

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA  
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA  
COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

SINAL ADICIONAL ESTABILIZADOR BASEADO  
EM TÉCNICAS DE CONTROLE ADAPTATIVO

GIDEON VILLAR LEANDRO

CAMPINA GRANDE - P. B

Setembro - 1992

SINAL ADICIONAL ESTABILIZADOR BASEADO  
EM TÉCNICAS DE CONTROLE ADAPTATIVO

GIDEON VILLAR LEANDRO

SINAL ADICIONAL ESTABILIZADOR BASEADO  
EM TÉCNICAS DE CONTROLE ADAPTATIVO

Dissertação apresentada à COORDENAÇÃO  
DOS CURSOS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA da Universidade  
Federal da Paraíba como parte dos  
requisitos necessários para a obtenção  
do Grau de Mestre.

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO : *PROCESSAMENTO DE ENERGIA*

WELLINGTON SANTOS MOTA - Ph.D  
Orientador

PÉRICLES REZENDE BARROS - Ph.D  
Orientador

CAMPINA GRANDE - P.B

Setembro - 1992



L437s Leandro, Gideon Villar.  
Sinal adicional estabilizador baseado em técnicas de controle adaptativo / Gideon Villar Leandro. - Campina Grande, 1992.  
141 f.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 1992.  
"Orientação : Prof. Dr. Wellington Santos Mota, Prof. Dr. Péricles Rezende Barros".  
Referências.

1. Sinal Adicional - Estabilizador Adaptativo. 2. Processamento de Energia. 3. Energia Elétrica. 4. Dissertação - Engenharia Elétrica. I. Mota, Wellington Santos. II. Barros, Péricles Rezende. III. Universidade Federal da Paraíba - Campina Grande (PB). IV. Título

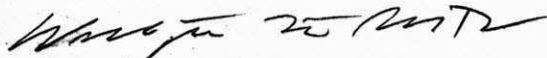
CDU 621.311(043)



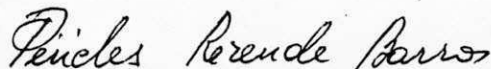
SINAL ADICIONAL ESTABILIZADOR BASEADO EM  
TECNICA DE CONTROLE ADAPTATIVO

GIDEON VILLAR LEANDRO

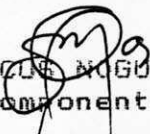
DISSERTAÇÃO APROVADA EM 21.09.1992



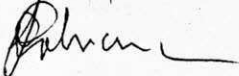
WELLINGTON SANTOS MOTA, Ph.D., UFPB  
Orientador



PERICLES REZENDE BARROS, Ph.D., UFPB  
Co-Orientador



ANTONIO MARCIO NOGUEIRA LIMA, Dr., UFPB  
Componente da Banca



LAURENCE DUARTE COLVARA, D.Sc., UNESP  
Componente da Banca

CAMPINA GRANDE - PB  
SETEMBRO - 1992

*"Ela faz esquecer o coral e as pérolas;  
porque a aquisição da sabedoria é melhor  
do que a dos rubis"*

Jó 28:18

## DEDICATÓRIA

Aos meus pais Gesrael e Noeme

Às minhas irmãs Rosa Maria, Eunice e Raquel

Aos meus cunhados José, Pedro e José Andreto

À minha namorada Teresa

## AGRADECIMENTOS

Aos professores Wellington Santos Mota e Péricles Rezende Barros pela orientação competente e valiosa, sempre preocupados em garantir a melhor qualidade do trabalho.

Ao professor Antônio Marcus Nogueira Lima por aceitar participar da Banca Examinadora e pelas discussões técnicas que ajudaram este trabalho.

Ao professor Laurence Duarte Colvara que influenciou decisivamente na minha escolha em continuar os estudos e por aceitar participar da Banca Examinadora.

Por último, a todos os meus amigos, dos quais recebi demonstração de carinho, simpatia e incentivo para que pudesse chegar ao final com êxito e satisfação, nos momentos de incertezas e dificuldades.

## RESUMO

Este trabalho tem por objetivo o estudo via simulação digital do desempenho de um sinal adicional estabilizador adaptativo (do tipo auto-ajustável) para um sistema máquina-barra infinita. Esse compensador tem como objetivo introduzir um amortecimento adicional no sistema quando da ocorrência de perturbações. O compensador é projetado como um regulador auto-ajustável que utiliza um estimador recursivo Mínimos Quadrados e a adaptação do controlador usando alocação de pólos. O algoritmo básico dos Mínimos Quadrados Recursivo é modificado com a introdução de técnicas de robustez e técnicas que aumentam a taxa de convergência dos parâmetros tais como; filtragem dos sinais utilizados pelo estimador, reinicialização periódica da matriz de covariância  $P(t)$  com os elementos da diagonal principal "ponderados", normalização do vetor de regressão. Comparações do desempenho do controlador adaptativo são feitas com controladores de parâmetros fixos projetados pelas técnicas de controle ótimo e controle clássico.

## ABSTRACT

This work aims at studying through digital simulation the performance of an adaptive power system stabilizer (self-tuning) applied to a synchronous machine connected to an infinite bus. The objective of this compensator is to introduce an additional damping in the system when disturbances occur. It is projected as a self-tuning regulator which combines a recursive least squares parameter estimator and pole-placement adaptation procedure. The recursive least squares algorithm is modified in order to improve robustness and to increase the convergence rate using techniques such as: band-pass filtering, covariance reset to a weighted diagonal matrix and normalization of the regression vector. The performance of the adaptive controller is compared to the performance of fixed controllers based on optimal and classic control techniques.



## SUMARIO

I	INTRODUÇÃO	01
1.1	- Visão Geral do Assunto	01
1.1.1	- Estabilização de Sistemas de Potência	02
1.1.2	- Controladores Adaptativos	03
1.2	- Revisão de Trabalhos Anteriores	07
1.3	- Motivação da Pesquisa	11
1.4	- Organização do Trabalho	12
II	O SISTEMA DE POTÊNCIA	14
2.1	- Introdução	14
2.2	- Modelos de Máquinas Síncronas	15
2.2.1	- Valores das Indutâncias como Função do Rotor	17
2.2.2	- Transformação de Park	18
2.2.3	- Sistemas por Unidade	20
2.2.4	- Modelos para Simulação Dinâmica de Máquinas Síncronas Expresso em Função de Reatâncias e Constantes de Tempo Normalmente Fornecidas pelos Fabricantes	21
2.3	- Modelo de Regulador Automático de Tensão e Excitatriz	23
2.4	- Modelo de Sinais Estabilizadores	24
2.5	- Modelo de Regulador de Velocidade e Turbina	25
2.6	- Modelo de Sistemas de Transmissão	26
2.7	- Conclusão	28
III	LINEARIZAÇÃO E DISCRETIZAÇÃO DE SISTEMAS DE POTÊNCIA	30

3.1 - Introdução	30
3.2 - Regulador Automático de Tensão	31
3.3 - Regulador de Velocidade e Turbina	31
3.4 - Máquina Síncrona	32
3.5 - Sistema de Transmissão	34
3.6 - Sistema Geral Linearizado	37
3.7 - Discretização de Sistemas	40
3.7.1 - Operador Deslocamento ( $q$ )	41
3.7.2 - Operador Delta ( $\delta$ )	41
3.7.3 - Representação Entrada-Saída	43
3.8 - Conclusão	44
IV       CONCEITOS DE CONTROLE ADAPTATIVO	46
4.1 - Introdução	46
4.2 - Representação do Modelo do Sistema como uma Regressão Linear	47
4.3 - Identificação de Parâmetros	51
4.3.1 - Estimação de Parâmetros pelo Método dos Mínimos Quadrados	52
4.3.2 - Estimação de Parâmetros pelo Método dos Mínimos Quadrados Recursivo para Sistemas Invariantes no Tempo	53
4.3.3 - Estimação de Parâmetros pelo Método dos Mínimos Quadrados Recursivo para Sistemas Variantes no Tempo	56
4.4 - Controlador Adaptativo Auto-Ajustável	58
4.4.1 - Controlador Adaptativo Auto-Ajustável com Alocação de Polos	59
4.4.2 - Definição dos Pólos de Malha Fechada	61
4.5 - Algoritmo do Controle Adaptativo	64
4.6 - Conclusão	65
V               ASPECTOS PRÁTICOS NA IMPLEMENTAÇÃO DO CONTROLADOR ADAPTATIVO	66
5.1 - Introdução	66
5.2 - Implementação do Estimador de Parâmetros (Malha Aberta)	67

5.2.1 - Excitação Persistente	70
5.2.2 - Normalização	72
5.2.3 - Atualização da Matriz de Covariância e Taxa de Convergência	75
5.2.5 - Dinâmicas não Modeladas	80
5.3 - Implementação do Estimador de Parâmetros (Malha Fechada)	83
5.4 - Controle Adaptativo	86
5.5 - Conclusão	90
VI - ANÁLISE DO DESEMPENHO DO CONTROLADOR ADAPTATIVO	91
6.1 - Introdução	91
6.2 - Procedimentos	92
6.3 - Testes e Análises dos Resultados	95
6.3.1 - Sistema 1	96
6.3.2 - Sistema 2	113
6.4 - Conclusão	122
VII - CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	124
APÊNDICE A -- PARÂMETROS DO SISTEMA DE POTÊNCIA	127
APÊNDICE B - MATRIZES UTILIZADAS NA DISCRETIZAÇÃO DO SISTEMA DE POTÊNCIA	129
APÊNDICE C - PARÂMETROS DO CONTROLADOR ÓTIMO E DO POLINÔMIO $T(\delta)$	133
APÊNDICE D - RESOLUÇÃO DA EQUAÇÃO DIOFANTINA	136
BIBLIOGRAFIA	138

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 - Sistema de potência (máquina barra-infinita)	01
Figura 1.2 - Diagrama de blocos de sistema com ganho tabelado	04
Figura 1.3 - Diagrama de blocos de um sistema adaptativo modelo de referência	05
Figura 1.4 - Diagrama de blocos de um sistema adaptativo auto-ajustável	06
Figura 2.1 - Sistema máquina-barra infinita	15
Figura 2.2 - Modelo esquemático da máquina síncrona	16
Figura 2.3 - Diagrama de blocos do RAT	24
Figura 2.4 - Diagrama de blocos do sinal estabilizador	25
Figura 2.5 - Interligação do sistema de transmissão à máquina	26
Figura 2.6 - Diagrama fasorial que ilustra a transformação de eixos, referência sistema-máquina e vice-versa	28
Figura 3.1 - Resposta dos operadores $q$ e $\delta$ a uma entrada degrau	43
Figura 4.1 - Uma família geral de estruturas de modelos	48
Figura 4.2 - Modelo ARX	48
Figura 4.3 - Diagrama de blocos do sistema a malha fechada	59
Figura 5.1 - Sistema máquina-barra infinita	



Figura 5.2 - Resultados dos parâmetros estimados	71
Figura 5.3 - Resultados dos parâmetros estimados sistema linear	72
Figura 5.4 - Resultados dos parâmetros estimados com normalização	74
Figura 5.5 - Resultados dos parâmetros estimados com $P(t)=10^8$	77
Figura 5.6 - Resultados dos parâmetros estimados com $P(t)=10^3$	78
Figura 5.7 - Resultados dos parâmetros estimados com $P(t)$ "ponderada"	79
Figura 5.8 - Largura de faixa de um filtro passa-faixa	81
Figura 5.9 - Diagrama de Bode do sistema de 3ª ordem linearizado e do filtro passa-faixa de 5ª ordem	82
Figura 5.10 - Resultados dos parâmetros estimados com filtro	82
Figura 5.11 - Resultados dos parâmetros estimados com controlador de parâmetros fixos	84
Figura 5.12 - Diagrama de blocos da estimação de parâmetros do sistema em malha aberta	84
Figura 5.13 - Diagrama de blocos da estimação de parâmetros do sistema em malha fechada	85
Figura 5.14 - Amplitude dos sinais de entrada $u_c$ e $u$	85
Figura 5.15 - Resultados dos parâmetros estimados com controlador de parâmetros fixos	86
Figura 5.16 - Resultados dos parâmetros estimados com controlador adaptativo	87
Figura 5.17 - Resultados do erro de predição	87
Figura 5.18 - Parâmetros $g_i$ do controlador adaptativo	88
Figura 5.19 - Parâmetros $f_i$ do controlador adaptativo	89
Figura 6.1 - Diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador convencional	92

Figura 6.2 - Diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador ótimo	93
Figura 6.3 - Diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador adaptativo	93
Figura 6.4 - Resposta do sistema	97
Figura 6.5 - Variação da tensão de campo	98
Figura 6.6 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição, sistema com controlador adaptativo	98
Figura 6.7 - Estimativa dos parâmetros $a_i$ e $b_i$ do modelo do sistema	99
Figura 6.8 - Parâmetros $f_i$ do controlador adaptativo	99
Figura 6.9 - Parâmetros $g_i$ do controlador adaptativo	100
Figura 6.10 - Resposta do sistema	102
Figura 6.11 - Variação da tensão de campo	103
Figura 6.12 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição, sistema com controlador adaptativo	103
Figura 6.13 - Estimativa dos parâmetros $a_i$ e $b_i$ do modelo do sistema	104
Figura 6.14 - Parâmetros $f_i$ do controlador adaptativo	104
Figura 6.15 - Parâmetros $g_i$ do controlador adaptativo	105
Figura 6.16 - Resposta do sistema	107
Figura 6.17 - Variação da tensão de campo	108
Figura 6.18 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição, sistema com controlador adaptativo	108
Figura 6.19 - Tensão terminal da máquina	109
Figura 6.20 - Estimativa dos parâmetros $a_i$ e $b_i$ do modelo do sistema	110
Figura 6.21 - Parâmetros $f_i$ do controlador adaptativo	110
Figura 6.22 - Parâmetros $g_i$ do controlador	





## LISTA DE ABREVIATURAS

- Efd - Tensão de campo (p. u)
- e'd, e'q - Tensões transitórias segundo os eixos direto e em quadratura
- e''d, e''q - Tensões subtransitórias segundo os eixos direto e em quadratura
- e'' - Tensão subtransitória
- e(t) - Ruído branco
- H - Constante de inércia (MW.s/MVA)
- I - Corrente de Barra
- $\hat{I}$  - Corrente de Base da Armadura
- ia, ib, ic - Correntes trifásicas da armadura segundo as fases a, b e c
- id, iq - Correntes segundo os eixos direto e em quadratura
- id, iq - Correntes segundo os eixos direto e em quadratura referência sistema de transmissão
- ie - Corrente no enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura
- ifd - Corrente de campo
- ikd, ikq - Correntes dos enrolamentos amortecedores segundo os eixos direto e em quadratura
- It - Corrente Terminal
- $K_a, K_e$  - Ganho do RAT
- Kd - Fator de Amortecimento
- $K_s$  - Ganho do wash-out
- Laa, Lbb, Lcc - Indutâncias próprias das fases a, b e c
- Lab, Lba - Indutância mútua entre os enrolamentos das fases a e b
- Lac, Lca - Indutância mútua entre os enrolamentos das fases a e c

Lae, Lea - Indutância mútua entre o enrolamento da fase a e do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura

Lafd, Lfda - Indutância mútua entre os enrolamentos da fase a e do campo

Lakd, Lkda - Indutância mútua entre o enrolamento da fase a e do enrolamento amortecedor segundo o eixo direto

Lakq, Lkqa - Indutância mútua entre o enrolamento da fase a e do enrolamento amortecedor segundo o eixo em quadratura

Lbe, Leb - Indutância mútua entre o enrolamento da fase b e do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura

Lbfd, Lfdb - Indutância mútua entre os enrolamentos da fase b e do campo

Lbkd, Lkdb - Indutância mútua entre o enrolamento da fase b e do enrolamento amortecedor segundo o eixo direto

Lbkq, Lkqb - Indutância mútua entre o enrolamento da fase b e do enrolamento amortecedor segundo o eixo em quadratura

Lce, Lec - Indutância mútua entre o enrolamento da fase c e do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura

Lcfd, Lfdc - Indutância mútua entre os enrolamentos da fase c e do campo

Lckd, Lkdc - Indutância mútua entre o enrolamento da fase c e do enrolamento amortecedor segundo o eixo direto

Lckq, Lkqc - Indutância mútua entre o enrolamento da fase c e do enrolamento amortecedor segundo o eixo em quadratura

Lee - Indutância própria do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura

Lfdfd - Indutância própria do campo

Lfdkd, Lkdfd - Indutância mútua entre o enrolamento de campo e o enrolamento amortecedor segundo o eixo direto

Lfdkq, Lkqfd - Indutância mútua entre o enrolamento de

- campo e o enrolamento amortecedor segundo o eixo em quadratura
- Lfde, Lefd - Indutância mútua entre o enrolamento de campo e o enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura
- Lkdkd, Lkqkq - Indutâncias próprias dos enrolamentos amortecedores segundo os eixos direto e em quadratura
- Lkdkq, Lkqkd - Indutância mútua entre os enrolamentos amortecedores segundo o eixo direto e em quadratura
- Lkde, Lekd - Indutância mútua entre o enrolamento amortecedor segundo o eixo direto o enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura
- Lkqe, Lekq - Indutância mútua entre o enrolamento amortecedor segundo o eixo em quadratura e o enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura
- MRAS - Sistema Adaptativo Modelo de Referência
- Overflow - magnitude muito grande
- PA - Alocação de Pólos
- Pe - Potência Elétrica
- Pm - Potência Mecânica
- PSS - Estabilizador Adicional de Sistemas de Potência
- Pt - Potência ativa terminal
- P(t) - Matriz de Covariância
- P<sub>o</sub> - Valor inicial da matriz de covariância
- q - Operador Deslocamento
- R - Resistência da armadura (p.u)
- Ra, Rb, Rc - Resistências da armadura segundo as fases a, b e c
- RAT - Regulador Automático de Tensão
- Re - Resistência do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura
- Rfd - Resistência do campo segundo o eixo direto
- Rkd, Rkq - Resistência dos enrolamentos amortecedores segundo os eixos direto e em quadratura

