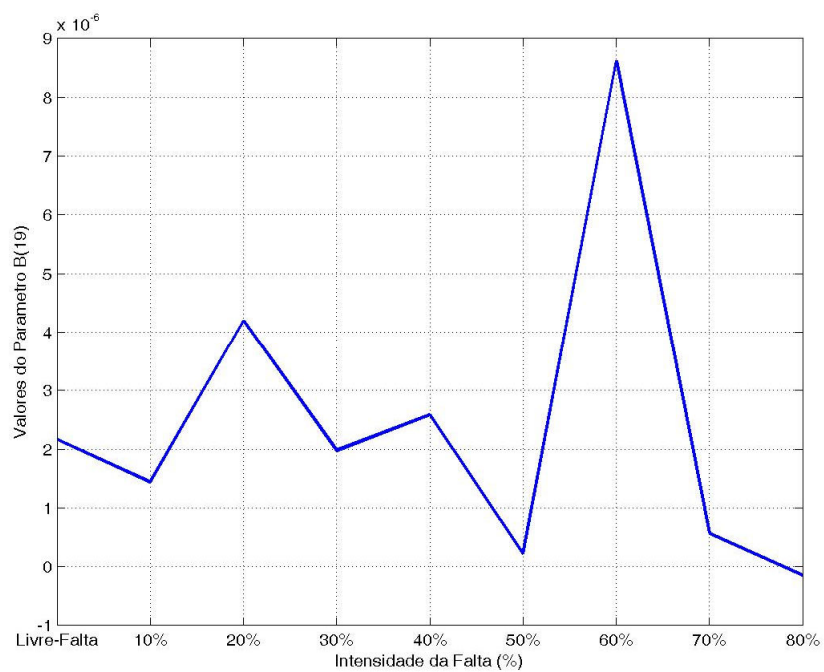


Figura 5.29 – Variação do Parâmetro $B(19)$ com a Falta

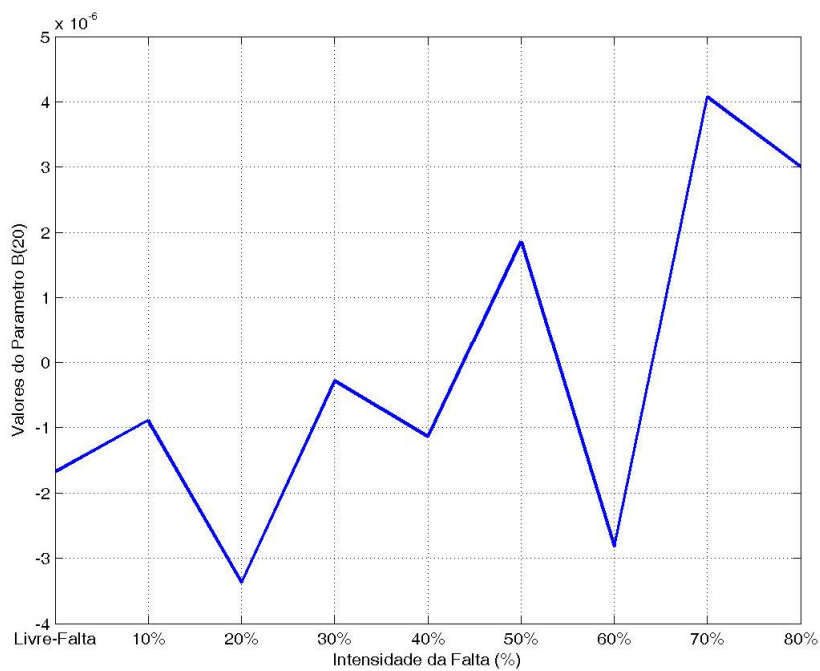


Figura 5.30 – Variação do Parâmetro $B(20)$ com a Falta



Figura 5.31 – Variação do Parâmetro $B(21)$ com a Falta

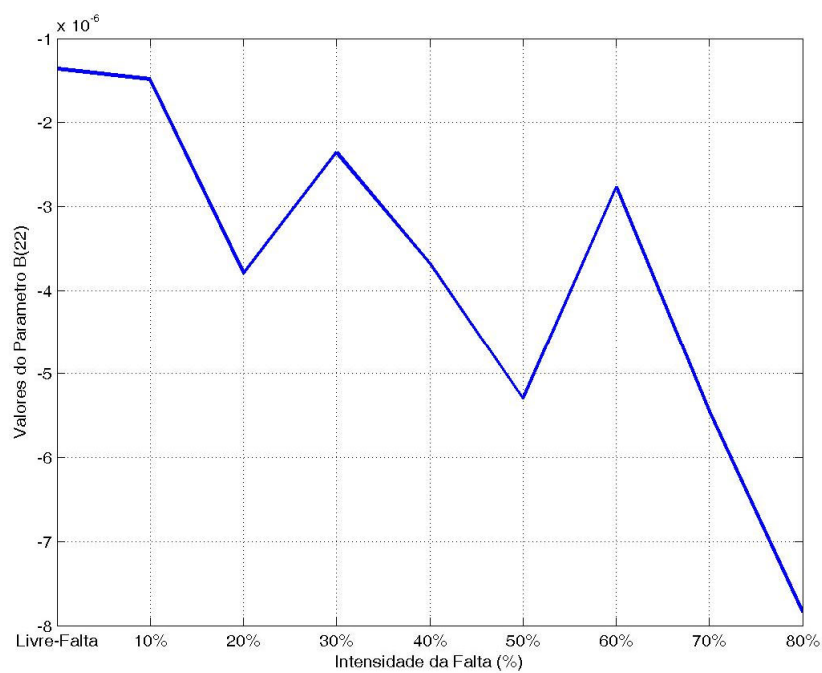


Figura 5.32 – Variação do Parâmetro $B(22)$ com a Falta

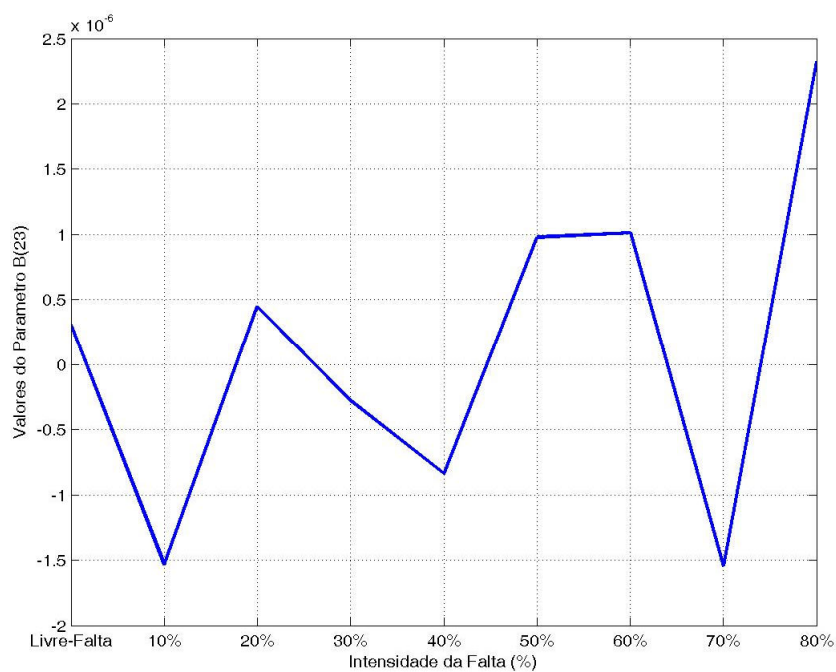


Figura 5.33 – Variação do Parâmetro $B(23)$ com a Falta

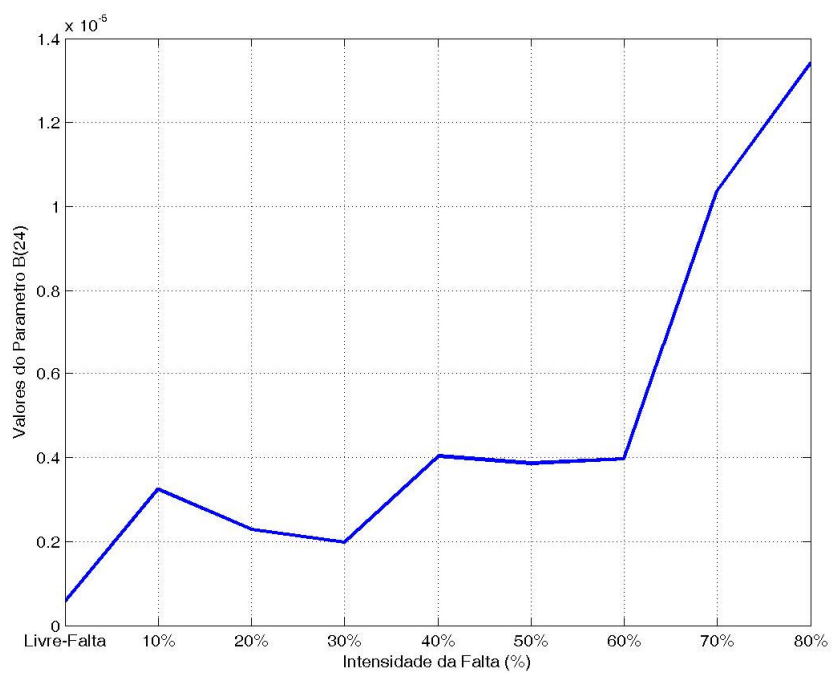


Figura 5.34 – Variação do Parâmetro $B(24)$ com a Falta

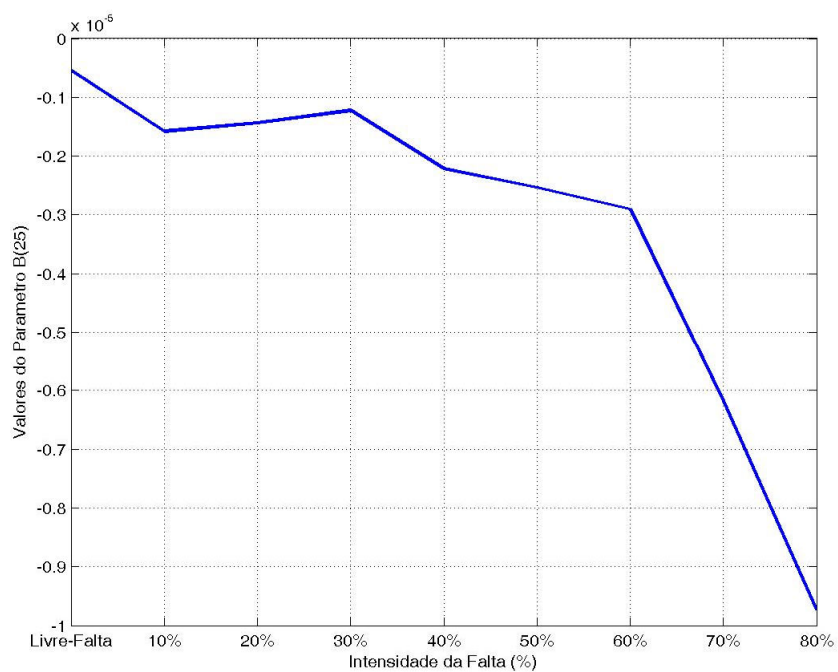


Figura 5.35 – Variação do Parâmetro $B(25)$ com a Falta

Pode-se observar que os parâmetros $B(6)$, $B(9)$, $B(10)$, $B(13)$ e $B(14)$ apresentam um comportamento próximo ao exponencial quando a falta é aplicada no sistema, portanto estes valores constituirão as entradas do sistema de detecção de faltas.

Para aplicação no Sistema Fuzzy de Detecção de Falta é interessante observar a variação destes parâmetros tendo os valores dos mesmo no eixo das abscissas e a intensidade da falta no eixo da ordenada. As figuras 5.36, 5.37, 5.38, 5.39 e 5.40 apresentam os valores alterados para $B(6)$, $B(9)$, $B(10)$, $B(13)$ e $B(14)$ respectivamente.