RLS - Mínimos Quadrados Recursivo  
 SISO - Sistema como uma entrada e uma saída  
 STR - Regulador Auto-Ajustável  
 $T_a$  - Período de Amostragem  
 $T_a$  - Constante de Tempo do RAT  
 $T'_{do}$  - Constante de tempo de circuito aberto transitório no eixo direto  
 $T_m$  - Torque mecânico  
 $T''_{do}$  - Constante de tempo de circuito aberto subtransitório no eixo direto  
 $T'_{qo}$  - Constante de tempo de circuito aberto transitório no eixo em quadratura  
 $T''_{qo}$  - Constante de tempo de circuito aberto subtransitório no eixo em quadratura  
 $T_s$  - Constante de Tempo do wash-out  
 $T_1, T_2, T_3, T_4$  - Constantes de tempo do Lead-lag  
 $u, u(t)$  - Entrada do Sistema  
 $u_c$  - Sinal de comando ou referência  
 $V$  - Tensão de Barra  
 $\hat{V}$  - Tensão de Base da Armadura  
 $V_a, V_b, V_c$  - Tensões trifásicas da armadura segundo as fases a, b, e c  
 $V_d, V_q$  - Tensões segundo os eixos direto e em quadratura  
 $V_D, V_Q$  - Tensões segundo os eixos direto e em quadratura referência sistema de transmissão  
 $V_e$  - Tensão de Base do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura  
 $V_{fd}$  - Tensão de campo (Volts)  
 $V_{kd}, V_{kq}$  - Tensões de Base dos enrolamentos amortecedores segundo os eixos direto e em quadratura  
 $V_{ref}$  - Tensão de Referência  
 $V_s$  - Sinal do controlador estabilizador suplementar  
 $V_t$  - Tensão terminal  
 $v(t)$  - Distúrbio  
 $X_{ad}, X_{aq}$  - Reatâncias mutuas entre a armadura e os eixos direto e em quadratura  
 $X_d, X_q$  - Reatâncias síncronas segundo os eixos direto e em

quadratura

- $X'd$  - Reatância transitória no eixo direto  
 $X''d$  - Reatância subtransitória no eixo direto  
 $X_e$  - Reatância do enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura  
 $Xfd$  - Reatância do campo segundo o eixo direto  
 $Xkd, Xkq$  - Reatâncias dos enrolamentos amortecedores segundo os eixos direto e em quadratura  
 $X'q$  - Reatância transitória no eixo em quadratura  
 $X''q$  - Reatância subtransitória no eixo em quadratura  
 $X_l$  - Reatância de dispersão da armadura  
 $Y, Y(t)$  - Saída do Sistema  
 $Y_m$  - Saída do Modelo  
 $\hat{Y}(t/\theta)$  - Saída Predita em função de  $\theta(t)$   
 $Y_{11}, Y_{12}, Y_{21}, Y_{22}$  - Matrizes de Admitâncias  
 $\omega_0$  - Velocidade síncrona de referência (rad/seg)  
 $\delta$  - Operador Delta  
 $\Delta$  - Variação Incremental  
 $\varepsilon(t)$  - Erro de Predição  
 $\phi$  - Ângulo de carga  
 $\lambda$  - Fator de Esquecimento  
 $\eta(t)$  - Fator de normalização  
 $\theta$  - Ângulo entre o eixo direto e a fase a  
 $\theta(t)$  - vetor de parâmetros  
 $\theta_0$  - Valor inicial do vetor de parâmetros  
 $\varphi_a, \varphi_b, \varphi_c$  - Fluxos concatenados na armadura segundo as fases a, b e c  
 $\varphi_d, \varphi_q$  - Fluxos concatenados segundo os eixos direto e em quadratura  
 $\varphi_e$  - Fluxo concatenado no enrolamento amortecedor adicional segundo o eixo em quadratura  
 $\varphi_{fd}$  - Fluxo concatenado no campo segundo o eixo direto  
 $\varphi_{kd}, \varphi_{kq}$  - Fluxos concatenados nos enrolamentos amortecedores segundo os eixos direto e em quadratura  
 $\varphi(t)$  - Vetor de Regressão  
 $\varphi_n(t)$  - Vetor de regressão normalizado



## CAPÍTULO I

### INTRODUÇÃO

#### 1.1 - Visão Geral do Assunto

Nos dias de hoje a energia elétrica para as sociedades altamente desenvolvidas tornou-se quase indispensável. Os sistemas de potência (veja figura abaixo) são planejados e operados com o objetivo de suprir a demanda, sem interrupções, e com tensão e frequência constantes, de acordo com os padrões estabelecidos pelo órgão competente. Considerando-se que estes sistemas estão frequentemente sujeitos a perturbações, torna-se importante saber se as oscilações eletromecânicas são satisfatoriamente amortecidas ou crescem a tal magnitude que há perda de sincronismo de algum gerador em relação ao resto do sistema. Portanto, é indispensável que se façam estudos prévios relativos à estabilidade do sistema.

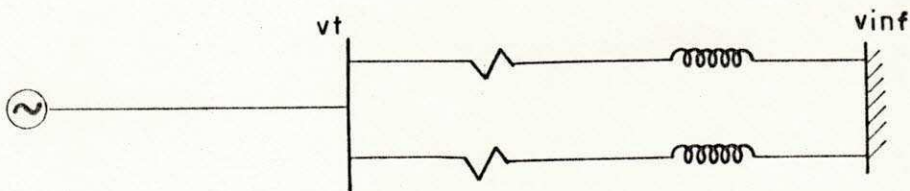


Figura 1.1 - Sistema de potência (máquina-barra infinita)

### 1.1.1 - Estabilização de Sistemas de Potência

Os geradores síncronos são equipados com reguladores automático de tensão (RAT), que têm como função manter a tensão terminal dos geradores próxima ao nível desejado. Estes melhoram os limites de estabilidade em estado estacionário, devido ao controle da tensão terminal e à estabilidade nos instantes próximos à aplicação de grandes perturbações (curto-circuito, saída ou entrada de grandes cargas). Contudo, mesmo melhorando os limites de estabilidade, eles podem reduzir o amortecimento inerente das máquinas podendo leva-las à instabilidade em oscilações subsequentes a primeira. (Demello & Concordia, 1969; Anderson & Fouad, 1977). Nesta situação, é importante o uso de algum tipo de compensação que melhore este amortecimento, permitindo um desempenho geral satisfatório para qualquer condição de operação.

Nas últimas décadas, esforços consideráveis têm sido feitos na aplicação da estabilização suplementar para melhorar o desempenho dinâmico dos geradores síncronos (Demello & Concordia, 1969; Elmetwally et al, 1975; Anderson et al, 1978; Abdalla & Walker, 1979; Gosh et al, 1984; Gosh et al, 1985; Cheng et al, 1986; Hsu & Liou, 1987; Guerra, 1987; Cheng et al, 1988; Yung, 1988; Barreiros, 1989; Gu & Bollinger, 1989). Demello e Concordia (1969) apresentaram em seu trabalho, o mecanismo pelo qual o RAT afeta o amortecimento das oscilações eletromecânicas, e apresentaram uma técnica para a solução do problema, criando um laço de realimentação da velocidade do gerador e adicionando-o à malha do RAT, e assim compensando o amortecimento negativo introduzido pelo RAT. Esta realimentação passou então a ser denominada de sinal adicional estabilizador, ou sinal de estabilização suplementar, e o compensador a ele associado é denominado "Power System Stabilizer (PSS)". Desde então, numerosos trabalhos têm sido publicados sobre o ajuste dos parâmetros do controlador e sobre projetos de outros tipos de RAT,

tais como controladores ótimos (Elmetwally et al, 1975; Anderson et al, 1978; Abdalla & Walker, 1979; Guerra, 1987) e controladores adaptativos (Gosh et al, 1984; Gosh et al, 1985; Cheng et al, 1986; Hsu & Liou, 1987; Cheng et al, 1988; Yung, 1988; Barreiros 1989; Gu & Bollinger 1989).

A utilização do sinal adicional estabilizador, como forma de aumentar o amortecimento das oscilações eletromecânicas é essencialmente realimentar um sinal (velocidade, potência, frequência ou uma mistura de sinais) na referência do RAI. O projeto desses sinais requer um conhecimento dos parâmetros do sistema para o posicionamento adequado dos pólos e zeros do compensador. Os controladores a parâmetros fixos apresentam um desempenho satisfatório em torno de um ponto de operação. Entretanto, para outros pontos de operação, eles podem ser insatisfatórios e, em casos extremos, acarretar instabilidade no sistema. Portanto, é desejável um compensador que ajuste seus parâmetros para toda faixa de operação do sistema, visto que sistemas de potência são inerentemente não-lineares, operando sobre uma grande faixa e portanto, mudando suas características dinâmicas de uma condição para outra. Assim, é natural pensar em utilizar-se parâmetros variáveis de modo a obter-se um desempenho dinâmico satisfatório em toda faixa de operação do sistema. Tendo em vista as facilidades atuais de se utilizar computadores digitais, a implementação de controladores adaptativos tornou-se uma alternativa viável.

### 1.1.2 - Controladores Adaptativos

A estratégia geral para projetar controladores adaptativos é ajustar os parâmetros do controlador baseado nas estimativas dos parâmetros de um modelo associado ao sistema. A cada período de amostragem, os parâmetros do modelo dinâmico assumido são estimados a partir dos dados

de entrada e saída, e os parâmetros do controlador são atualizados. Portanto, a adaptação paramétrica pode ser vista como a variação dos parâmetros do controlador de modo a seguir as mudanças das condições de operação do sistema (Seborg et al, 1986).

A aplicação de estratégias de controle adaptativo para controle de sistemas de potência é atrativa, pois as características dinâmicas do mesmo variam com o nível de carga e configuração do sistema. Controladores de parâmetros fixos são sempre um compromisso entre o melhor desempenho para condições de carga pesada e leve. Técnicas adaptativas são destinadas a fazer com que os parâmetros do controlador se ajustem para toda uma gama de condições de operações e, assim, assegurar um desempenho adequado em qualquer condição.

Åstrom (1987), apresenta três esquemas de controle adaptativo: Ganho Tabelado ("Gain Scheduling"), Modelo de Referência ("Model Reference Adaptive System, MRAS") e Auto-Ajustável ("Self-tuning Regulators, STR").

Os controladores adaptativos de ganho tabelado tem seus ganhos determinados a partir do conhecimento das características da dinâmica do sistema. Um diagrama de blocos de um sistema com ganho tabelado é mostrado na figura 1.2.

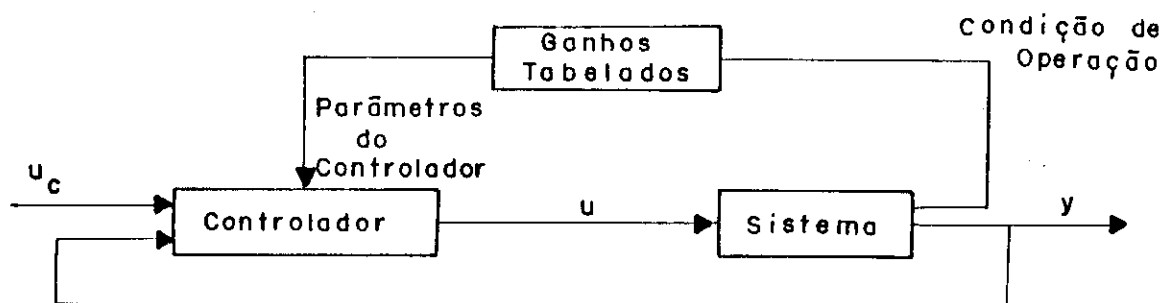


Figura 1.2 - Diagrama de blocos de um sistema com ganho tabelado.

Um das desvantagens do ganho tabelado é dele ser

na verdade uma compensação a malha aberta, e assim não existe uma realimentação que corrija um tabelamento errado de ganhos. Outra desvantagem é o tempo de projeto, pois é necessário determinar parâmetros para o controlador para diversas condições de operação. Mas, sua vantagem é que os parâmetros do controlador podem variar muito rapidamente em resposta às variações do sistema. Portanto, ganho tabelado é uma técnica muito útil para reduzir os efeitos das variações de parâmetros.

Os controladores adaptativos modelo de referência têm seus parâmetros ajustados a partir da diferença das saídas do sistema e de um modelo convenientemente escolhido. Um diagrama de blocos de um sistema adaptativo modelo de referência é mostrado na figura 1.3.

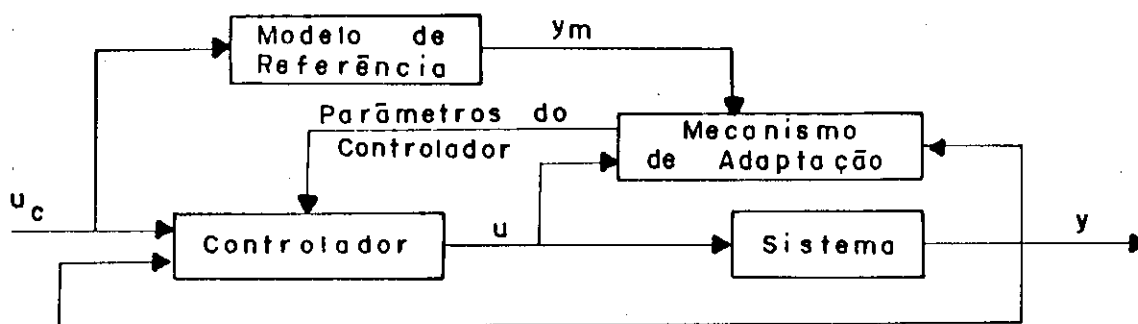


Figura 1.3 - Diagrama de blocos de um sistema adaptativo modelo de referência.

Para projetar esse tipo de controlador é necessário ter uma boa idéia do desempenho do sistema em malha aberta. Isto se deve ao fato que o esforço de controle para seguir o modelo de referência poderá ser grande e, dada a ocorrência de limitações físicas dos controladores, a resposta do sistema será, na prática, bem diferente daquela do modelo de referência. Portanto, o problema chave é determinar um mecanismo de adaptação para se obter um sistema realimentado estável e que leve a diferença entre a saída do sistema e do modelo a zero.

Os reguladores modelo de referência podem ser

classificados em diretos e indiretos. Nos algoritmos modelo de referência direto, os parâmetros do controlador são atualizados diretamente. Já nos algoritmos modelo de referência indiretos, os parâmetros do controlador são obtidos indiretamente através do modelo do sistema.

Os controladores adaptativos auto-ajustáveis fazem a identificação da dinâmica do sistema "on-line" e usam estas informações para determinar os parâmetros adequados, a fim de que o controlador satisfaça o desempenho especificado para o sistema em malha fechada. Se a dinâmica do sistema varia, o controlador tem seus parâmetros modificados convenientemente para satisfazer a nova condição de operação. Um diagrama de blocos de um sistema adaptativo auto-ajustável é mostrado na figura 1.4.

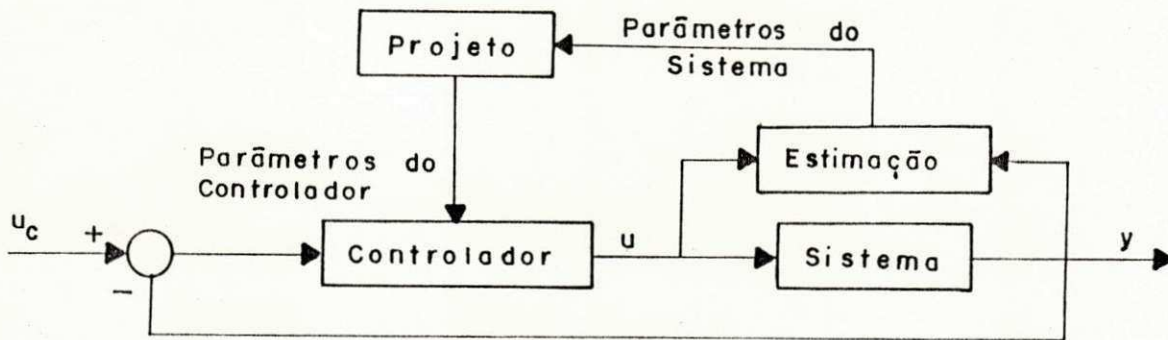


Figura 1.4 - Diagrama de blocos de um sistema adaptativo auto-ajustável.

Os reguladores auto-ajustáveis podem ser classificados em explícitos ou implícitos. No método explícito, os parâmetros do controlador são determinados a partir dos parâmetros estimados de um modelo do sistema. No método implícito reparametriza-se o sistema, de modo que este seja expresso em termos dos parâmetros do regulador, eliminando os cálculos de projeto e como consequência, a simplificação no algoritmo.

Observando a figura 1.4, vê-se que o algoritmo do regulador auto-ajustável explícito consiste de três partes: um estimador de parâmetros, um bloco que determina os



parâmetros do controlador (projeto) e um controlador linear (Brickwedde, 1985).