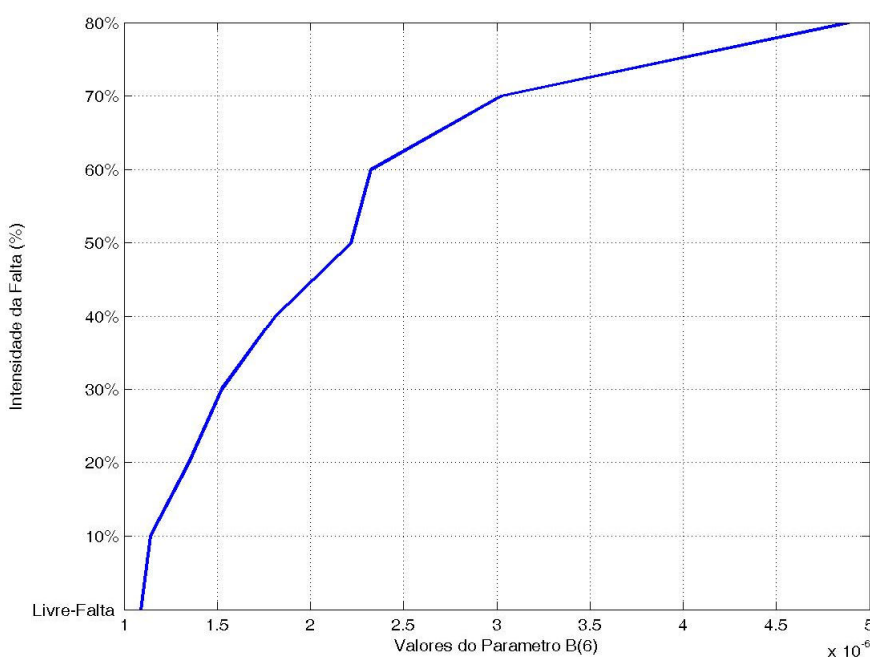


Figura 5.36 – Parâmetro $B(6)$ como Entrada do Sistema Fuzzy

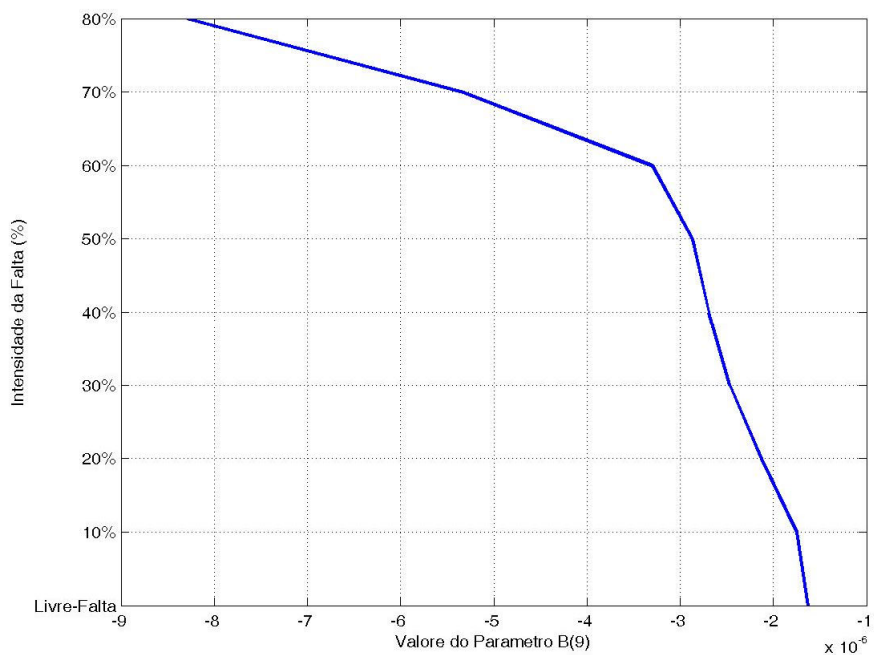


Figura 5.37 – Parâmetro $B(9)$ como Entrada do Sistema Fuzzy

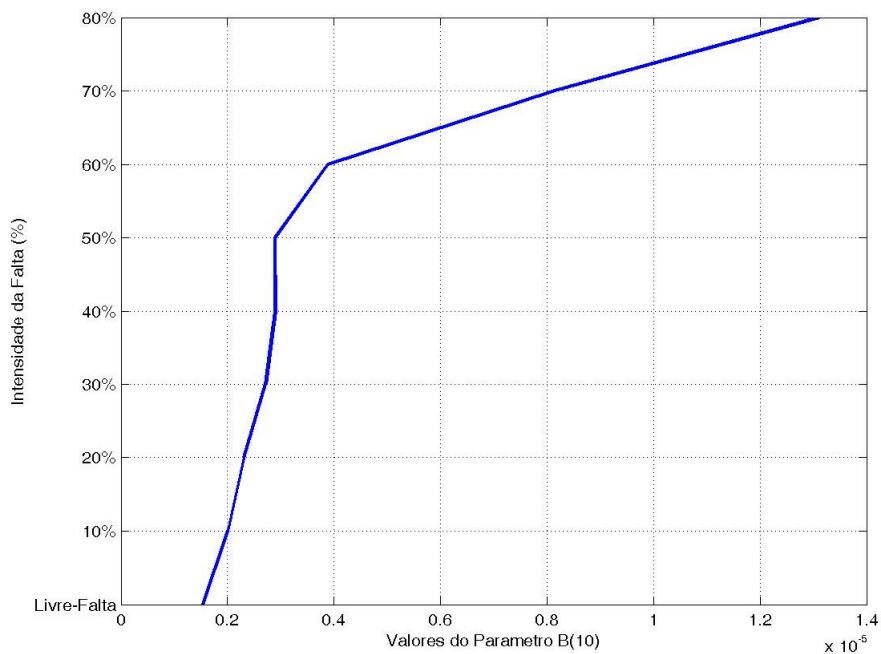


Figura 5.38 – Parâmetro $B(10)$ como Entrada do Sistema Fuzzy

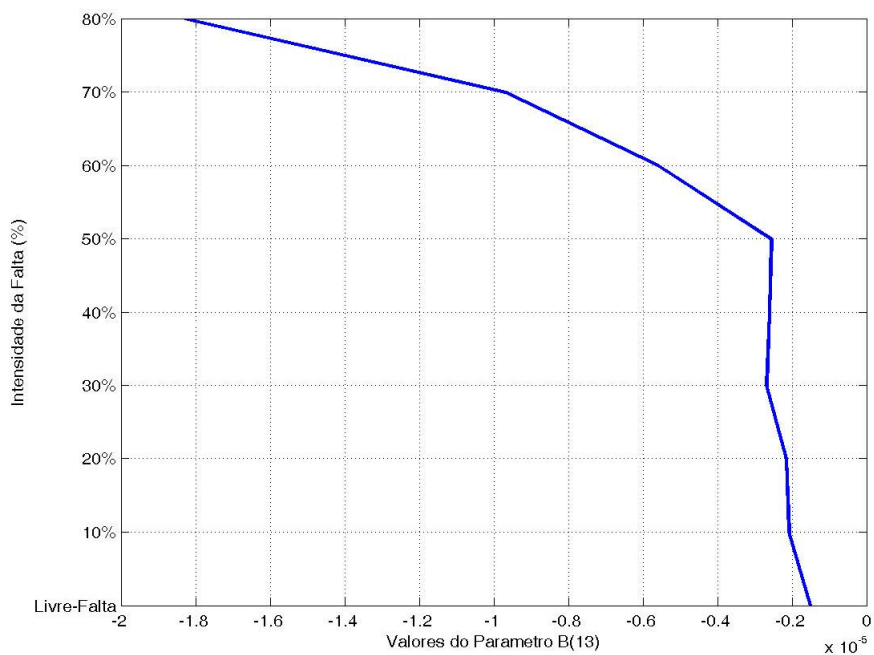


Figura 5.39 – Parâmetro $B(13)$ como Entrada do Sistema Fuzzy

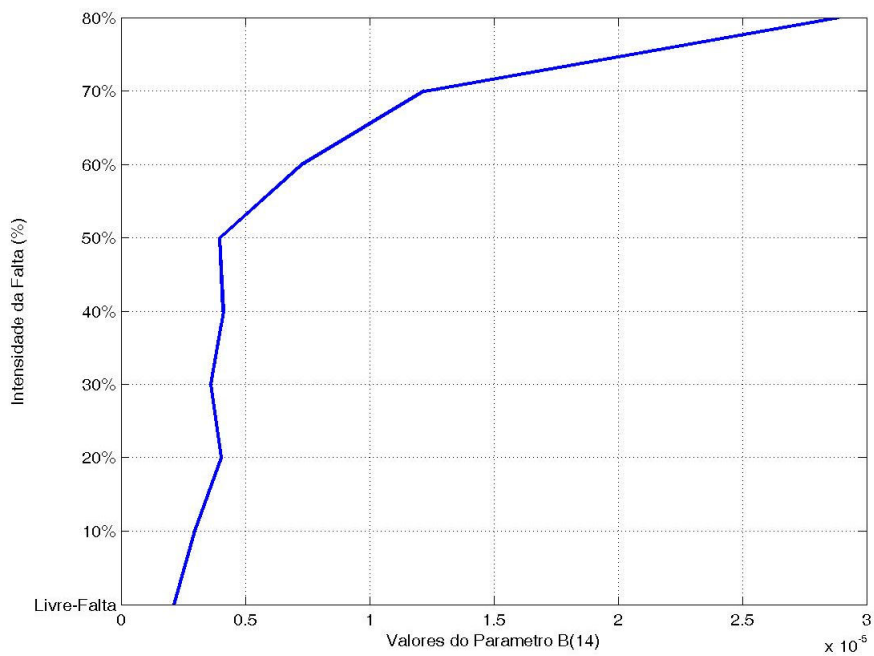


Figura 5.40 – Parâmetro $B(14)$ como Entrada do Sistema Fuzzy

5.6 – DESCRIÇÃO DO SISTEMA FUZZY DE AVALIAÇÃO DE FALTAS

Tendo definido as variáveis de entrada e tendo conhecido os seus respectivos comportamentos, pode-se, portanto, descrever o Sistema Fuzzy de Detecção de Falta. O projeto deste sistema consiste inicialmente na obtenção de conjuntos fuzzy de entrada que possam caracterizar o comportamento da falta nos parâmetros.

Estes conjuntos deverão descrever o comportamento próximo ao exponencial das variáveis de entrada, para isso serão utilizadas funções de pertinências gaussianas, onde existirão 09 (nove) gaussianas por entrada caracterizando a intensidade da falta. Cada função de pertinência terá como centro o valor do parâmetro referente à falta que a gaussiana está representando. As excentricidades das funções de pertinências serão obtidas observando o melhor aproveitamento na descrição dos valores intermediários.

Para que os conjuntos sejam devidamente projetados, faz-se necessário uma análise dos valores que irão compor os centros das funções de pertinências. A tabela 5.2 apresenta os valores dos centros com as respectivas faltas.

Tabela 5.2 – Valores dos Parâmetros para as Diferentes Intensidades de Falta

	<i>B(6)</i>	<i>B(9)</i>	<i>B(10)</i>	<i>B(13)</i>	<i>B(14)</i>
<i>Sem Falta</i>	1.0919	-1.6252	1.5481	-1.4962	2.1291
10%	1.1428	-1.748	2.0138	-2.0713	2.9862
20%	1.35	-2.1277	2.3135	-2.1398	4.0359
30%	1.5248	-2.466	2.7217	-2.6773	3.6278
40%	1.8127	-2.6875	2.9007	-2.5953	4.1174
50%	2.2177	-2.8659	2.8959	-2.5442	3.9836
60%	2.3273	-3.2986	3.8804	-5.5824	7.2766
70%	3.0241	-5.3269	8.1395	-9.6725	12.215
80%	4.8882	-8.2846	13.115	-18.271	28.895

Uma vez observado que os parâmetros deveriam obedecer a uma mesma tendência quase-exponencial de crescimento ou decrescimento, como se observa nos parâmetros *B(6)* e *B(9)*, torna-se necessário algumas considerações à respeito de imperfeições observadas no comportamento dos parâmetros *B(10)*, *B(13)* e *B(14)*.