A estimação de parâmetros é uma das etapas mais importantes na determinação do controlador, pois seu cálculo fornece o modelo do sistema a partir de medidas "on-line".

Existem diferentes métodos de estimação que podem ser usados, por exemplo, Mínimos Quadrados, Mínimos Quadrados Ponderado, Mínimos Quadrados Extendido, Mínimos Quadrados Recursivo, Variáveis Instrumentais, Variáveis Instrumentais Recursivo, Filtro de Kalman (Ljung, 1987). Os métodos recursivos são aqueles que fazem estimação "on-line", enquanto os outros fazem as estimações "off-line". O método dos Mínimos Quadrados é baseado na minimização de uma função custo que mede os erros entre a saída do sistema e a saída predita. O método dos Mínimos Quadrados Ponderado introduz uma ponderação nos erros, de forma a pesar diferentemente as observações passadas e presentes, fato que não ocorria nos Mínimos Quadrados básico cujos erros eram igualmente importantes. O método dos Mínimos Quadrados Extendido é o mais utilizado quando o sistema é afetado por um ruído colorido, pois ele faz a estimação dos parâmetros do sistema, assim como do distúrbio. O método das Variáveis Instrumentais é uma modificação do método dos Mínimos Quadrados e é baseado na escolha de um vetor de variáveis previamente definidas que não devem ser correlacionadas com o ruído. Todos os métodos discutidos anteriormente podem também existir na forma recursiva, na qual existe a vantagem das estimações serem feitas "on-line".

## 1.2 - Revisão dos Trabalhos Anteriores

Vários trabalhos sobre aplicação de controle adaptativo para sistemas de potência têm sido publicados

nesta última década. Contudo, nota-se que a maioria dos trabalhos diz respeito a reguladores de tensão. Wellstead et al (1979) apresentam um estudo detalhado sobre essas aplicações. Far-se-á uma descrição sucinta de alguns trabalhos a respeito de sinais estabilizadores, baseado principalmente em métodos de controle auto-ajustável a seguir.

No trabalho desenvolvido por Ghost et al (1984), as características de certas técnicas de controle adaptativo aplicadas a estabilizadores de sistema de potência são sumarizadas. As características analisadas são de um regulador adaptativo modelo de referência (MRAS) e quatro tipos de reguladores auto-ajustável. Dos métodos de controle auto-ajustável considerados, eles descartam o método implícito de variância mínima devido a problemas como sistemas de fase não-mínima, e pelo fato de ele frequentemente produzir sinais de controle excessivos. Dos métodos explícitos discutidos, eles descartam o método linear quadrático ótimo pela exigência de intensiva computação. O método de alocação de pólos quando existe muitos pólos também é descartado por razões semelhantes ao anterior. Eles defendem o método de deslocamento de pólos, uma versão modificada do método de alocação de pólos, na qual todos os pólos são posicionados de acordo com apenas um parâmetro. Neste método, os parâmetros do controlador são selecionados com base nos pólos de malha fechada, e os pólos de malha fechada são movidos radialmente a uma curta distância dos pólos de malha fechada identificados em direção à origem do plano Z. Somente um parâmetro, denotado por  $\alpha$ , controla a alocação dos pólos. Os cálculos envolvidos não são complicados, e resultados de simulação indicam que este controlador adaptativo tem um desempenho superior a qualquer dos outros apresentados. Eles utilizam a potência de saída do gerador como entrada do estabilizador, um modelo de terceira ordem para o sistema e um ruído pseudo-aleatório no processo de identificação.

No trabalho de Ghost et al (1985), é introduzida a

auto-sintonização na técnica de deslocamento de pólos . O sinal de entrada usado é a velocidade. Para evitar mudanças radicais dos parâmetros estimados durante a perturbação (que podem prejudicar o controle), eles incluem na estimação recursiva uma lógica para interromper a identificação por um intervalo de 0.5 segundos, quando a perturbação é detectada. As simulações digitais e os testes em laboratório para um turbogerador são apresentados. Os resultados deste controle adaptativo são superiores aos resultados por eles obtidos usando controle com parâmetros fixos.

No trabalho de Cheng et al (1986), uma técnica de deslocamento de pólos total é descrita e consiste de um fator  $\alpha$  que é determinado em cada período de amostragem por um processo iterativo. A identificação é feita pelo método dos Mínimos Quadrados Recursivo com fator de esquecimento variável. Os resultados dos testes e as simulações para uma máquina-barras infinita são apresentados, mostrando que um bom desempenho pode ser obtido com esta técnica. Entretanto, como o cálculo do sinal de controle depende da inversão de uma matriz e é um procedimento iterativo, ele pode levar tempo para ser implementado em tempo real para algumas condições de operação.

Em Hsu & Liou (1987), é desenvolvido um controlador PID auto-ajustável, com estimação de parâmetros pelo método dos Mínimos Quadrados Recursivo para um sistema máquina-barras infinita. O controlador PID proposto tem uma implementação relativamente simples e os resultados de simulação apresentados mostram que o controlador tem um desempenho melhor do que um controlador PID com parâmetros fixos para várias condições de operação. O modelo utilizado para representar o sistema é de segunda ordem.

O trabalho de Yung (1988) descreve um sinal estabilizador adaptativo auto-ajustável com deslocamento de pólos e com o fator  $\alpha$  variável. O controlador proposto é utilizado em um sistema máquina-barras infinita e os resultados mostram que o controlador adaptativo tem um



desempenho sempre igual ou melhor do que um controlador com parâmetros fixos. O método utilizado na estimação de parâmetros é o Mínimos Quadrados Recursivo com fator de esquecimento variável.

Em Cheng et al (1988), um estabilizador adaptativo dual é introduzido para amortecer as oscilações de um sistema multi-máquinas em um sistema de potência constituído de três máquinas. O método de estimação é o Mínimos Quadrados Recursivo com fator de esquecimento variável. O método do controle é baseado em deslocamentos de pólos com o fator  $\alpha$  auto-ajustável. Os resultados de vários testes e simulações são apresentados e mostram que o estabilizador adaptativo e o convencional trabalhando em diferentes unidades podem operar cooperativamente neste sistema considerado.

No trabalho de Gu & Bollinger (1989), é desenvolvido um controlador de variância mínima generalizada (um método implícito, em que o objetivo é minimizar a variação das oscilações eletromecânicas da máquina), com estimação de parâmetros pelo método dos Mínimos Quadrados Recursivo com fator de esquecimento variável para uma máquina conectada a uma barra infinita. Os resultados de simulação apresentados mostram que o controlador realmente diminui as oscilações, embora a comparação tenha sido feita com o sistema sem sinal estabilizador. Esta estratégia de controle em particular é limitada para o uso de sistemas de fase mínima.

Em seu trabalho Barreiros (1989), apresenta um sinal estabilizador adaptativo auto-ajustável com deslocamento de pólos sendo o fator  $\alpha$  constante, a estimação é feita pelo método dos Mínimos Quadrados Recursivo e os modelos utilizados para o sistema são os de segunda, terceira e quarta ordem. O controlador proposto foi utilizado nos sistemas máquina-barra infinita e em um sistema composto por duas máquinas interligadas por uma linha de transmissão. Os resultados apresentados mostram um desempenho melhor do controlador adaptativo quando

comparado com um controlador de parâmetros fixos.

No trabalho de Fan et al (1990), um controlador adaptativo auto-ajustável multivariável é desenvolvido. O projeto é de natureza descentralizada e é implementado localmente em cada unidade geradora. Um modelo média-móvel-auto-regressivo multivariável discreto é utilizado para representar a unidade geradora. O método dos Mínimos Quadrados Recursivo com fator de esquecimento variável e a técnica de controle de variância mínima generalizada são utilizados para sintetizar os controladores locais. Os resultados apresentados para um sistema de potência composto por dez unidades geradoras mostram que o controlador adaptativo multivariável é eficaz no amortecimento das oscilações após grande distúrbio, bem como, melhora a dinâmica do sistema para pequenas oscilações e é melhor do que o controle convencional. O controlador demonstra robustez e é compatível com os controladores convencionais existentes em sistemas multi-máquinas.

### 1.3 - Motivação da Pesquisa

Observa-se que os trabalhos anteriormente citados, utilizam somente a técnica do "congelamento" para aumentar a robustez do algoritmo de identificação quando da ocorrência de perturbações, entretanto existem técnicas que garantem uma maior robustez ao algoritmo tanto na presença de perturbações como em regime permanente.

O presente trabalho se justifica pela relevância da investigação do uso de sinais estabilizadores adaptativos, com vistas a manutenção do desempenho satisfatório da estabilização suplementar em toda faixa de operação do sistema. Assim sendo, pretende-se:

- utilizar técnicas de robustez em controladores adaptativos aplicados a sistemas com dinâmicas não

modeladas. Dinâmicas não modeladas referem-se as dinâmicas que não são descritas pelo modelo utilizado para representar o sistema físico no sistema adaptativo, pois invariavelmente os modelos são simplificados (lineares e de baixa ordem);

- avaliar o desempenho do sinal estabilizador adaptativo para melhorar o amortecimento de oscilações eletromecânicas de um gerador síncrono conectado a uma barra infinita;
- analisar o comportamento e desempenho do regulador face às mudanças no ponto de operação;
- comparar o desempenho do controlador proposto com técnicas existentes (estabilizadores de parâmetros fixos, baseados em técnicas de controle ótimo e controle clássico).

#### 1.4 - Organização do Trabalho

O trabalho está dividido em capítulos como dado a seguir.

No capítulo II, o sistema de potência é apresentado com sua respectiva formulação matemática que será utilizada para a simulação digital e linearização do sistema.

No capítulo III, o método utilizado para a linearização do sistema de potência é apresentado, bem como a discretização do sistema linearizado.

No capítulo IV, as bases teóricas do regulador adaptativo são apresentadas, assim como uma descrição de cada um de seus componentes.

No capítulo V, o algoritmo básico dos Mínimos Quadrados Recursivo é modificado, para garantir uma boa convergência dos parâmetros estimados do sistema real (não-linear), modelado como um sistema linear com dinâmicas não modeladas

No capítulo VI, o controlador adaptativo proposto é aplicado ao sistema teste e é analisado o seu desempenho em relação aos controladores de parâmetros fixos, quando



sujeitos a grandes e pequenas perturbações.

As conclusões e sugestões de trabalhos futuros se encontram no capítulo VII.

Finalmente, no apêndice A, encontram-se os valores do sistema teste; no apêndice B, estão definidas as matrizes utilizadas na discretização do sistema teste; no apêndice C, estão definidas as constantes do controlador ótimo e o polinômio  $T(\delta)$  e no apêndice D, a resolução da equação Diofantina para determinar os parâmetros do controlador fixo.

## CAPÍTULO II

### O SISTEMA DE POTÊNCIA

#### 2.1 - Introdução

A máquina síncrona (gerador), o transformador e a linha de transmissão (sistema de transmissão) constituem os componentes básicos de um sistema de energia elétrica (sistema de potência) (Anderson & Fouad, 1977; Elgerd, 1977).

Este sistema (sistema de potência) pode ser simplesmente uma pequena unidade geradora que supre uma determinada demanda localizada, ou os grandes e complexos sistemas interligados que suprem demandas de muitas cidades em vários estados.

A configuração escolhida para o sistema de potência do presente estudo, é mostrada na figura 2.1, e consiste de um gerador síncrono ligado a uma barra infinita através de um circuito com duas linhas de transmissão.

São apresentados neste capítulo o modelo matemático da máquina síncrona e seus controladores, assim como do sistema de transmissão. Também são apresentadas as respectivas formulações que serão utilizadas para a simulação digital (programa de estabilidade), bem como para a modelagem linearizada do sistema.

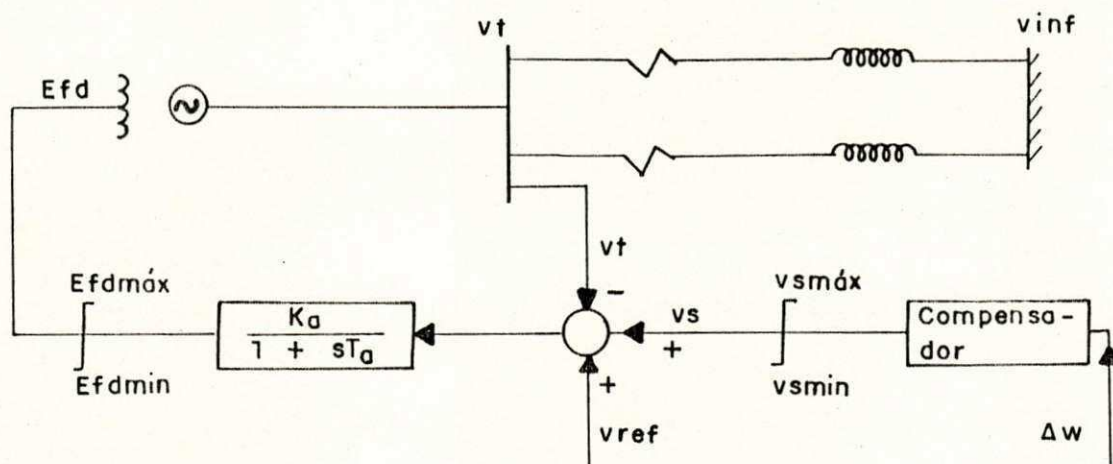


Figura 2.1 - Sistema máquina-barra infinita.

## 2.2 - Modelos de Máquina Síncrona

Os modelos que representam uma máquina síncrona nos estudos de estabilidade de sistemas de potência são introduzidos na forma de um sistema de equações de tensão, fluxo e movimento, traduzindo o comportamento do modelo utilizado. Em um sistema de potência de grande porte (multi-máquinas) é vantajoso escolher um modelo mais simples, a fim de reduzir o tempo de cálculo. É necessário contudo, definir a importância dos termos desprezados e introduzir, eventualmente, termos corretivos segundo a natureza do problema estudado para que o objetivo do mesmo não seja deturpado (Elgerd, 1977; Mota, 1986).

Deve-se ressaltar que, para a simulação do sistema de potência num programa de estabilidade, o modelo da máquina deve ser o mais detalhado possível (Young, 1972).

Utilizando-se os conceitos da teoria de circuitos magnéticos lineares acoplados, pode-se escrever as equações que representam as variações dos fluxos concatenados, tensões e correntes dos vários enrolamentos de uma máquina síncrona como função do movimento do rotor.

A figura 2.2, mostra esquematicamente uma máquina



síncrona com três enrolamentos no estator, fases A, B e C e quatro enrolamentos no rotor: um enrolamento de excitação, um enrolamento amortecedor no eixo direto, e dois enrolamentos amortecedores no eixo em quadratura (Mota, 1986; Guerra, 1987).

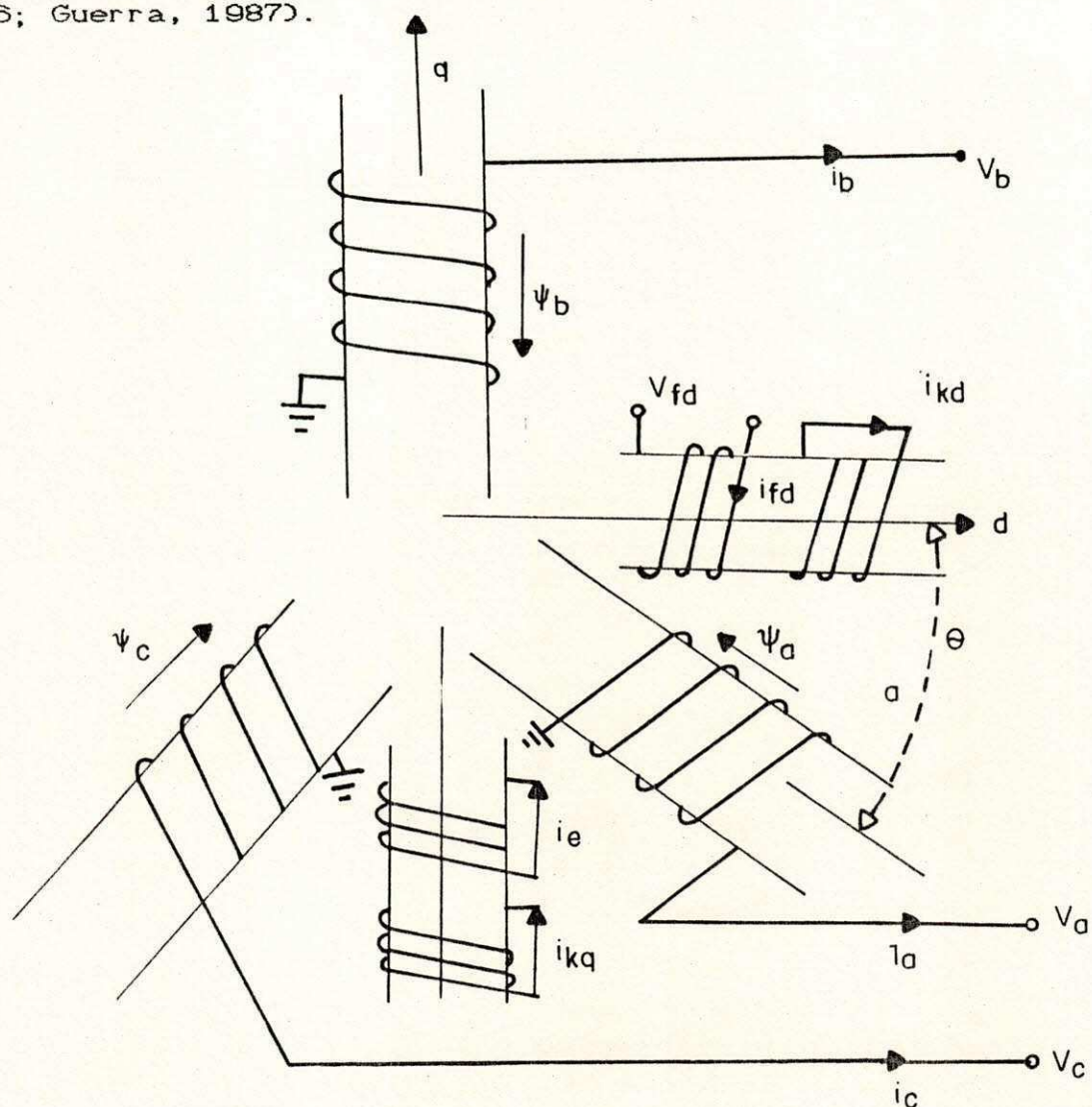


Figura 2.2 - Modelo esquemático da máquina síncrona

As equações dos circuitos para cada enrolamento são:

$$\begin{aligned}
 V_a &= -R_a \cdot i_a + \dot{\psi}_a & V_{fd} &= R_{fd} \cdot i_{fd} + \dot{\psi}_{fd} \\
 V_b &= -R_b \cdot i_b + \dot{\psi}_b & 0 &= R_e \cdot i_e + \dot{\psi}_e \\
 V_c &= -R_c \cdot i_c + \dot{\psi}_c & 0 &= R_{kd} \cdot i_{kd} + \dot{\psi}_{kd} \\
 & & 0 &= R_{kq} \cdot i_{kq} + \dot{\psi}_{kq}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Os fluxos concatenados para cada enrolamento podem ser expressos como a seguir (Kimbark, 1956; Mota, 1986)

$$\begin{bmatrix} \varphi_a \\ \varphi_b \\ \varphi_c \\ \varphi_{fd} \\ \varphi_e \\ \varphi_{kd} \\ \varphi_{kq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -L_{aa} & -L_{ab} & -L_{ac} & L_{afd} & L_{ae} & L_{akd} & L_{akq} \\ -L_{ba} & -L_{bb} & -L_{bc} & L_{bfd} & L_{be} & L_{bkd} & L_{bkq} \\ -L_{ca} & -L_{cb} & -L_{cc} & L_{cfd} & L_{ce} & L_{ckd} & L_{ckq} \\ L_{fda} & L_{fdb} & L_{fdc} & L_{fdfd} & L_{fde} & L_{fdkd} & L_{fdkq} \\ L_{ea} & L_{eb} & L_{ec} & L_{efd} & L_{ee} & L_{ekd} & L_{ekq} \\ L_{kda} & L_{kdb} & L_{kdc} & L_{kdfd} & L_{kde} & L_{kdkd} & L_{kdkq} \\ L_{kqa} & L_{kqb} & L_{kqc} & L_{kqfd} & L_{kqe} & L_{kqkd} & L_{kqkq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \\ i_{fd} \\ i_e \\ i_{kd} \\ i_{kq} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

### 2.2.1 - Valores das Indutâncias como função do Rotor

As variações das indutâncias próprias  $L_{aa}$ ,  $L_{bb}$  e  $L_{cc}$  das fases "a", "b" e "c" podem ser expressas como uma série de Fourier truncada na forma (Kimbark, 1956; Anderson & Fouad, 1977; Elgerd, 1977; Mota, 1986):

$$\begin{aligned} L_{aa} &= L_s + L_m \cdot \cos[2\theta] \\ L_{bb} &= L_s + L_m \cdot \cos[2(\theta - 120^\circ)] \quad \text{onde: } L_s > L_m \\ L_{cc} &= L_s + L_m \cdot \cos[2(\theta + 120^\circ)] \end{aligned} \quad (2.3)$$

A indutância mútua entre dois enrolamentos quaisquer da armadura pode ser expressa como a seguir (Kimbark, 1956; Anderson & Fouad, 1977; Elgerd, 1977; Mota, 1986):

$$\begin{aligned} L_{ab} &= L_{ba} = - (M_s + L_m \cdot \cos[2(\theta + 30^\circ)]) \\ L_{ac} &= L_{ca} = - (M_s + L_m \cdot \cos[2(\theta - 210^\circ)]) \\ L_{bc} &= L_{cb} = - (M_s + L_m \cdot \cos[2(\theta - 90^\circ)]) \end{aligned} \quad (2.4)$$

A indutância mútua de qualquer enrolamento no eixo direto com qualquer fase da armadura tem valor máximo quando o eixo direto coincide com o eixo daquela fase, e são dadas por (Kimbark, 1956; Anderson & Fouad, 1977; Elgerd, 1977; Mota, 1986):

$$\begin{aligned} L_{afd} &= L_{fda} = M_{afd} \cdot \cos(\theta) & L_{akd} &= L_{kda} = M_{kd} \cdot \cos(\theta) \\ L_{bfd} &= L_{fdb} = M_{afd} \cdot \cos(\theta - 120^\circ) & L_{bkd} &= L_{kdb} = M_{kd} \cdot \cos(\theta - 120^\circ) \\ L_{cfd} &= L_{fdc} = M_{afd} \cdot \cos(\theta + 120^\circ) & L_{ckd} &= L_{kdc} = M_{kd} \cdot \cos(\theta + 120^\circ) \end{aligned} \quad (2.5)$$

Analogamente, a indutância mútua de qualquer

enrolamento no eixo em quadratura com qualquer fase da armadura tem valor máximo quando o eixo em quadratura coincide com o eixo daquela fase, e são dadas por (Kimbark, 1956; Anderson & Fouad, 1977; Elgerd, 1977; Mota, 1986):

$$\begin{aligned} L_{ae}=L_{ea} &= M_e \cdot \cos(\theta+90^\circ) & L_{akq}=L_{kqa} &= M_{kq} \cdot \cos(\theta+90^\circ) \\ L_{be}=L_{eb} &= M_e \cdot \cos(\theta-30^\circ) & L_{bkq}=L_{kqb} &= M_{kq} \cdot \cos(\theta-30^\circ) \\ L_{ce}=L_{ec} &= M_e \cdot \cos(\theta-150^\circ) & L_{ckq}=L_{kqc} &= M_{kq} \cdot \cos(\theta-150^\circ) \end{aligned} \quad (2.6)$$

As indutâncias mútuas entre os eixos direto e quadratura são nulas.

$$L_{fde} = L_{fdkq} = L_{kdkq} = L_{kde} = 0 \quad (2.7)$$

As indutâncias  $L_{fdfd}$ ,  $L_{kdkd}$ ,  $L_{kqkq}$  e  $L_{ee}$  são constantes.

As indutâncias mútuas entre os enrolamentos do mesmo eixo também são constantes:

$$\begin{aligned} L_{fdkd} &= L_{kdfd} = \text{CTE} \\ L_{ekq} &= L_{kqe} = \text{CTE} \end{aligned} \quad (2.8)$$

### 2.2.2 - Transformação de Park

A transformação de Park traz uma grande simplificação na descrição matemática da máquina síncrona. Através dela consegue-se eliminar os parâmetros variantes no tempo das equações apresentadas, e assim obtém-se um novo conjunto de equações com coeficientes invariantes no tempo (Kimbark, 1956; Anderson & Fouad, 1977; Mota, 1986).

A transformação de Park corresponde fisicamente a substituição de uma armadura trifásica por uma bifásica equivalente (d,q), mais uma bobina homopolar (0) que funcionará quando a soma  $i_a+i_b+i_c \neq 0$ , ou seja, quando existir cargas desequilibradas e a armadura do estator estiver ligada em delta ou estrela interligada. A armadura



bifásica d,q é colocada solidária ao rotor (o eixo d alinhado com o eixo de excitação do rotor, pólo saliente; o eixo q em quadratura com d). Pode-se então observar que, em regime permanente, as grandezas desta máquina (fluxo, corrente e tensões) serão contínuas. Isto ocorre porque as bobinas em d,q já giram com a mesma velocidade do campo girante que a armadura trifásica produz em regime permanente e, portanto, são percorridas necessariamente por correntes contínuas.

Por eixo, têm-se as seguintes equações que descrevem o comportamento dinâmico das máquinas síncronas após a aplicação da transformação (Mota, 1986).

- Fluxos Concatenados no Eixo Direto

$$\begin{aligned}\varphi_d &= -L_d.i_d + M_{fd}.i_{fd} + M_{kd}.i_{kd} \\ \varphi_{fd} &= -3/2.M_{fd}.i_d + L_{fd}i_{fd} + L_{fdk}i_{kd} \\ \varphi_{kd} &= -3/2.M_{kd}.i_d + L_{kfd}i_{fd} + L_{kdk}i_{kd}\end{aligned}\quad (2.9)$$

- Fluxos Concatenados no Eixo em Quadratura.

$$\begin{aligned}\varphi_q &= -L_q.i_q + M_e.i_e + M_{kq}.i_{kq} \\ \varphi_e &= -3/2.M_e.i_q + L_{ee}.i_e + L_{ek}i_{kq} \\ \varphi_{kq} &= -3/2.M_{kq}.i_q + L_{kqe}.i_e + L_{kqk}i_{kq}\end{aligned}\quad (2.10)$$

- Tensões no Eixo Direto

$$\begin{aligned}V_d &= \dot{\varphi}_d - R.i_d - \varphi_q.\dot{\theta} \\ V_{fd} &= \dot{\varphi}_{fd} - R_{fd}.i_{fd} \\ 0 &= \dot{\varphi}_{kd} - R_{kd}.i_{kd}\end{aligned}\quad (2.11)$$

- Tensões no Eixo em Quadratura

$$\begin{aligned}V_q &= \dot{\varphi}_q - R.i_q - \varphi_d.\dot{\theta} \\ 0 &= \dot{\varphi}_e - R_e.i_e \\ 0 &= \dot{\varphi}_{kq} - R_{kq}.i_{kq}\end{aligned}\quad (2.12)$$

### 2.2.3 - Sistema por Unidade

Definem-se as seguintes bases para a armadura: a tensão base será escolhida como o valor de pico da tensão nominal do estator  $\hat{V}$ ; para a corrente, sua base será escolhida como o valor de pico da corrente nominal do estator  $\hat{I}$ . Para o rotor, as tensões bases são denotadas por  $V$  com o tipo de enrolamento identificado no sub-índice (Mota,1986). Portanto, têm-se as seguintes relações que definem o sistema pu.

$$\frac{3}{2} \cdot \hat{V} \cdot \hat{I} = V_{fd} \cdot I_{fd} = V_e \cdot I_e = V_{kd} \cdot I_{kd} = V_{kq} \cdot I_{kq} \quad (2.13)$$

Pode-se expressar as equações (2.9) a (2.12) em pu deste sistema por (Mota,1986):

- Fluxos Concatenados no Eixo Direto.

$$\begin{aligned} \varphi_d &= -X_d \cdot i_d + X_{ad} \cdot i_{fd} + X_{ad} \cdot i_{kd} \\ \varphi_{fd} &= -X_{ad} \cdot i_d + X_{fd} \cdot i_{fd} + X_{ad} \cdot i_{kd} \\ \varphi_{kd} &= -X_{ad} \cdot i_d + X_{ad} \cdot i_{fd} + X_{kd} \cdot i_{kd} \end{aligned} \quad (2.14)$$

- Fluxos Concatenados no Eixo em Quadratura

$$\begin{aligned} \varphi_q &= -X_q \cdot i_q + X_{aq} \cdot i_e + X_{aq} \cdot i_{kq} \\ \varphi_e &= -X_{aq} \cdot i_q + X_e \cdot i_e + X_{aq} \cdot i_{kq} \\ \varphi_{kd} &= -X_{aq} \cdot i_q + X_{aq} \cdot i_e + X_{kq} \cdot i_{kq} \end{aligned} \quad (2.15)$$

- Tensões no Eixo Direto

$$\begin{aligned} V_d &= (1/\omega_0) \cdot \dot{\varphi}_d - R \cdot i_d - (1/\omega_0) \cdot \varphi_q \cdot \dot{\theta} \\ V_{fd} &= (1/\omega_0) \cdot \dot{\varphi}_{fd} - R_{fd} \cdot i_{fd} \\ 0 &= (1/\omega_0) \cdot \dot{\varphi}_{kd} - R_{kd} \cdot i_{kd} \end{aligned} \quad (2.16)$$

- Tensões no Eixo em Quadratura

$$\begin{aligned} V_q &= (1/\omega_0) \cdot \dot{\varphi}_q - R \cdot i_q - (1/\omega_0) \cdot \varphi_d \cdot \dot{\theta} \\ 0 &= (1/\omega_0) \cdot \dot{\varphi}_e - R_e \cdot i_e \\ 0 &= (1/\omega_0) \cdot \dot{\varphi}_{kq} - R_{kq} \cdot i_{kq} \end{aligned} \quad (2.17)$$



A escolha da corrente base  $I_{fd}$  será a corrente que induz a tensão nominal na linha do entreferro multiplicada por  $X_{ad}$ . Por esta razão, este sistema pu é chamado de sistema por unidade  $X_{ad}$ .

Um outro sistema por unidade utilizado por muitos modelos de reguladores de tensão, é o "Sistema de Tensão Unitária", nos quais os parâmetros são dados em pu de uma base, em que a tensão base do campo é a tensão que produz a tensão nominal do gerador na linha do entreferro (IEEE, 1981; Mota, 1986).

Chama-se esta nova tensão base de  $V_{fdn}$ , para diferenciar das notações anteriores. A equação de tensão de campo  $V_{fd}$  em (2.16) com base  $V_{fdn}$  é denotada por  $E_{fd}$ , e é escrita como a seguir:

$$(R_{fd}/X_{ad}).E_{fd} = (1/\omega_0).j\dot{\phi}_{fd} + R_{fd}.i_{fd} \quad (2.18)$$

#### 2.2.4 - Modelos para Simulação Dinâmica de Máquinas Síncronas Expresso em função de Reatâncias e Constantes de Tempo Normalmente Fornecidas pelos Fabricantes.

As condições iniciais dos sistemas, são necessárias em todos os estudos que envolvem dinâmicas. Isto inclui todas as correntes e fluxos dos diferentes circuitos da máquina (Anderson & Fouad, 1977). O número de circuitos depende do modelo da máquina adotada para estudo.

Os modelos serão desenvolvidos a partir das equações já mostradas e serão usadas algumas relações entre parâmetros obtidas de definições apresentadas por Hammos (1971). Com isto chega-se ao modelo sugerido por Yong (1972), para simulação de máquinas síncronas em estudos de estabilidade de sistemas de potência.

Definições apresentadas por Hammos (1971).

$$\begin{aligned}
X'd &= Xd - Xad^2/Xfd \\
X'q &= Xq - Xaq^2/Xe \\
X''d &= Xd - Xad^2 \cdot [(Xfd + Xkd - 2 \cdot Xad)/(Xfd \cdot Xkd - Xad^2)] \\
X''q &= Xq - Xaq^2 \cdot [(Xe + Xkq - 2 \cdot Xaq)/(Xe \cdot Xkq - Xaq^2)] \\
T'do &= Xfd/(Rfd \cdot \omega) \quad (2.19) \\
T'qo &= Xe/(Re \cdot \omega) \\
T''do &= [1/(Rkd \cdot \omega)] \cdot (Xkd \cdot Xfd - Xad^2)/Xfd \\
T''qo &= [1/(Rkq \cdot \omega)] \cdot (Xkq \cdot Xe - Xaq^2)/Xe \\
X1 &= Xd - Xad = Xq - Xaq
\end{aligned}$$

Das equações (2.14) a (2.18) e as relações (2.19), chega-se às seguintes equações que representam a parte elétrica da máquina:

$$\dot{\phi}_{kd} = -(1/T''do) \cdot [\phi_{kd} - e'q + (X'd - X1) \cdot id] \quad (2.20)$$

$$\dot{\phi}_{kq} = -(1/T''qo) \cdot [\phi_{kq} - e'd + (X'q - X1) \cdot iq] \quad (2.21)$$

$$ikd = [(X'd - X''d)/(X'd - X1)^2] \cdot [\phi_{kd} - e'q + (X'd - X1) \cdot id] \quad (2.22)$$

$$e''d = \phi_{kq} + [(X''q - X1)/(X'q - X1)] \cdot (e'd - \phi_{kq}) \quad (2.23)$$

$$e''q = \phi_{kd} + [(X''d - X1)/(X'd - X1)] \cdot (e'q - \phi_{kd}) \quad (2.24)$$

$$\dot{e}'q = (1/T'do) \cdot [Efd - e'q + (Xd - X'd) \cdot (id - ikd)] \quad (2.25)$$

$$\dot{e}'d = -(1/T'qo) [e'd + Xc \cdot id - (Xc \cdot Xz / (Xv)^2)] [\phi_{kq} - e'd + Xv \cdot id] \quad (2.26)$$

onde:

$$Xc = Xq - X'q; \quad Xz = X'q - X''q; \quad Xv = X'q - X1$$

Além das equações anteriores, para descrever totalmente a máquina, deve-se incluir a equação de oscilação da mesma.

$$\ddot{\phi} = [\omega_0 / (2 \cdot \pi)] \cdot (Pm - Pe - Kd \cdot \dot{\phi}) \quad (2.27)$$