Observou-se que o parâmetro *B(10)* (para as faltas de 40% e 50%) e o parâmetro *B(13)* (para as faltas de 30%, 40% e 50%) apresentaram uma não regularidade na região das faltas comentadas, isso pode ser justificado por imperfeições na dinâmica da falta.

Essas irregularidades podem ser corrigidas considerando, para os valores das faltas citados, apenas uma função de pertinência centrada na média dos valores obtidos.

Da mesma forma pode-se proceder para o parâmetro $B(14)$, porém para este serão consideradas duas funções de pertinência, uma para os centros das faltas de 20% e 40%, e outra para as falta de 30% e 50%.

Os valores de $B(13)$ para as faltas de 10% e 20% também caracterizarão uma única função de pertinência, visto que os valores são muito próximos e a utilização de funções de pertinências para ambos não caracteriza expressivas modificações na resposta do sistema.

Estas alterações poderão admitir discrepâncias nos valores da saída do sistema fuzzy quando se considerar valores de faltas intermediários aos que foram simulados.

Os resíduos serão gerados através da comparação dos valores medidos sem a falta e os valores medidos com a incidência da falta, ou seja, os valores de livre falta serão representados nos conjuntos fuzzy de entrada, onde estes, também estarão centrados nos valores medidos.

As tabelas 5.3, 5.4 e 5.5, apresentam as funções de pertinências utilizadas, mostrando os valores dos centros e das respectivas excentricidades.

Tabela 5.3 – Valores dos Centros e das Excentricidades das Gaussianas Referentes aos Parâmetros $B(6)$ e $B(9)$

	$B(6)$		$B(9)$	
	<i>Centro</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Centro</i>	<i>Desvio Padrão</i>
<i>Sem Falta</i>	1,09	0,0285	-1,63	0,1124
<i>10%</i>	1,14	0,03513	-1,75	0,1209
<i>20%</i>	1,35	0,0941	-2,13	0,1185
<i>30%</i>	1,525	0,0789	-2,47	0,139
<i>40%</i>	1,81	0,1288	-2,69	0,1289
<i>50%</i>	2,22	0,08435	-2,87	0,1307
<i>60%</i>	2,33	0,08575	-3,3	0,1521
<i>70%</i>	3,02	0,3772	-5,33	1,068
<i>80%</i>	4,89	0,996	-8,29	1,424

Tabela 5.4 – Valores dos Centros e das Excentricidades das Gaussianas Referentes aos Parâmetros $B(10)$ e $B(13)$

	$B(10)$		$B(13)$	
	<i>Centro</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Centro</i>	<i>Desvio Padrão</i>
<i>Sem Falta</i>	1,55	0,1312	-1,5	0,4866
<i>10%</i>	2,01	0,1554	-2,07	0,4223
<i>20%</i>	2,31	0,1558		
<i>30%</i>	2,72	0,1267	-2,5	0,3835
<i>40%</i>	2,9	0,1538		
<i>50%</i>				
<i>60%</i>	3,88	0,5872	-5,58	1,872
<i>70%</i>	8,14	2,019	-9,67	2,666
<i>80%</i>	13,1	2,897	-18,3	4,734

Tabela 5.5 – Valores dos Centros e das Excentricidades das Gaussianas Referentes ao Parâmetro $B(14)$

	$B(14)$	
	<i>Centro</i>	<i>Desvio Padrão</i>
<i>Sem Falta</i>	2,129	0,7747
<i>10%</i>	2,986	0,6315
<i>20% e 40%</i>	4	0,3964
<i>30% e 50%</i>	3,628	0,4029
<i>60%</i>	7,277	1,592
<i>70%</i>	12,2	3,833
<i>80%</i>	28,9	8,179

Os limites para os conjuntos fuzzy $B(6)$, $B(9)$, $B(10)$, $B(13)$ e $B(14)$ são respectivamente, $[0 \ 5]$, $[-9 \ 0]$, $[1 \ 14]$, $[-19 \ 0]$ e $[0 \ 30]$.

Pode-se observar a distribuição dos conjuntos fuzzy dos parâmetros $B(6)$, $B(9)$, $B(10)$, $B(13)$ e $B(14)$ nas figuras 5.41, 5.42, 5.43, 5.44 e 5.45 respectivamente.

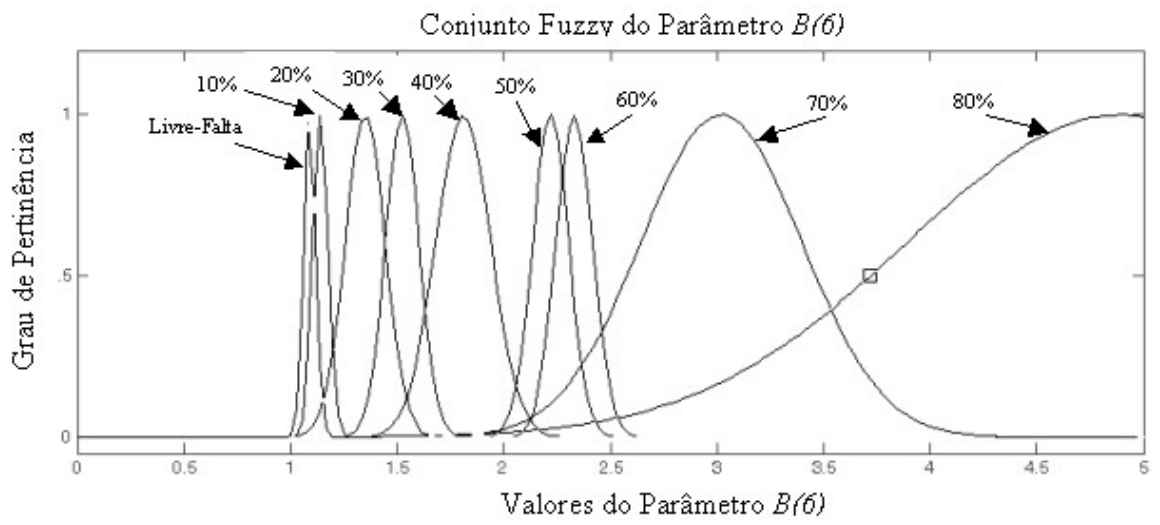


Figura 5.41 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(6)$

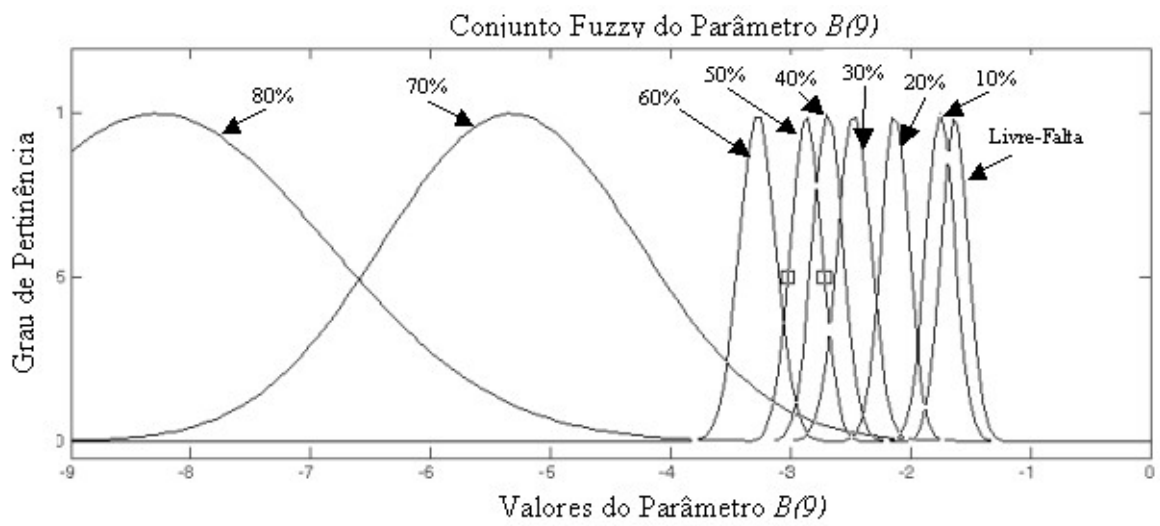


Figura 5.42 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(9)$

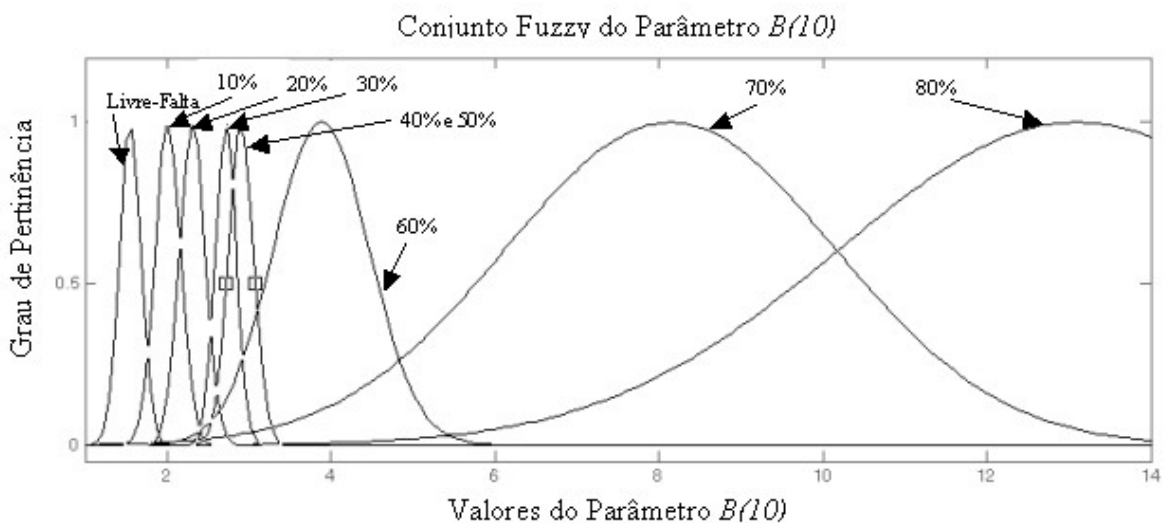


Figura 5.43 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(10)$

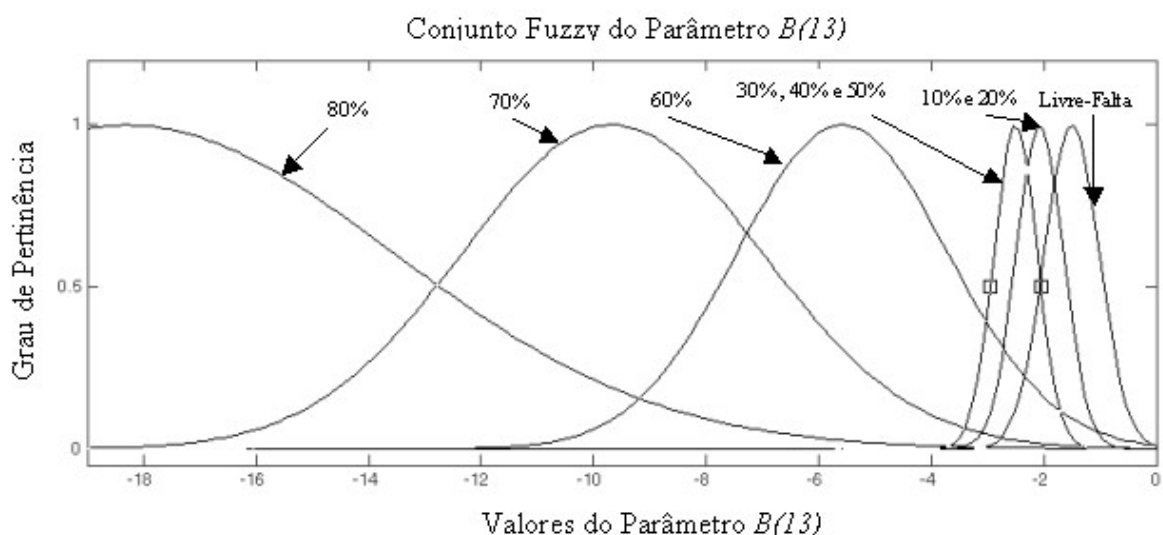


Figura 5.44 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(13)$

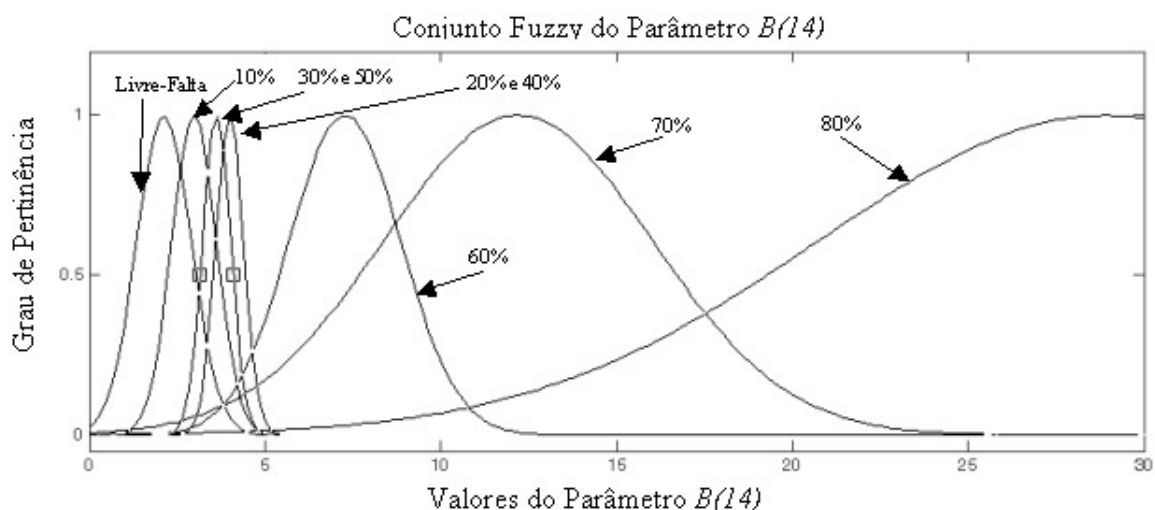


Figura 5.45 – Conjunto Fuzzy do Parâmetro $B(14)$

Tendo definido as entradas do sistema fuzzy, uma segunda etapa precisa ser observada, a definição da base de regras. Uma primeira avaliação da base de regras pode ser feita quando todas as entradas do sistema acusarem a mesma intensidade da falta. Para este tipo de entrada a saída correspondente será o conjunto fuzzy da falta que as entradas estão sinalizando (ex: se todas as entradas sinalizarem uma falta de 10% a saída deverá ser de 10%).