#### - Modelo da Máquina de 6ª Ordem

Este é o modelo mais completo da máquina. Considera-se na armadura apenas equações algébricas associadas aos enrolamentos de eixo direto e eixo em quadratura. As equações diferenciais correspondentes às variações de fluxos são desprezadas. No rotor são considerados quatro enrolamentos: segundo o eixo direto, o



enrolamento de campo e um enrolamento amortecedor; segundo o eixo em quadratura, dois enrolamentos amortecedores, sendo que um deles representa os efeitos das correntes induzidas no ferro para o caso de máquina de pólos lisos (Young, 1972; Guerra, 1987). Este modelo é representado pelas equações a seguir (Mota, 1986; Guerra, 1987):

$$\ddot{\phi} = [\omega_0 / (2 \cdot \pi)] \cdot (P_m - P_e - K_d \cdot \dot{\phi}) \quad (2.27)$$

$$\dot{\phi}_{kd} = -(1/T''_{do}) \cdot [\phi_{kd} - e'q + (X'd - X1) \cdot id] \quad (2.20)$$

$$\dot{\phi}_{kq} = -(1/T''_{qo}) \cdot [\phi_{kq} - e'd + (X'q - X1) \cdot iq] \quad (2.21)$$

$$ikd = [(X'd - X''d) / (X'd - X1)^2] \cdot [\phi_{kd} - e'q + (X'd - X1) \cdot id] \quad (2.22)$$

$$e''d = \phi_{kq} + [(X''q - X1) / (X'q - X1)] \cdot (e'd - \phi_{kq}) \quad (2.23)$$

$$e''q = \phi_{kd} + [(X''d - X1) / (X'd - X1)] \cdot (e'q - \phi_{kd}) \quad (2.24)$$

$$\dot{e}'q = (1/T'_{do}) \cdot [E_{fd} - e'q + (X_d - X'd) \cdot id - ikd] \quad (2.25)$$

$$\dot{e}'d = -(1/T'_{qo}) \cdot [e'd + X_c \cdot id - (X_c \cdot X_z / (X_v)^2)] \cdot [\phi_{kq} - e'd + X_v \cdot iq] \quad (2.26)$$

#### - Modelo da Máquina de 3ª Ordem.

Este modelo é o mais simples que leva em consideração a ação do regulador de tensão. Com isto tem-se, além da equação de oscilação, apenas uma equação diferencial para incluir o efeito da variação do fluxo no campo. Este modelo pode ser deduzido do modelo de 6ª ordem, considerando-se apenas um enrolamento no rotor (campo). Assim, têm-se as seguintes equações (Mota, 1986; Guerra, 1987):

$$\ddot{\phi} = [\omega_0 / (2 \cdot \pi)] \cdot (P_m - P_e - K_d \cdot \dot{\phi}) \quad (2.27)$$

$$\dot{e}'q = (1/T'_{do}) \cdot [E_{fd} - e'q + (X_d - X'd) \cdot id] \quad (2.28)$$

### 2.3 - Modelo de Regulador Automático de Tensão e Excitatriz

Em geradores elétricos, o regulador automático de tensão (RAT) tem como função manter a tensão terminal do gerador próxima da tensão de referência, ou seja, mantê-la dentro de uma determinada faixa, apesar das variações na demanda de cargas. A tensão terminal é medida



continuamente, e, então, comparada com a tensão de referência. Caso haja alguma variação (erro), esta variação é amplificada e é alimentada no sistema de excitação. Esta por sua vez é aumentada ou diminuída para satisfazer a demanda de carga, e a tensão terminal volta para a tensão especificada. As variações na tensão terminal do gerador são mantidas pequenas, empregando-se um controlador com alto ganho no RAT (Demello & Concordia, 1969; Mota, 1986).

Muitos modelos diferentes de RAT têm sido desenvolvidos para representar os vários tipos usados nos sistemas de potência, e o IEEE define várias formas de representá-los. O diagrama de blocos a seguir mostra o RAT normalmente utilizado na literatura e casos práticos.

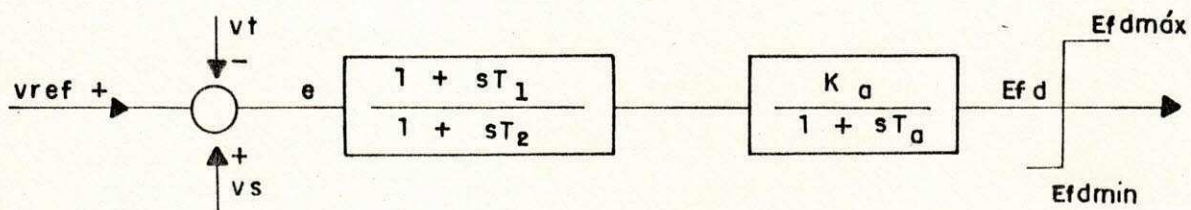


Figura 2.3 - Diagrama de blocos do RAT

O bloco de compensação de fase é introduzido para possibilitar uma operação mais estável, nos casos em que o ganho elevado no regulador de tensão compromete a estabilidade dinâmica. Contudo, neste trabalho não será considerado, pois deseja-se enfatizar a necessidade do sinal adicional estabilizador.

## 2.4 - Modelo de Sinais Estabilizadores

O uso de reguladores de tensão rápidos (altos ganhos) proporciona à máquina um aumento em seu torque de sincronização, ou seja, faz com que a amplitude da variação do ângulo de carga ( $\phi$ ) seja a menor possível, se o sistema é estável. Estes altos ganhos (RAT rápidos) tem a inconveniência de que o ângulo de carga ( $\phi$ ) fica oscilando



em torno do ponto nominal (amortecimento insatisfatório do sistema) (Demello & Concordia, 1969).

Para melhorar o amortecimento dessas oscilações são utilizados sinais estabilizadores derivados da potência ou velocidade, que são somados em algum ponto da malha direta do RAT.

Este sinal produzirá um deslocamento de fase nas oscilações do conjugado eletromagnético produzido pela máquina. Por isto, o sinal deve ser convenientemente ajustado para que, se possível, deixe as oscilações do conjugado eletromagnético e da velocidade angular da máquina em fase, garantindo assim, um bom amortecimento para o sistema. O sinal também deverá ser limitado, pois trás como efeito indesejável, interferência na tensão a ser controlada. A regra básica é ajustar estes limites no menor valor possível por razões de segurança, embora devam ser elevados o suficiente para manter o estabilizador atuante (Mota, 1986; Yung, 1988; Barreiros, 1989).

A figura a seguir mostra o diagrama de blocos encontrado normalmente para os sinais estabilizadores.

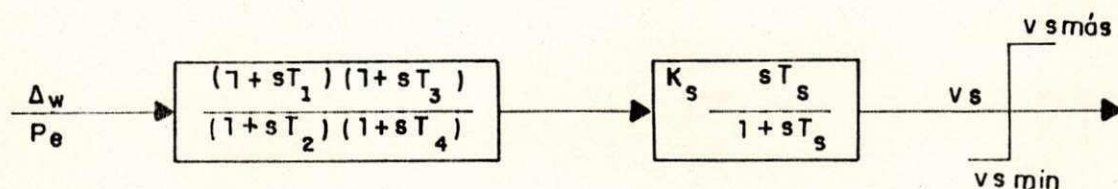


Figura 2.4 - Diagrama de blocos do sinal estabilizador

## 2.5 - Modelo de Regulador de Velocidade e Turbina

Neste trabalho não será usado regulador de velocidade, assim como, não será modelada a turbina. Desta forma, o torque e a potência mecânica da máquina serão considerados constantes.

## 2.6 - Modelo do Sistema de Transmissão

O sistema de transmissão é modelado de maneira análoga ao fluxo de cargas, para a simulação do comportamento dinâmico de um sistema de potência. A máquina é interligada à rede através de seu circuito equivalente tensão  $e''$  atrás da reatância  $x''d$ , onde  $e''$  varia de acordo com o modelo adotado (Mota, 1986).

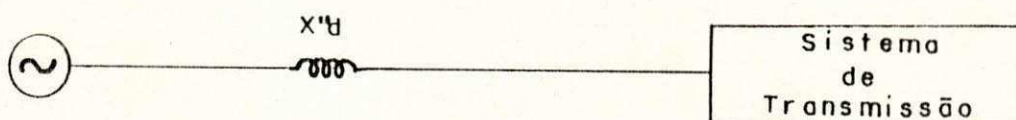


Figura 2.5 - Interligação do sistema de transmissão à máquina

A referência nodal será utilizada para modelar o sistema de transmissão. Assim, o cálculo das correntes terminais  $I_t$  e das tensões de barra  $V$  será feito da equação a seguir, escrita em forma matricial:

$$\begin{bmatrix} I \\ \hline I_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & | & Y_{12} \\ \hline Y_{21} & | & Y_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \\ \hline e'' \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

Esta equação pode ser manipulada através da álgebra matricial para a seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} V \\ \hline I_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11}^{-1} & | & Y_{11}^{-1} \cdot Y_{12} \\ \hline Y_{21} \cdot Y_{11}^{-1} & | & Y_{22} - Y_{21} \cdot Y_{11}^{-1} \cdot Y_{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ \hline e'' \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

Com o sistema de transmissão apresentado nesta forma, representam-se as cargas por impedância e / ou correntes constantes, não se descartando a possibilidade de representá-las por uma corrente que seja uma função da tensão.

No caso de impedância constante, representa-se



adequadamente a carga na matriz admitância, e faz-se a corrente injetada naquela barra igual a zero. No caso de corrente constante, calcula-se a corrente inicial, e corrige-se apenas o ângulo iterativamente, de acordo com a tensão da barra (Mota, 1986).

Na interligação das máquinas com a rede, as componentes reais e imaginárias de tensão e corrente devem estar consistentemente expressas na mesma referência de eixos. Nos modelos da máquina síncrona, as equações se referem às coordenadas dos eixos de cada máquina em estudo, enquanto os valores de tensão e corrente do sistema de transmissão referem-se a um eixo comum do sistema, originado da barra de balanço. Logo, transformações de valores de referência do sistema (D,Q) para a referência da máquina (d,q) e vice-versa serão necessárias, como é mostrado na figura 2.6 (Mota, 1986; Guerra, 1987; Barreiros, 1989).

Esta transformação é dada por:

$$\begin{bmatrix} i_D, V_D \\ i_Q, V_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{sen}\phi & \text{cos}\phi \\ -\text{cos}\phi & \text{sen}\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d, V_d \\ i_q, V_q \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

e sua inversa por:

$$\begin{bmatrix} i_d, V_d \\ i_q, V_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{cos}\phi & \text{sen}\phi \\ -\text{sen}\phi & \text{cos}\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_D, V_D \\ i_Q, V_Q \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

Com as transformações acima consegue-se ter todas as grandezas expressas em um mesmo eixo de referência, seja ele o do sistema de transmissão, ou da máquina.

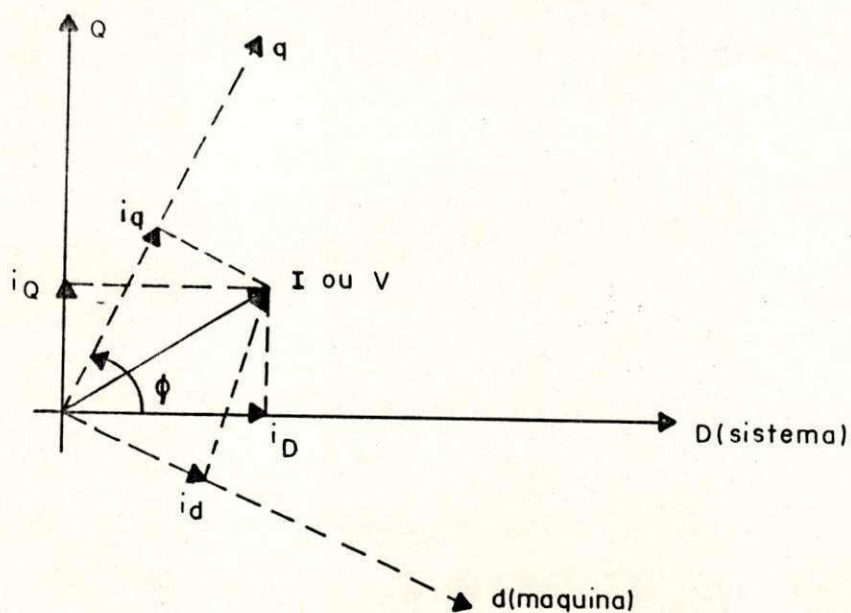


Figura 2.6 - Diagrama Fasorial que ilustra a transformação de eixos, referência sistema-máquina e vice-versa

## 2.7 - Conclusão

Neste capítulo, foram apresentadas as equações que representam cada parte do sistema de potência e descritas brevemente as funções de cada componente.

Na modelagem da máquina síncrona, parte-se de equações variantes no tempo impraticáveis para o uso. Utilizando-se da transformação de Park, chega-se a equações constantes no tempo e com isto diminui-se a complexidade dos cálculos. Para reduzir mais ainda a complexidade das equações, elas são normalizadas, e assim chega-se às equações utilizadas no programa de simulação digital.

Os modelos apresentados para o RAT e sinal estabilizador são os mais comumente utilizados na

literatura, e em grande parte, em sistemas reais.

Para poder conectar a máquina síncrona ao sistema de transmissão foi necessário fazer transformações de referência, pois para simular o sistema completo é necessário ter todos os valores na mesma referência.



## CAPÍTULO III

### LINEARIZAÇÃO E DISCRETIZAÇÃO DE SISTEMAS DE POTÊNCIA

#### 3.1 - Introdução

Um sistema de potência é modelado por um conjunto de equações algébricas e diferenciais não lineares que descrevem o comportamento dinâmico das máquinas, sistema de excitação, turbina, reguladores de velocidade e tensão, e o sistema de transmissão interligado. Para sistemas de potência de grande porte, esta modelagem é bastante complexa, tornando impraticável a utilização de técnicas de controle não linear para análise e projeto de elementos de controle (Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987).

Pode-se aplicar a teoria de controle linear para o sistema de potência, desde que o mesmo seja linearizado em torno de um ponto de operação, com a restrição de que esta só é válida para pequenas perturbações no sistema. Entretanto, através de simulações, os controles projetados na base de modelos linearizados têm mostrado dentro de certas limitações que funcionam bem para o sistema não-linear original.

A linearização do modelo de um sistema de potência com várias máquinas, em torno de um ponto de operação selecionado, pode ser desenvolvido tendo como base o método PQR (Anderson, 1969). O modelo do sistema de potência linearizado é então obtido na forma de equações de espaço de estado.



$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bu \\ Y &= Cx\end{aligned}\tag{3.1}$$

Como os objetivos deste capítulo são a linearização do sistema de potência, e a sua discretização, a equação de espaço de estado linearizada (3.1), será discretizada utilizando-se o operador delta ( $\delta$ ), e então transformada em um sistema entrada-saída (SISO), forma que será utilizada nos capítulos subsequentes.

### 3.2 - Regulador Automático de Tensão

O sistema de excitação considerado é um regulador estático bem rápido, isto é, com uma constante de tempo desprezível. Com isto tem-se uma simplificação no modelo, o RAT passa a ser representado por um ganho. Assim, a equação do sistema de excitação passa a ser apenas uma equação algébrica;

$$E_{fd} = K_e.(V_{ref} + V_s - V_t)\tag{3.2}$$

desde que o bloco avanço/atraso também foi desprezado conforme explicado no capítulo 2.

Uma versão linearizada da equação do sistema de excitação em torno de um ponto de operação é então escrita como:

$$\Delta E_{fd} = K_e.(\Delta V_s - \Delta V_t)\tag{3.3}$$

### 3.3 - REGULADOR DE VELOCIDADE E TURBINA

Como colocado no capítulo 2, a variação do torque mecânico, devido a ação da turbina e regulador de

velocidade, não foi considerada. Assim:

$$T_m = \text{CTE} \quad (3.4)$$

Uma versão linearizada da equação do regulador de velocidade e turbina em torno de um ponto de operação é então:

$$\Delta T_m = 0 \quad (3.5)$$

### 3.4 - Máquina Síncrona

Considerar-se-á para representar as máquinas síncronas um modelo simplificado de 3<sup>a</sup> ordem. Neste modelo, a máquina é composta do circuito da armadura e apenas um circuito no eixo direto do rotor (circuito de campo) (Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987).

Numa representação detalhada existem enrolamentos nos dois eixos do rotor. A eliminação dos enrolamentos amortecedores é aceitável em estudos nos quais o amortecimento entre máquinas proximamente acopladas não é de interesse, assim como nos estudos de estabilidade em que a eliminação está a favor da segurança (ou seja, caso haja estabilidade sem os enrolamentos amortecedores, maior ela será com eles).

No modelo de 3<sup>a</sup> ordem, as derivadas dos fluxos concatenados do eixo direto e do eixo em quadratura foram desprezados e a velocidade angular foi considerada constante, pois estas considerações tem efeitos contrabalançantes.

Se as derivadas dos fluxos concatenados dos eixos direto e em quadratura da armadura fossem incluídos, representar-se-ia com bastante precisão os torques de amortecimento que aparecem nas máquinas durante a ocorrência de curto-circuitos. Entretanto, para estudos de estabilidade de sistemas de grande porte é desejável



desprezar estes transitórios na armadura, pois eles tornam as correntes das máquinas não senoidais. Para evitar isto, deve-se incluir os transitórios eletromagnéticos associados com linhas de transmissão e cargas, o que consome tempo de computação excessivo, além da dificuldade da modelagem da carga (Castro & Mota, 1984).

As equações que representam o modelo de 3<sup>a</sup> ordem estão expressas em pu, cuja base do rotor é a tensão de campo que produz tensão nominal do gerador na linha do entreferro (Castro & Mota, 1984; Mota, 1986; Guerra, 1987).