Uma segunda avaliação pode ser feita, a da consistência das regras. Embora seja comumente utilizado o número de regras como sendo o número de todas as possibilidades de arranjos entre os conjuntos fuzzy, este tipo de análise se torna inviável quando se tem em vista a aplicação da base de regras para diagnosticar faltas, pois no caso dos valores dos conjuntos de entrada indicarem diferentes intensidades de falta, isto mostrará que existe ou um erro na estimação, ou que outro tipo de falta pode estar atuando no sistema. Estas duas possibilidades não foram abordadas neste trabalho.

Por fim uma terceira avaliação pode ser feita, a dos conjuntos que representam várias intensidades de falta. Para estes casos o conjunto será usado normalmente como se ele representasse apenas a falta que está se estudando na regra, com isso se observará que, em alguns casos, um único conjunto fará parte de duas ou mais regras.

A tabela 5.6 apresenta a base de regras do *Sistema Fuzzy de Detecção de Faltas*.

Tabela 5.6 – Base de Regras do Sistema Fuzzy de Detecção de Faltas

Base de Regras								
Nº	B(6)	B(9)	B(10)	B(13)	B(14)	Falta		
1	Sem Falta	Sem Falta	Sem Falta	Sem Falta	Sem Falta	Sem Falta	ENTÃO	Sem Falta
2	10%	10%	10%	10% e 20%	10%	10%		10%
3	20%	20%	20%	10% e 20%	20% e 40%	20%		20%
4	30%	30%	30%	30% 40% e 50%	30% e 50%	30%		30%
5	SE 40%	E 40%	E 40% e 50%	E 30% 40% e 50%	E 20% e 40%	40%		40%
6	50%	50%	40% e 50%	30% 40% e 50%	30% e 50%	50%		50%
7	60%	60%	60%	60%	60%	60%		60%
8	70%	70%	70%	70%	70%	70%		70%
9	80%	80%	80%	80%	80%	80%		80%

A máquina de inferência fuzzy utilizada foi a Máquina de Inferência Produto. Nela são usadas a Inferência Baseada em Regras Individuais tendo como operador de combinação a norma-s para a “união”, a implicação de Mamdani, o mínimo valor para todos os operadores normas-t e máximo valor para todos os operadores normas-s.

O conjunto fuzzy de saída utilizou função de pertinência triangular, uma para cada tipo de falta. As funções de pertinência do conjunto de saída foram definidas adotando-se como centro o valor da falta em questão (ex: para uma falta de 10% o centro corresponde ao valor de 10). O comprimento da base dos triângulos foi normalizado em 10. Uma observação do conjunto fuzzy da saída pode ser feita através da figura 5.46. O defuzzificador utilizado foi o da média dos centros.



Figura 5.46 – Conjunto Fuzzy da Saída do Sistema

5.7 – RESULTADOS OBTIDOS

Tendo definido o Sistema Fuzzy de Detecção de Falhas alguns resultados foram obtidos usando os valores dos parâmetros na entrada do sistema. A tabela 5.7 apresenta esses resultados, onde se observa que existiu uma pequena variação (mostrada na coluna de erros) por parte do sistema fuzzy. Mesmo existindo esta variação o sistema apresentou um rendimento bastante satisfatório obtendo um Erro Máximo de 1,7 na porcentagem da falta, o que respalda o emprego desta técnica de diagnóstico de falta mediante estes valores simulados.

Tabela 5.7 – Resultados Obtidos para os Valores Simulados

<i>Dados do Sistema Fuzzy</i>		
<i>Real</i>	<i>Fuzzy</i>	<i>Erro</i>
0%	1,64%	1,64
10%	10,1%	0,1
20%	20,1%	0,1
30%	31,1%	1,1
40%	40,3%	0,3
50%	51,3%	1,3
60%	61,7%	1,7
70%	71,7%	1,7
80%	80%	0

Um outro conjunto de simulações foi feito utilizando valores intermediários de falta para que o potencial de generalização do sistema fuzzy fosse testado. Tendo em vista que o comportamento da falta não se resume aos valores discretos simulados, mas sim para todo o intervalo de valores possíveis de falta, foram aplicadas entradas no sistema fuzzy que representassem intensidades de falta “desconhecidas” pelo sistema para testar seu potencial de generalização. As faltas aplicadas foram de 5%, 15%, 25%, 35%, 45%, 55%, 65% e 75%.

O procedimento utilizado para obtenção dos parâmetros foi semelhante ao descrito anteriormente, o mesmo modelo de estimação foi utilizado (*ARX* de 40 parâmetros e estimador *MQ*), os parâmetros selecionados foram os mesmos e foram adicionados como entrada do sistema fuzzy desenvolvido. A tabela 5.8 apresenta os

valores dos parâmetros $B(6)$, $B(9)$, $B(10)$, $B(13)$ e $B(14)$ para cada nova intensidade de falta.

Tabela 5.8 – Valores dos Parâmetros para Falta Desconhecidas

	$B(6)$	$B(9)$	$B(10)$	$B(13)$	$B(14)$
5%	1.092	-1.7402	2.0275	-1.8541	2.4216
15%	1.2228	-1.9151	2.2207	-2.3711	3.3335
25%	1.3106	-2.1208	2.7362	-2.7825	3.7912
35%	1.5723	-2.2986	3.3804	-3.3882	3.9951
45%	1.8842	-2.803	3.2612	-3.2766	4.5753
55%	2.3377	-3.428	3.8527	-4.6446	5.8306
65%	2.5578	-4.0676	5.5649	-7.9703	7.6929
75%	3.6314	-6.4598	10.793	-14.674	21.165

Estes valores foram adicionados à entrada do sistema fuzzy onde se observaram os resultados apresentados na tabela 5.9. Através destes resultados pode se observar uma diferença maior do erro ao tentar se diagnosticar a intensidade da falta. Esse acréscimo no erro (Erro Máximo de até 7,9 no valor da porcentagem) representa uma má distribuição das funções de pertinência na entrada e o uso das regras para corrigir as inconsistências da primeira análise. Fatos estes que podem ser corrigidos utilizando técnicas de otimização para diagnóstico de falta.

Tabela 5.9 - Resultados Obtidos para os Valores Intermediários

<i>Valores Intermediários</i>		
<i>Real</i>	<i>Fuzzy</i>	<i>Erro</i>
5%	10%	5
15%	17,5%	2,5
25%	25,2%	0,2
35%	42,9%	7,9
45%	44,7%	-0,3
55%	61,9%	6,9
65%	70,3%	5,3
75%	78,5%	3,5

5.8 – CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentado um estudo de caso da aplicação de um sistema fuzzy para detecção de faltas em um gerador síncrono. O método usado para diagnosticar a falta, utilizando identificação paramétrica, análise de parâmetros e

diagnóstico por meio de um sistema fuzzy, apresentou grande viabilidade quando se trata de faltas conhecidas, porém apresentou uma necessidade de melhoramentos quanto a valores desconhecidos ao sistema fuzzy.

Algumas considerações precisam ser feitas quanto ao modelo utilizado para estimação dos parâmetros. Este modelo, embora tenha um elevado número de parâmetros, não requereu um esforço computacional muito elevado para um tempo de simulação de aproximadamente 20 segundos. Isto veio a facilitar a implementação do modelo.

Um outro ponto favorável para a utilização deste modelo está no fato de, por utilizar uma variável de saída com sentido físico amplo, pode-se adicionar a este método o estudo de novas faltas que atuem no sistema, onde a mesma comparação de parâmetros seja feita e novos conjuntos fuzzy sejam desenvolvidos.

Tendo em vista os resultados obtidos, observa-se que outras considerações e alterações no sistema precisarão ser feitas para melhorar a sua capacidade de generalização sem que se aumente o número de funções de pertinências no conjunto de entrada. Algumas sugestões serão citadas no capítulo VI.

CAPÍTULO VI CONCLUSÃO

6.1 – UMA VISÃO GERAL DO TRABALHO

Neste trabalho, foi possível estudar a atuação de faltas em geradores síncronos visando a sua detecção através de identificação paramétrica e aplicação dos parâmetros em um sistema fuzzy de avaliação.

Utilizou-se uma identificação paramétrica para a obtenção de dados que pudessem indicar a atuação da falta no sistema. No capítulo II, foram apresentados métodos de identificação paramétrica baseados no modelo *ARX* (*Autoregressive Model with Exogenous Inputs*) e estimador de Mínimos Quadrados, onde se observou a necessidade da utilização de um sinal SBPA (Sinal Binário Pseudo-Aleatório) para excitação dos modos do sistema.