- Equações relacionadas com o eixo direto.

$$V_d = -R \cdot i_d - \dot{\varphi}_q \quad (3.6)$$

$$\dot{\varphi}_{fd} = \omega_o \cdot [(R_{fd}/X_{ad}) \cdot E_{fd} - R_{fd} \cdot i_{fd}] \quad (3.7)$$

$$\varphi_{fd} = -X_{ad} \cdot i_d + X_{fd} \cdot i_{fd} \quad (3.8)$$

$$\varphi_d = -X_d \cdot i_d + X_{ad} \cdot i_{fd} \quad (3.9)$$

- Equações relacionadas com o eixo em quadratura.

$$V_q = -R \cdot i_q + \dot{\varphi}_d \quad (3.10)$$

$$\varphi_q = -X_q \cdot i_q \quad (3.11)$$

- Equação de Oscilação<sup>1</sup>

$$\ddot{\phi} = (\omega_o/2 \cdot \pi) \cdot (T_m - T_e - K_d \cdot \dot{\phi}) \quad (2.27)$$

- Equação do torque elétrico.

$$T_e = \varphi_d \cdot i_d - \varphi_q \cdot i_q \quad (3.12)$$

- Equações da tensão e potência nos terminais da máquina.

$$V_t^2 = V_d^2 + V_q^2 \quad (3.13)$$

$$P_t = V_d \cdot i_d + V_q \cdot i_q \quad (3.14)$$

No desenvolvimento deste modelo, os efeitos de

---

<sup>1</sup> Em pu, torque e potência são iguais para pequenas variações na velocidade angular

saturação foram desprezados. Isto significa que todas as reatâncias são mantidas constantes e a corrente de campo não será modificada, a fim de levar em consideração o efeito da saturação.

As equações dinâmicas (2.18) e (2.27) podem ser representadas em forma de variáveis de estado, como a seguir:

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= (\omega_0/2.\pi).(T_m - T_e - K_d.x_2) \\ \dot{x}_3 &= \omega_0.[(R_{fd}/X_{ad}).E_{fd} - R_{fd}.i_{fd}]\end{aligned}\quad (3.15)$$

onde:

$$x = (\phi, \dot{\phi}, \varphi_{fd})^T$$

Uma versão linearizada das equações da máquina em torno de um ponto de operação é escrita como segue (Guerra, 1987):

$$\Delta \dot{\phi} = \Delta \dot{\phi} \quad (3.16)$$

$$\Delta \ddot{\phi} = (\omega_0/2.\pi).(-\Delta T_e - K_d.\Delta \dot{\phi}) \quad (3.17)$$

$$\Delta \dot{\varphi}_{fd} = \omega_0.[(R_{fd}/X_{ad}).\Delta E_{fd} - R_{fd}.\Delta i_{fd}] \quad (3.18)$$

$$\Delta \varphi_q = -X_q.\Delta i_q \quad (3.19)$$

$$\Delta \varphi_d = -X_d.\Delta i_d + X_{ad}.\Delta i_{fd} \quad (3.20)$$

$$\Delta \varphi_{fd} = -X_{ad}.\Delta i_d + X_{fd}.\Delta i_{fd} \quad (3.21)$$

$$\Delta V_d = -R.\Delta i_d - \Delta \varphi_q \quad (3.22)$$

$$\Delta V_q = -R.\Delta i_q + \Delta \varphi_d \quad (3.23)$$

$$\Delta V_t = (V_{do}.\Delta V_d + V_{qo}.\Delta V_q)/V_{to} \quad (3.24)$$

$$\Delta T_e = \varphi_{do}.\Delta i_q + i_{qo}.\Delta \varphi_d - \varphi_{qo}.\Delta i_d - i_{do}.\Delta \varphi_q \quad (3.25)$$

$$\Delta P_t = V_{do}.\Delta i_d + i_{do}.\Delta V_d + V_{qo}.\Delta i_q + i_{qo}.\Delta V_q \quad (3.26)$$

Onde o subíndice (o) corresponde ao ponto de operação inicial.

### 3.5 - Sistema de Transmissão

Para o sistema de transmissão, uma equação de



correntes nodais é escrita para a rede como colocado no capítulo 2 (Hammos, 1971; Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987).

$$I = Y.V \quad (2.29)$$

com;

$$I = (i_{D1}, i_{Q1}, i_{D2}, i_{Q2}, \dots, i_{Dn}, i_{Qn})^T$$

$$V = (V_{D1}, V_{Q1}, V_{D2}, V_{Q2}, \dots, V_{Dn}, V_{Qn})^T,$$

com relação a uma referência do sistema de transmissão, onde  $n$  é o número de barras do sistema.

Esta nova matriz admitância  $Y$  de dimensão  $(2n \times 2n)$  é dada por:

$$Y = \begin{bmatrix} g_{11} & -b_{11} & g_{12} & -b_{12} & \dots & g_{1n} & -b_{1n} \\ b_{11} & g_{11} & b_{12} & g_{12} & \dots & b_{1n} & g_{1n} \\ \vdots & & & & & & \\ \vdots & & & & & & \\ g_{n1} & -b_{n1} & g_{n2} & -b_{n2} & \dots & g_{nn} & -b_{nn} \\ b_{n1} & g_{n1} & b_{n2} & g_{n2} & \dots & b_{nn} & g_{nn} \end{bmatrix}$$

onde os elementos de  $Y$  são obtidos dos elementos da matriz  $Y_{bus}$  definida na forma;

$$Y_{bus}(r,s) = g_{rs} + jb_{rs} \quad (3.27)$$

A equação (2.31) pode ser particionada em nós geradores e nós não geradores, e assim temos:

$$\begin{bmatrix} I_n \\ I_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{nn} & Y_{nb} \\ Y_{bn} & Y_{bb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_n \\ V_b \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

onde os subíndices  $n$  e  $b$  referem-se a nós geradores e nós não geradores respectivamente.

Uma versão linearizada do sistema de transmissão é escrita como segue:

Da equação (3.28), tem-se;

$$I_n = Y_{nn}.V_n + Y_{nb}.V_b \quad (3.29)$$

Agora, três casos diferentes podem ser considerados

(Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987):

1 - Supondo que a rede é composta de barras geradoras, uma barra infinita e sem barramentos de carga. Para a barra infinita,  $\Delta V_b = 0$ . E a linearização de (3.29) é:

$$\Delta I_n = Y_{nn} \cdot \Delta V_n \quad (3.30)$$

2 - Supondo que a rede é composta de barras geradoras e barras de carga, e sem barramento infinito. Se as cargas são representadas por admitância constante, as barras de carga podem ser eliminadas desde que as cargas sejam incluídas na matriz Y. Então  $I_b = 0$  na equação (3.28) da qual segue que:

$$I_n = (Y_{nn} - Y_{nb} \cdot Y_{bb}^{-1} \cdot Y_{bn}) \cdot V_n = Y'_{nn} \cdot V_n \quad (3.31)$$

e a linearização é:

$$\Delta I_n = Y'_{nn} \cdot \Delta V_n \quad (3.32)$$

3 - Supondo que a rede é composta de barras geradoras, barras de carga e barra infinita. Após a eliminação das cargas, e linearizando a equação (3.29) tem-se:

$$\Delta I_n = Y'_{nn} \cdot \Delta V_n + Y_{nb} \cdot \Delta V_b \quad (3.33)$$

mas, como  $\Delta V_b = 0$ , obtém-se:

$$\Delta I_n = Y'_{nn} \cdot \Delta V_n \quad (3.32)$$

Como visto no item 2.4, a fim de interligar o modelo das máquinas com o sistema de transmissão, tensões e correntes terminais de ambos, devem ser consistentemente referidos a um mesmo eixo de referência, assim tem-se a seguinte transformação de eixo.

$$\begin{bmatrix} V_D \\ V_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin\phi & \cos\phi \\ -\cos\phi & \sin\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

A linearização desta transformação em torno de um



ponto de operação fornece:

$$\begin{bmatrix} \Delta V_D \\ \Delta V_Q \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \sin\phi_0 & \cos\phi_0 \\ -\cos\phi_0 & \sin\phi_0 \end{bmatrix}}_{T_o} \begin{bmatrix} \Delta V_d \\ \Delta V_q \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} V_{d0} \sin\phi_0 & V_{q0} \cos\phi_0 \\ -V_{q0} \cos\phi_0 & V_{q0} \sin\phi_0 \end{bmatrix}}_{T_{vo}} \Delta\phi \quad (3.34)$$

Escrevendo  $\Delta\phi$  como função de  $\Delta x$ , tem-se:

$$\Delta\phi = \underbrace{[ \ 1 \ 0 \ 0 \ ]}_{L} \Delta x \quad (3.35)$$

A equação (3.33) torna-se:

$$\begin{bmatrix} \Delta V_D \\ \Delta V_Q \end{bmatrix} = T_o \begin{bmatrix} \Delta V_d \\ \Delta V_q \end{bmatrix} + T_{vo} \cdot L \cdot \Delta x \quad (3.36)$$

Similarmente para as correntes, tem-se:

$$\begin{bmatrix} \Delta i_D \\ \Delta i_Q \end{bmatrix} = T_o \begin{bmatrix} \Delta i_d \\ \Delta i_q \end{bmatrix} + T_{io} \cdot L \cdot \Delta x \quad (3.37)$$

### 3.6 - Sistema Geral Linearizado

Para cada máquina o seguinte conjunto de equações pode ser escrita:

$$\Delta \dot{x} = A \cdot \Delta x + B \cdot \Delta u + C \cdot \Delta I \quad (3.38)$$

$$\Delta y = D \cdot \Delta x + E \cdot \Delta u + F \cdot \Delta I \quad (3.39)$$

$$\Delta V = G \cdot \Delta x + H \cdot \Delta I \quad (3.40)$$

onde:

$$\begin{aligned} \Delta x &= (\Delta\phi, \dot{\Delta\phi}, \Delta\phi_{fd})^T \longrightarrow \text{vetor de estados} \\ \Delta y &= (\Delta V_t, \dot{\Delta\phi}, \Delta P_t)^T \longrightarrow \text{vetor de saídas} \\ \Delta u &= \Delta V_s \longrightarrow \text{vetor de entradas} \\ \Delta V &= (\Delta V_d, \Delta V_q)^T \longrightarrow \text{vetor de tensões} \\ \Delta I &= (\Delta i_d, \Delta i_q)^T \longrightarrow \text{vetor de correntes} \end{aligned}$$

Para obter as matrizes das equações (3.38) a (3.40),

as equações linearizadas (3.3) e (3.16) a (3.26) são escritas em forma matricial como segue (Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987)<sup>2</sup>.

$$P. \begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ \Delta z \end{bmatrix} = Q. \Delta x + R. \Delta u + S. \Delta I \quad (3.41)$$

onde:

$$\Delta z = (\Delta Vd, \Delta Vq, \Delta \rho d, \Delta \rho q, \Delta ifd)^T$$

e  $\Delta y$  é determinado como a seguir:

$$\Delta y = W1. \Delta x + W2. \Delta z + W3. \Delta I \quad (3.42)$$

Portanto, a equação (3.40) pode ser reescrita como a seguir:

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ \Delta z \end{bmatrix} = P^{-1}. Q. \Delta x + P^{-1}. R. \Delta u + P^{-1}. S. \Delta I \quad (3.43)$$

ou particionando;

$$\Delta \dot{x} = A. \Delta x + B. \Delta u + C. \Delta I \quad (3.44)$$

$$\Delta z = M1. \Delta x + M2. \Delta u + M3. \Delta I \quad (3.45)$$

onde;

$$\begin{bmatrix} A \\ M1 \end{bmatrix} = P^{-1}. Q ; \quad \begin{bmatrix} B \\ M2 \end{bmatrix} = P^{-1}. R ; \quad \begin{bmatrix} C \\ M3 \end{bmatrix} = P^{-1}. S$$

Substituindo (3.45) na equação (3.42) chega-se à:

$$\Delta y = (W2. M1 + W1). \Delta x + (W2. M2). \Delta u + (W2. M3 + W3). \Delta I$$

e definindo as seguintes variáveis:

$$D = W2. M1 + W1$$

---

<sup>2</sup> As matrizes P, Q, R, S, W1, W2 e W3 estão especificadas no Apêndice B



$$E = W2.M2$$

$$F = W2.M3 + W3$$

chega-se à:

$$\Delta y = D. \Delta x + E. \Delta u + F. \Delta I \quad (3.39)$$

Particionando vetor  $\Delta z$  vem:

$$\Delta V = G. \Delta x + H. \Delta I \quad (3.46)$$

ou similarmente

$$\Delta V_n = G. \Delta x + H. \Delta I_n \quad (3.47)$$

Para o sistema de transmissão das equações (3.30), (3.36), (3.37) e (3.47) obtém-se  $\Delta I_n$  em termos dos estados do sistema como segue:

$$\Delta I = \Delta I_n = (T_o - Y_{nn}. T_o. H)^{-1}. [Y_{mm}. T_o. G + (Y_{nn}. T_vo - T_{io}). 1]. \Delta x \quad (3.48)$$

ou

$$\Delta I = T. \Delta x$$

O sistema geral linearizado é obtido quando a máquina é interligada com o sistema de transmissão. Para isto, as equações da máquina e do sistema de transmissão são combinadas pela eliminação dos vetores  $\Delta V$  e  $\Delta I$ . Finalmente o modelo terá a forma (Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987):

$$\Delta \dot{x} = A'. \Delta x + B. \Delta u \quad (3.49)$$

$$\Delta y = C'. \Delta x$$

onde:

$$A' = A + C. T$$

$$C' = D + F. T$$

Para simplificação da notação, as equações (3.49)

serão escritas como segue:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= A \cdot x + B \cdot u \\ y &= C \cdot x\end{aligned}\tag{3.50}$$

onde:

$$\begin{aligned}x &= \Delta x = [\Delta\phi, \dot{\Delta\phi}, \Delta\phi fd]^T \\ u &= \Delta u = \Delta V_s \\ y &= \Delta y = [\Delta V_t, \dot{\Delta\phi}, \Delta Pt]^T \\ A &= A' \longrightarrow \text{matriz de ordem 3} \\ B &\longrightarrow \text{matriz } 3 \times 1 \\ C &= C' \longrightarrow \text{matriz de ordem 3}\end{aligned}$$

### 3.7 - Discretização de Sistemas

Quando existe um computador digital interagindo com um sistema físico, os sinais de entradas e saídas deste sistema devem ser discretizados para que o computador possa interpreta-los. Esta discretização é geralmente feita por conversores A/D (analógico-digital), que consiste basicamente em amostrar os sinais de entrada e saída do sistema físico (Middleton & Goodwin, 1990). Amostrar um sistema físico significa ler os dados contínuos de tempo em tempo, sendo que este intervalo entre cada leitura pode ser constante ou variável.

A forma discreta da representação de espaço de estado é bastante análoga à forma contínua (3.50). A representação para sistemas lineares de tempo discreto é então (Ogata, 1982; Middleton & Goodwin, 1990):

$$\begin{aligned}x(t+T_a) &= G \cdot x(t) + H \cdot u(t) \\ y(t) &= C \cdot x(t)\end{aligned}\tag{3.51}$$

onde:

$x(t)$  = vetor de estados

$u(t)$  = vetor de entradas

$y(t)$  = vetor de saídas

$T_a$  = período de amostragem

$t = k \cdot T_a, \quad k=0,1,2,\dots$

$G = e^{A \cdot T_a}$

$H = \int_0^{T_a} e^{A \cdot (T_a - \tau)} dt = A^{-1} \cdot (e^{A \cdot T_a} - I) \cdot B$ , quando  $A$  é não singular.

### 3.7.1 - Operador Deslocamento ( $q$ )

Quando se trabalha com modelos de tempo discreto, é quase sempre conveniente usar notação de operadores que mostrem explicitamente a dependência do tempo (Ljung, 1987; Åström & Wittenmark, 1989; Middleton & Goodwin, 1990).

Uma forma de descrever os modelos discretos é usar o operador deslocamento  $q$ , definido por:

$$q \cdot x(t) = x(t+T_a) \quad (3.52)$$

Usando este operador, o modelo de espaço de estados discreto (3.51), pode ser reescrito como a seguir:

$$\begin{aligned} q \cdot x(t) &= G \cdot x(t) + H \cdot u(t) \\ y(t) &= C \cdot x(t) \end{aligned} \quad (3.53)$$

### 3.7.2 - Operador Delta ( $\delta$ )

O operador deslocamento ( $q$ ), possui a desvantagem de não ter nenhuma correspondência com o operador de tempo contínuo ( $d/dt$ ). Além disso, para períodos de amostragem pequenos os pólos se agrupam em torno do ponto 1 no plano  $Z$  (Middleton & Goodwin, 1990).

Visto que o sistema que será utilizado, possui



grandezas muito diferentes em tempo contínuo, quando for discretizado terá no plano delta uma disposição semelhante á do plano S, enquanto que no plano Z estas grandezas ficaram muito próximas umas das outras, pois o sistema tem um período de amostragem pequeno.

Por isto, trabalhar-se-á com o operador delta ( $\delta$ ), que tem uma melhor correspondência entre tempo contínuo e discreto. Ele é definido por:

$$\delta = \frac{q - 1}{T_a} \quad (3.54)$$

Assim a forma equivalente da equação (3.52), então é:

$$\delta \cdot x(t) = \frac{x(t+T_a) - x(t)}{T_a} \quad (3.55)$$

Observa-se que a relação entre operadores  $\delta$  e  $q$  é uma simples função linear, e assim o operador  $\delta$  oferece a mesma flexibilidade na modelagem de sistemas discretos, como quando utilizado o operador  $q$ .

Um meio para calcular o modelo discreto na forma delta ( $\delta$ ) é primeiro achar o modelo na forma deslocamento ( $q$ ), e então fazer a conversão usando a relação (3.54).

$$q = 1 + \delta \cdot T_a$$

Assim tem-se a representação de espaço de estado em tempo discreto (3.51), em forma delta ( $\delta$ ) como a seguir:

$$\begin{aligned} \delta \cdot x(t) &= G' \cdot x(t) + H' \cdot u(t) \\ y(t) &= C \cdot x(t) \end{aligned} \quad (3.56)$$

onde:

$$G' = (G - I)/T_a$$

$$H' = H/T_a$$

I = matriz identidade da mesma ordem da matriz G.

As figuras a seguir ilustram a vantagem numérica do operador  $\delta$  em relação ao operador  $q$ , quando um sistema

representado pelo seguinte modelo entrada-saída

$$(s^4 + 2,1631.s^3 + 3,4142.s^2 + 2,6131.s + 1).Y = u$$

é discretizado, assumindo um hold de ordem zero na entrada e período de amostragem de 0.2 seg.

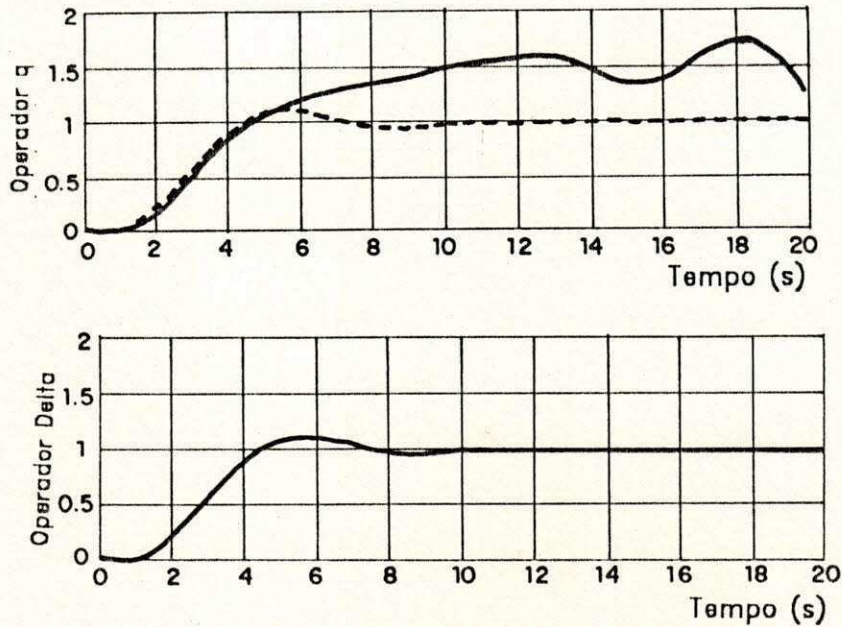


Figura 3.1 - Resposta dos operadores  $q$  e  $\delta$  a uma entrada degrau: a) operador  $q$ ; b) operador  $\delta$ .

### 3.7.3 - Representação Entrada-Saída

As equações (3.56) podem ser expressas como um sistema entrada-saída. Para isto, deve-se fazer algumas manipulações. Da primeira equação de (3.56), chega-se à:

$$\begin{aligned} [\delta I - G'] \cdot x(t) &= H' \cdot u(t) \\ x(t) &= [\delta I - G']^{-1} \cdot H' \cdot u(t) \end{aligned} \quad (3.57)$$

substituindo a equação (3.57) na segunda equação de (3.56), obtém-se:

$$y(t) = C. [\delta I - G']^{-1}. H'. u(t)$$

O vetor de saída ( $y(t)$ ) da equação anterior possui três variáveis, entretanto utilizar-se-á somente uma variável. A variável utilizada será a variação da velocidade angular, pois a mesma está diretamente ligada ao amortecimento da resposta angular.

A função de transferência de um sistema é a relação saída sobre entrada, então tem-se:

$$\frac{Y(t)}{u(t)} = C. [\delta I - G']^{-1}. H' \quad (3.58)$$

Tal equação terá a seguinte função de transferência, para um sistema SISO<sup>3</sup>.

$$\frac{y(t)}{u(t)} = \frac{b_n \cdot \delta^n + b_{n-1} \cdot \delta^{n-1} + \dots + b_1 \cdot \delta + b_0}{a_n \cdot \delta^n + a_{n-1} \cdot \delta^{n-1} + \dots + a_1 \cdot \delta + a_0}$$

### 3.8 - Conclusão

Neste capítulo foi apresentado um método de linearização para o sistema de potência, que tem uma fácil implementação computacional, pois o mesmo exige apenas multiplicações e uma inversão de matriz. A matriz a ser invertida é geralmente de ordem pequena, e o método apresenta resultados satisfatórios.

O modelo do sistema de potência linearizado foi obtido na forma de equações de estados; então estas equações foram discretizadas utilizando o operador  $\delta$ , estando disponíveis as equações discretas do sistema de potência estas foram manipuladas até que se chegasse em um sistema entrada-saída (SISO).

---

<sup>3</sup> A função de transferência obtida para o sistema em estudo encontra-se no Apêndice B.



A preferência em trabalhar com o operador  $\delta$ , é justificada por ser ele uma representação mais próxima do operador  $d/dt$ , e representar melhor a relação bilinear entre os planos  $S$  e  $\delta$ .

## CAPÍTULO IV

### CONCEITOS DE CONTROLE ADAPTATIVO

#### 4.1 - Introdução

O rápido desenvolvimento da microeletrônica tem possibilitado o uso de computadores digitais para controle em todos os níveis. O processamento de dados em computadores digitais é feito sem dificuldades e rapidamente, e assim métodos de controle complexos como controle adaptativo podem ser implementados por um custo razoável.

O termo "sistema adaptativo" tem uma variedade de significados específicos, mas normalmente implica que o sistema de controle é capaz de se acomodar a mudanças imprevisíveis no processo, venham estas mudanças de dentro ou de fora do sistema. Este conceito é de muito interesse para o projetista de sistemas, pois, um sistema realmente adaptativo, além de se acomodar para mudanças ambientais, também se acomodaria para erros de projeto de engenharia e compensaria falhas ou incertezas moderadas de componentes secundários do sistema, aumentando portanto a confiabilidade do sistema (Åstron & Wittenmark, 1989; Barreiros, 1989; Middleton & Goodwin, 1990).

Visto que em muitas aplicações de sistemas reais, estes têm características dinâmicas que mudam substancialmente dependendo da condição de operação, controladores de parâmetros fixos não apresentam um bom desempenho. Controladores robustos apresentam um bom desempenho se a estrutura do sistema é conhecida e os

parâmetros variam dentro de um certo limite (Åstron & Wittenmark, 1989). Desta forma, um controlador adaptativo é desejável, visto que seus parâmetros podem variar livremente. Assim sendo, geradores síncronos são bons candidatos a terem controladores adaptativos. Pois suas características dinâmicas variam com o ponto de operação do sistema de potência. Portanto requerem controladores que se adaptem dinamicamente às condições de operação, e assim forneçam um controle mais apropriado para todas estas condições.

Neste capítulo será apresentado o controlador adaptativo utilizado no trabalho, um controlador auto-ajustável com alocação de pólos ("Pole Assignment - PA"). E para a identificação de parâmetros do sistema será utilizado o método dos Mínimos Quadrados Recursivo ("Recursive Least Squares - RLS").

#### 4.2 - Representação do Modelo do Sistema como uma Regressão Linear

O modelo de um sistema caracteriza-se pela descrição adequada das propriedades do sistema para um certo objetivo. O modelo não precisa dar uma descrição detalhada do sistema e nem ser real, mas deve representar bem o sistema. Uma medida da qualidade de um modelo é que o erro entre as saídas do modelo e do sistema (erro de predição) deve ser pequeno em valor absoluto, pois assim, garante-se que o modelo estará o mais próximo do sistema real (Ljung, 1987).

A estrutura geral mostrada na figura 4.1, pode oferecer mais de 32 conjuntos de modelos diferentes, dependendo dos cinco polinômios A, B, C, D e F que podem ser usados.



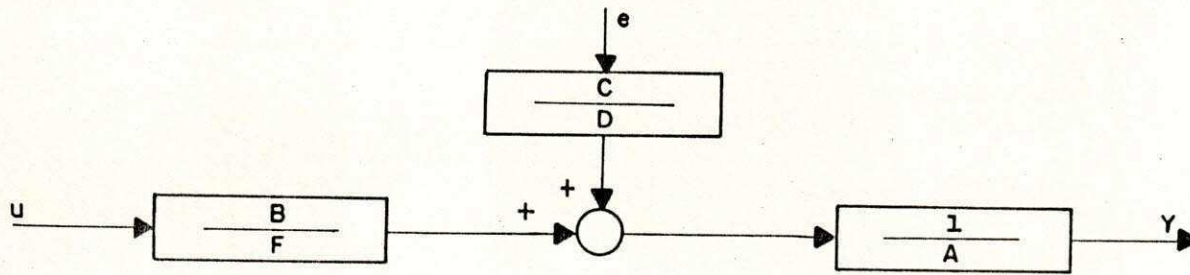


Figura 4.1 - Uma família geral de estruturas de modelos.

A função de transferência da estrutura da figura 4.1 é dada por (Ljung, 1987):

$$A(\delta).Y(t) = \frac{B(\delta)}{F(\delta)} u(t) + \frac{C(\delta)}{D(\delta)} e(t) \quad (4.1)$$

O preditor de  $Y(t)$  deduzido para a expressão (4.1) é

$$\hat{Y}(t/\theta) = \frac{D(\delta)B(\delta)}{C(\delta)F(\delta)} u(t) + \left[ \delta^n - \frac{D(\delta)A(\delta)}{C(\delta)} \right] \quad (4.2)$$

onde:

$$n = (\text{deg } A \times \text{deg } D) / \text{deg } C$$

O modelo usado neste trabalho é o denominado modelo ARX cuja estrutura é mostrada a seguir, no qual AR refere-se à parte autoregressiva  $A(\delta).Y(t)$ , X à entrada extra (exógena)  $B(\delta).u(t)$  e  $e(t)$  é uma perturbação (ruído branco, dinâmicas não modeladas, etc).

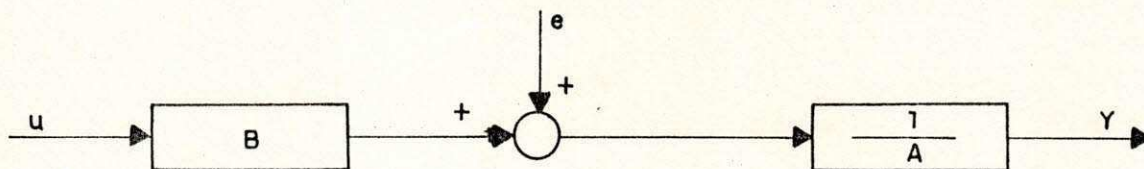


Figura 4.2 - Modelo ARX.

A função de transferência do modelo ARX expresso em função da equação (4.1), tem a seguinte forma:

$$A(\delta).Y(t) = B(\delta).u(t) + e(t) \quad (4.3)$$

onde:

$$A(\delta) = \delta^{na} + a_{na-1} \cdot \delta^{na-1} + \dots + a_0$$

$$B(\delta) = b_{nb} \cdot \delta^{nb} + b_{nb-1} \cdot \delta^{nb-1} + \dots + b_0 \quad (4.4)$$

O seu respectivo preditor é dado por:

$$\hat{Y}(t/\theta) = B(\delta).u(t) + [\delta^{na} - A(\delta)].Y(t) \quad (4.5)$$

$$\hat{Y}(t/\theta) = \theta^T(t) \cdot \varphi(t) = \varphi^T(t) \cdot \theta(t) \quad (4.6)$$

onde:

$$\varphi(t) = [\delta^{na-1} \cdot Y(t), \dots, Y(t), \delta^{nb} \cdot u(t), \dots, u(t)]^T \quad (4.7)$$

$$\theta(t) = [-a_{na-1}, -a_{na-2}, \dots, -a_0, b_{nb}, b_{nb-1}, \dots, b_0]^T \quad (4.8)$$

O preditor é um produto escalar entre o vetor de dados conhecidos  $\varphi(t)$  e o vetor de parâmetros  $\theta(t)$ . Esta sistemática é conhecida como regressão linear e tem um forma muito simples para determinar o vetor de parâmetros  $\theta(t)$ .

Como as derivadas de  $Y(t)$  e  $u(t)$  não estão sempre disponíveis ou não sempre conhecidas, um artifício é utilizado, consistindo na introdução de um filtro estável de  $n$ -ésima ordem  $1/[E(\delta)]$  na equação (4.3). Com isto tem-se (Middleton & Goodwin, 1990):

$$A(\delta) \cdot \left[ \frac{Y(t)}{E(\delta)} \right] = B(\delta) \cdot \left[ \frac{u(t)}{E(\delta)} \right] + \frac{e(t)}{E(\delta)} \quad (4.9)$$

onde:

$$E(\delta) = \delta^{ne} + e_{ne-1} \cdot \delta^{ne-1} + \dots + e_0$$

Neste caso o grau do polinômio do filtro  $E(\delta)$  tem que ser igual ao grau do polinômio  $A(\delta)$ .

A escolha do filtro  $E(\delta)$  tem de ser cuidadosa, pois o mesmo não pode interferir na dinâmica do sistema, deve apenas atenuar as componentes de alta frequência. Uma regra para escolher  $E(\delta)$ , é fazê-lo igual ao polinômio  $A(\delta)$  caso



exista informações do polinômio  $AC(\delta)$ .

A equação anterior (4.9) tem a mesma forma da equação (4.6); mas com o vetor de regressão  $[\varphi(t)]$  agora sendo composto por:

$$\varphi(t) = [\delta^{na-1} \cdot Y_f(t), \dots, Y_f(t), \delta^{nb} \cdot u_f(t), \dots, u_f(t)]^T \quad (4.10)$$

onde:

$$Y_f(t) = Y(t)/EC(\delta)$$

$$u_f(t) = u(t)/EC(\delta)$$

Existem muitas outras maneiras de se colocar a equação (4.9) na forma de uma regressão linear. Por exemplo, somando-se em ambos os lados da equação (4.9) o termo  $[EC(\delta) - AC(\delta)] \cdot [Y(t)/EC(\delta)]$ , obtém-se:

$$Y(t) = \frac{EC(\delta) - AC(\delta)}{EC(\delta)} \cdot Y(t) + \frac{BC(\delta)}{EC(\delta)} \cdot \frac{u(t)}{EC(\delta)} + \frac{e(t)}{EC(\delta)} \quad (4.11)$$

Esta equação (4.11) tem também a mesma forma da equação (4.6), com o vetor de regressão tendo a mesma composição da equação (4.10), e o vetor de parâmetros sendo composto por:

$$\theta(t) = [e_{na-1} - a_{na-1}, \dots, e_0 - a_0, b_{nb}, \dots, b_0]^T \quad (4.12)$$

Desta forma, os termos do vetor de regressão podem ser facilmente obtidos por dois modelos de espaço de estado como a seguir (Middleton & Goodwin, 1990);

$$\delta \cdot \varphi_y(t) = EC(\delta) \cdot \varphi_y(t) + \beta \cdot Y(t)$$

$$\delta \cdot \varphi_u(t) = EC(\delta) \cdot \varphi_u(t) + \beta \cdot u(t)$$

onde:

$$\varphi_y(t) = [\delta^{na-1} \cdot Y_f(t), \dots, Y_f(t)]$$

$$\varphi_u(t) = [\delta^{nb-1} \cdot u_f(t), \dots, u_f(t)]$$

$$\beta = [1 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$$



$$E(\delta) = \begin{bmatrix} -e_{na-1} & -e_{na-2} & \dots & -e_0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

#### 4.3 - Identificação de Parâmetros

O objetivo da identificação de parâmetros de um sistema é a determinação dos parâmetros de um modelo escolhido a priori que caracteriza a operação do sistema dinâmico de uma forma aproximada. O termo sistema dinâmico significa que as variações de seus estados e saídas são governadas por leis físicas e influenciadas pelas entradas. As informações obtidas são geralmente as saídas medidas, ou função das saídas medidas, que em geral podem ter perturbações (Ljung, 1987; Astron & Wittenmark, 1989; Middleton & Goodwin, 1990).

Existem duas classes de métodos para estimação de parâmetros de sistemas: "off-line" e "on-line". No método "off-line", estando o conjunto completo de observações disponível, este será processado em bloco. Isto requer, em geral, um esforço computacional muito elevado, exigindo um número de operações cada vez maior com o aumento do número de observações disponíveis. Ao contrário, os métodos "on-line" processam sequencialmente o conjunto de dados e atualizam recursivamente as estimativas geradas pelo algoritmo de identificação. Para controle adaptativo, métodos de estimação "on-line" têm a característica desejável de rastrear variações dinâmicas do sistema, usando as observações passadas e presentes (Ljung, 1987; Astron & Wittenmark, 1989).

Dentro da metodologia de identificação de parâmetros existem diversos métodos de estimação, que diferenciam-se pela escolha da forma de minimização do erro de predição;

$$\varepsilon(t) = Y(t) - \hat{Y}(t/\theta) \quad (4.13)$$

#### 4.3.1 - Estimação de Parâmetros pelo Método dos Mínimos Quadrados.

Visto que os coeficientes dos polinômios  $A(\delta)$  e  $B(\delta)$  da equação (4.4) são desconhecidos, é necessário estimá-los; para que tais estimativas  $a_{na-1}, \dots, a_0, b_{nb}, b_{nb-1}, \dots, b_0$  possam ser usadas no cálculo do controlador.