Um correta definição das características do sinal SBPA se fez necessária, pois os valores das frequências máxima e mínima representam a faixa dos modos que serão excitados pelo sinal e para que uma identificação do sistema seja satisfatória estes valores são fundamentais.

O critério de informação de *Akaike* (*AIC*) foi utilizado para a obtenção da ordem do sistema. Observou-se que, no Estudo de Caso (capítulo V), um modelo de 40 parâmetros conseguiu descrever com precisão a dinâmica do sistema, onde, mesmo com um número elevado de parâmetros, o modelo apresentou um número mínimo de cancelamento entre pólos e zeros, um esforço computacional satisfatório e descreveu também satisfatoriamente o comportamento do sistema. Um outro aspecto que vale salientar é que não foi observado na modelagem do sistema a inserção de sinais ruidosos de frequência elevada que pudessem aumentar o erro de estimação do modelo.

Após terem sido abordadas as técnicas de estimação paramétrica de sistemas, métodos de diagnósticos de faltas utilizando identificação paramétrica foram estudados. Tendo como proposta inicial deste trabalho a detecção de faltas através de análises dos parâmetros dos polinômios obtidos no modelo *ARX*, foi apresentado no Capítulo III o método de diagnóstico de falta baseado na equação de erro que consiste na utilização dos parâmetros do modelo *ARX* obtidos na identificação do sistema considerando a

incidência da falta, para detecção e diagnóstico da falta. Nesse capítulo pode-se observar a relação que existe entre o sistema faltoso estimado com a falta.

Ainda no capítulo III, foram apresentados estudos sobre sistemas fuzzy com o objetivo de utilizá-los na descrição da intensidade da falta estudada. A utilização de sistemas fuzzy apresenta vantagens quanto à facilidade de implementação de sua base de regras, bem como, na característica de generalização que esse tipo de sistema possui.

O sistema fuzzy que foi aplicado no estudo de caso teve como entradas alguns parâmetros selecionados do modelo *ARX* e como saída a intensidade da falta atuante no sistema. Para que o conjunto fuzzy da entrada pudesse ser definido, foi necessário o condicionamento dos parâmetros de entrada juntamente com a análise do comportamento de tais parâmetros com a incidência da falta.

Um estudo sobre máquinas síncronas também foi realizado no Capítulo IV como o objetivo de descrever através de equacionamento matemático o comportamento da falta aplicada no gerador. Nestes estudos, se observou que a constante de tempo transitória de circuito aberto do eixo direto é diretamente proporcional ao número de espiras, o que significa que, para fins de simulação um curto-circuito aplicado nas bobinas do enrolamento de campo do gerador, por representar uma diminuição no número de espiras, apresenta uma redução no valor da constante de tempo. A falta foi simulada considerando a redução desta constante de tempo.

Propôs-se, portanto, um Sistema Fuzzy de Detecção de Falhas no capítulo V com resultados apresentados neste mesmo capítulo.

6.2 – CONSIDERAÇÕES FINAIS À RESPEITO DOS RESULTADOS OBTIDOS

Uma vez obtidos os resultados do sistema de diagnóstico de falta proposto, é pertinente se fazer algumas considerações. Primeiramente é válido salientar que a atuação de faltas no sistema pode ser observada de várias formas (falta abrupta, incipiente, falta que represente uma tendência, etc) e, para analisar o comportamento da falta incidente no sistema, é necessário observar o sistema em todas as possibilidades de intensidade de faltas possíveis, tendo como base uma faixa de atuação.

Os valores de intensidade de falta que foram utilizados para definição dos conjuntos fuzzy de entrada obtiveram resultados satisfatórios na detecção da intensidade da falta. Isto aconteceu pelo fato de os centros das funções de pertinência dos conjuntos

fuzzy de entrada corresponderem aos parâmetros obtidos com as identificações, ou seja, estes valores corresponderam à 100% da função de pertinência, o que viabiliza os resultados.

Testes foram realizados com valores intermediários de intensidade de falta e para estes valores o sistema apresentou uma diferença maior entre os valores reais e os que o sistema acusou. Isto se deu pelo fato dos valores utilizados não fazerem parte dos valores de centro das funções de pertinência e este fato insere incertezas no teste.

6.3 – SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Alguns métodos para o ajuste fino do Sistema Fuzzy de Detecção de Falhas podem ser sugeridos para trabalhos futuros. Uma sugestão é a de utilizar um estimador de Mínimos Quadrados para obter valores ótimos das excentricidades das gaussianas dos conjuntos fuzzy de entrada. Para definição de uma função de pertinência gaussiana se faz necessário a obtenção de duas variáveis, os centros e o desvio-padrão. Os centros são definidos pelos parâmetros do modelo *ARX* e os valores dos desvios-padrões podem ser definidos através da estimação de parâmetros que utilizem o erro da saída como variável de saída do estimador.

Sugere-se, também, a utilização do modelo do gerador em diagrama de blocos para inserção da falta através de funções matemáticas e observação das variações em tempo real.

Tendo obtido um modelo inteiramente satisfatório, outros tipos de faltas podem ser estudados como o objetivo de congregar em um único sistema a maior quantidade de diagnósticos possíveis, podendo remediar, assim, o comportamento da máquina como um todo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [01] – **Simani, S., Fantuzzi, C. e Patton R.J.** – “Model-based Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification Techniques” – Springer, 2002.
- [02] – **Inserman, R. e Balle P.** – “Fault detectio and fault diagnosis methods – an introduction” – Control Eng. Practice, 1997
- [03] – **Aguirre, L.A.**– “Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais” – Editora UFMG, Belo Horizonte, 2000.
- [04] – **Coelho, A. A. L. e Coelho, L. S** – “Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares” – Editora da UFSC, 2004.
- [04] – **Wang, L.** – “A course in fuzzy systems and control” – Prentice-Hall, 1997.
- [05] - **Anderson, P.M. e Fouad, A.A.** – “Power System Control and Stability” – The Iowa State University Press, U.S.A., 1977.
- [06] - **Kundur, P.** – “Power System Stability and Control” – EPRI Editors, 1993.
- [07] – **Kailath, T.** – “Linear systems” – Prentice-Hall, 1980
- [08] – **Ogata, K.** – “Engenharia de Controle Moderno” – Prentice-Hall do Brasil, 2ª Edição, 1990.
- [09] – **Maranhão, G., Guedes, C., Silva, H., Barra Jr, W., Barreiros, J. A. L., Costa Júnior, C. T. e Silva, O. F.** – “Métodos de Diagnóstico de Falta Usando Técnicas de Identificação” – Iberian Latin American Congresso in Computational Methods in Engineering”, 2006.
- [10] - **Franklin, F. G., Powell, J. D. e Workman, M.** – “Digital Control of Dynamic Systems” – Addison-Wesley, 1997