O método dos Mínimos Quadrados é baseado na minimização da seguinte função custo (Ljung, 1987; Astron & Wittenmark, 1989):

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^l \varepsilon^2(n) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^l [Y(n) - \varphi^T(n) \cdot \theta(n)]^2$$

Uma função custo mais geral, que mede os erros entre  $Y(t)$  e  $\hat{Y}(t/\theta)$ , e entre  $\theta(t)$  e  $\theta_0$ , é (Middleton & Goodwin, 1990):

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \left[ \sum_{n=0}^l [Y(n) - \varphi^T(n) \cdot \theta(n)]^2 + (\theta_0 - \theta(t)) \cdot P_0^{-1} \cdot (\theta_0 - \theta(t)) \right]$$

Sendo a minimização da função custo  $J(\theta)$  irrestrita, seu mínimo pode ser encontrado fazendo sua derivada igual a zero, assim, tem-se:

$$\frac{dJ}{d\theta(t)} = 0 = \sum_{n=0}^l [Y(n) - \varphi^T(n) \cdot \theta(n)] \cdot \varphi^T(n) + P_0^{-1} \cdot (\theta_0 - \theta(t))$$

o que resulta na igualdade:



$$\left[ P_0^{-1} + \sum_{n=0}^t \varphi(n) \cdot \varphi^T(n) \right] \cdot \theta(t) = P_0^{-1} \cdot \theta_0 + \sum_{n=0}^t \varphi(n) \cdot Y(n) \quad (4.14)$$

A estimativa dos Mínimos Quadrados para  $\theta(t)$  terá solução única desde que  $[P_0^{-1} + \sum_{n=0}^t \varphi(n) \cdot \varphi(n)]$  seja não singular. Isto pode ser conseguido usando-se um sinal de entrada  $u(t)$  que excite persistentemente o sistema. Com isto  $\varphi(t)$  terá posto completo (Astron & Wittenmark, 1989; Middleton & Goodwin, 1990), e a estimativa não recursiva de  $\theta(t)$  será obtida calculando-se:

$$\theta(t) = P(t) \cdot [P_0^{-1} \cdot \theta_0 + \varphi(t) \cdot Y(t)] \quad (4.15)$$

$$P(t) = [P_0^{-1} + \varphi(t) \cdot \varphi^T(t)]^{-1} \quad (4.16)$$

#### 4.3.2 - Estimação de Parâmetros pelo Método dos Mínimos Quadrados Recursivo para Sistemas Invariantes no Tempo.

As equações (4.15) e (4.16) resolvem o problema da estimação de parâmetros pelo método dos Mínimos Quadrados. Entretanto, em muitos casos, as observações são obtidas sequencialmente, e, ao utilizar as equações (4.15) e (4.16) para fazer as estimativas ocorre um desperdício de recursos computacionais, pois a cada nova observação, os mesmos cálculos terão de ser refeitos, não sendo aproveitados os resultados dos passos anteriores. Portanto, é desejável organizar os cálculos de tal maneira que os resultados dos passos anteriores possam ser usados no passo seguinte para a atualização da estimativa.

Será mostrado como é possível utilizar as informações dos passos anteriores no passo atual; aplicando o operador delta, em ambos os lados da equação (4.15), obtém-se (Middleton & Goodwin, 1990):



$$\delta.\theta(t) = \delta.P(t).[P_0^{-1}.\theta_0 + \varphi(t).Y(t)] + P(t).\varphi(t).Y(t) + Ta.[\delta.P(t).\varphi(t).Y(t)] \quad (4.17)$$

A equação (4.17) dá uma forma recursiva; no entanto, existe a inconveniência da inversão de uma matriz. Empregando o Lema da Inversão Matricial;

$$(L + MNO)^{-1} = L^{-1} - L^{-1} M (CN^{-1} + OL^{-1}MD^{-1} O L^{-1}$$

à equação (4.17), obtém-se (Middleton & Goodwin, 1990):

$$\delta.P(t) = \frac{-P(t).\varphi(t).\varphi^T(t).P(t)}{1 + Ta.\varphi^T(t).P(t).\varphi(t)} \quad (4.18)$$

Substituindo (4.18) em (4.17) e manipulando os termos chega-se à (Middleton & Goodwin, 1990):

$$\delta.\theta(t) = \frac{P(t).\varphi(t).[Y(t) - \varphi^T(t).\theta(t)]}{1 + Ta.\varphi^T(t).P(t).\varphi(t)} \quad (4.19)$$

As equações (4.18) e (4.19) serão reescritas de forma a explicitar a recursividade. Para isto, será utilizada a relação (3.54), que aplicada às equações (4.18) e (4.19) conduz a:

$\theta(t+1) = \theta(t) + Ta.L(t).[Y(t) - \varphi^T(t).\theta(t)]$ $L(t) = \frac{P(t).\varphi(t)}{1 + Ta.\varphi^T(t).P(t).\varphi(t)} \quad (4.20)$ $P(t+1) = P(t) - \frac{P(t).\varphi(t).\varphi^T(t).P(t)}{1 + Ta.\varphi^T(t).P(t).\varphi(t)} . Ta$
--

Observa-se que na equação (4.20) tem-se a inversão de um escalar simplificando a implementação do método.

A equação (4.20) pode ser vista como tendo a seguinte forma:

Valor novo da estimativa = valor anterior da estimativa +



+ (Ganho x Erro de predição)

no qual o vetor ganho é o vetor  $Ta.L(t)$ .

#### - Valores Iniciais

Os algoritmos propostos anteriormente precisam de alguns valores iniciais para começar o processamento. Nas expressões (4.17) e (4.20), eles são  $\theta(0)$  e  $P(0)$ . Visto que a expressão (4.20) é deduzida a partir da equação (4.15), assumindo que  $P(t)$  fosse inversível, uma relação exata entre essas expressões só é verdadeira se a expressão (4.20) for inicializada em um tempo  $t_0$  com  $P(t_0)$  inversível [veja a expressão (4.16)]. A rigor, os valores iniciais apropriados para a expressão (4.20) são obtidos inicializando a recursividade em um tempo  $t_0$ , com:

$$\begin{aligned} P(t_0) &= [\varphi(t_0) \cdot \varphi^T(t_0)] \\ \theta(t_0) &= P(t_0) \cdot \varphi(t_0) \cdot Y(t_0) \end{aligned} \quad (4.21)$$

Uma alternativa simples é fazer  $P(0) = P_0$  e  $\theta(0) = \theta_0$ , obtendo-se uma relação exata procurada entre as equações (4.20) e (4.15). Em geral, escolhas comuns para valores iniciais são  $P_0 = C.I$  e  $\theta_0 = 0$ , onde  $C$  é uma constante grande.

#### - Efeitos de Perturbações

É importante analisar como a estimativa (4.15) se comporta quando  $t$  torna-se grande. Para isso assume-se que os dados atuais são dados genericamente por:

$$Y(t) = \varphi^T(t) \cdot \theta_0 + v(t) \quad (4.22)$$

Substituindo a expressão (4.22) em (4.15), tem-se:

$$\begin{aligned} \theta(t) &= [\varphi(t) \cdot \varphi^T(t)]^{-1} \cdot \varphi(t) \cdot [\varphi^T(t) \cdot \theta_0 + v(t)] \\ \theta(t) &= \theta_0 + [\varphi(t) \cdot \varphi^T(t)]^{-1} \cdot \varphi(t) \cdot v(t) \end{aligned} \quad (4.23)$$

Neste caso se  $t$  é grande  $P_0$  pode ser assumido igual a zero.

Propriedades desejadas de  $\theta(t)$ :

- 1 - Que ele fique próximo de  $\theta_0$ .
- 2 - Que ele convirja para  $\theta_0$  quando  $t$  tende a infinito.

Se o "distúrbio"  $v(t)$  em (4.22) é pequeno comparado com  $\varphi(t)$ , então  $\theta(t)$  estará próximo de  $\theta_0$ . Se o termo  $\varphi(t).v(t)$  torna-se muito pequeno quando  $t$  tende a infinito em (4.23), então,  $\theta(t)$  tende a  $\theta_0$ . O valor de  $\varphi(t).v(t)$  depende da correlação entre o termo de distúrbio  $v(t)$  e o vetor de regressão  $\varphi(t)$ , ele será zero somente se  $v(t)$  e  $\varphi(t)$  não forem correlacionados. Isto é verdade para os dois seguintes casos:

- i -  $v(t)$  é uma sequência de variáveis independentes com média zero (ruído branco). Então  $v(t)$  não depende de valores passados e  $\bar{E}(v(t).\varphi(t)) = 0$ .
- ii - A sequência de entradas  $u(t)$  é independente da sequência de ruídos  $v(t)$  e  $n_a = 0$  em (4.4). Então  $v(t)$  contará somente com termos da entrada e então  $\bar{E}(v(t).\varphi(t)) = 0$ .

#### 4.3.3 - Estimação de Parâmetros pelo Método dos Mínimos Quadrados Recursivo para Sistemas Variantes no Tempo.

Se os parâmetros são variantes no tempo, uma modificação é necessária para evitar que o termo do ganho  $L(t)$  fique muito pequeno e não consiga realmente fazer a atualização correta dos parâmetros estimados. Portanto providenciando que a matriz  $P(t)$  não fique muito pequena, o erro de predição conseguirá fazer uma correção contínua para a estimativa  $\theta(t)$  e permitirá que variações nos parâmetros do sistema sejam seguidos.

Um meio para esta modificação é introduzir o termo "fator de esquecimento", que serve para eliminar progressivamente a influência dos dados passados na atualização da matriz  $P(t)$  (Ljung, 1987; Åstron &



Wittenmark, 1989), definida a seguir:

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

onde o fator de esquecimento  $\lambda$  é menor do que um e usualmente está na faixa de  $0.98 \leq \lambda \leq 1$ .

Com o fator de esquecimento  $\lambda$  incluído, a matriz  $P(t)$  não decresce até zero quando  $t \rightarrow \infty$  e assim, os parâmetros variantes no tempo podem ser corretamente estimados. Entretanto, se não entrarem novas informações para a estimação sobre um longo período (isto é, se o sistema não é "excitado continuamente") a sucessiva divisão por  $\lambda$  pode causar aos elementos de  $P(t)$  um aumento muito grande, causando overflow nos cálculos. Para evitar isto, a variável fator de esquecimento tem que ser bem empregada. A idéia básica é manter  $\lambda=1$ , quando os parâmetros são constantes, mas, quando uma mudança é detectada (por exemplo, através do erro de predição  $\varepsilon(t)$ ), ele é mudado para evitar o decrescimento.

Uma outra maneira para evitar que a matriz  $P(t)$  fique muito pequena, é introduzir no algoritmo de estimação uma forma de reinicializá-la periodicamente elevando o valor de seus elementos. Isto é, a cada determinado número de iterações é imposto à matriz  $P(t)$  um valor numérico maior do que zero, com isto evita-se que o termo de ganho  $L(t)$  fique pequeno, e assim a atualização dos parâmetros será feita corretamente.

$$\left\{ \begin{array}{l} P(t+1) = C.I., \quad t = n.k.Ta \\ \quad \quad \quad k = \text{inteiro} \\ \quad \quad \quad n = 0,1,2,\dots \\ P(t+1) = P(t) - \frac{P(t) \cdot \varphi(t) \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t)}{1 + Ta \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t) \cdot \varphi(t)} \cdot Ta, \quad t \neq n.k.Ta \end{array} \right.$$

Neste caso, existe a vantagem de que não haverá

ocorrência de overflow nos cálculos.

#### 4.4 - Controlador Adaptativo Auto-Ajustável

Nos últimos anos, muitos esforços de pesquisa foram gastos em estratégias de controle adaptativo, resultando em uma variedade de esquemas propostos. As diferenças entre esses esquemas estão baseados na escolha e combinação de um algoritmo de identificação apropriado e de uma lei de controle (Brickwedde, 1985; Åstron & Wittenmark, 1989).

Em controle adaptativo auto-ajustável existem dois métodos para se projetar o controlador.

O primeiro, controle auto-ajustável explícito; neste método um modelo do sistema é obtido por meio de técnicas de identificação (veja seção 4.3) e a partir desse modelo os parâmetros do controlador são calculados para satisfazer um determinado objetivo. As leis de controle mais comumente usadas são:

- controladores com alocação de pólos: neste caso os parâmetros do controlador são calculados em função dos pólos de malha fechada do sistema que estão em uma posição pré-determinada no plano  $\delta$ ;
- controladores lineares quadrático: nestes uma função quadrática é escolhida adequadamente e é minimizada por um controlador linear;
- controladores PI e PID;
- etc.

O segundo, controle auto-ajustável implícito; neste método o problema é organizado de tal forma que os parâmetros do controlador requerido para dar o desempenho desejado são estimados diretamente. Este método envolve a minimização da variância da saída do sistema ou de um sistema auxiliar de quem a saída é uma função da entrada, saída e "setpoint" de referência.

#### 4.4.1 - Controlador Adaptativo Auto-Ajustável com Alocação de Pólos

O cálculo do controlador requer o conhecimento da relação entre as variáveis de entrada ( $u(t)$ ) e saída ( $y(t)$ ). Visto que o gerador síncrono é um sistema não-linear complexo, esta relação não é tão simples. Entretanto em torno de um ponto de operação, a relação entre  $y(t)$  e  $u(t)$  pode ser descrita por um modelo linear discreto entrada-saída, conforme exposto no capítulo 3.

Considerando-se o sistema sem ruído, o controlador para o sistema SISO pode ser expresso por:

$$u(t) = \frac{G(\delta)}{F(\delta)} \cdot [u_c(t) - Y(t)] \quad (4.24)$$

onde:

$$F(\delta) = \delta^{nf} + f_{nf-1} \cdot \delta^{nf-1} + \dots + f_0$$

$$G(\delta) = g_{ng} \cdot \delta^{ng} + g_{ng-1} \cdot \delta^{ng-1} + \dots + g_0$$

O sistema em malha fechada é mostrado na figura a seguir:

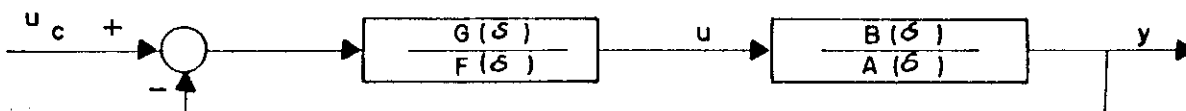


Figura 4.3 - Diagrama de blocos do sistema em malha fechada e sua função de transferência é dada por:

$$\frac{Y(t)}{u_c(t)} = \frac{B(\delta) \cdot G(\delta)}{A(\delta) \cdot F(\delta) + B(\delta) \cdot G(\delta)} \quad (4.25)$$

Se o polinômio desejado, de acordo com o controle especificado é definido por:

$$T(\delta) = \delta^{nt} + t_{nt-1} \cdot \delta^{nt-1} + \dots + t_0$$

então, seus coeficientes que alocam o conjunto dos pólos de malha aberta para o desejado conjunto de pólos de malha



fechada são dados pela solução da equação Diofantina:

$$A(\delta).F(\delta) + B(\delta).G(\delta) = T(\delta) \quad (4.26)$$

As ordens dos polinômios  $F(\delta)$ ,  $G(\delta)$  e  $T(\delta)$  são definidas das seguintes desigualdades (Middleton & Goodwin, 1990).

$$n_t \geq n_a + n_b - 1$$

$$n_f = n_t - n_a$$

$$n_g = n_a - 1$$

com a seguinte restrição  $n_g \leq n_f$ .

Agora, comparando os coeficientes de igual potência em ambos os lados da equação (4.26), a solução única para os coeficientes de  $F(\delta)$  e  $G(\delta)$  pode ser encontrada.

Esta solução pode ser representada em forma matricial, como a seguir :

$$\left[ \begin{array}{cccc|cccc} 1 & 0 & \dots & 0 & b_{nb} & \dots & \dots & 0 \\ a_{na-1} & 1 & & \vdots & \vdots & & & \vdots \\ a_{na-2} & a_{na-1} & & \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots & b_1 & & & \vdots \\ \hline a_0 & & & 1 & & & b_{nb} & \\ 0 & & & a_{na-1} & & & \vdots & \\ \vdots & & & \vdots & & & b_1 & \\ \vdots & & & \vdots & & & \vdots & \\ 0 & & & a_0 & & & b_0 & \end{array} \right] \begin{bmatrix} f_{nf-1} \\ f_{nf-2} \\ \vdots \\ f_0 \\ g_{ng} \\ g_{ng-1} \\ \vdots \\ g_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{nt-1} & -a_{na-1} \\ t_{nf-2} & -a_{na-2} \\ \vdots & \vdots \\ t_{nt-na} & -a_0 \\ t_{nt-(na+1)} \\ \vdots \\ t_0 \end{bmatrix}$$

$$(4.27)$$

A matriz do lado esquerdo da equação anterior é chamada de matriz de Sylvester e ocorre frequentemente em aplicações matemáticas. Ela tem a propriedade de ser não singular se, e somente se, os polinômios  $A(\delta)$  e  $B(\delta)$  não tiverem nenhum fator comum. Se não existir fatores comuns, existe uma solução única para ela.

Existem vários métodos para se resolver a equação anterior, mas o método mais indicado é o método de

Euclides, que baseia-se em cálculos polinomiais, e tem a vantagem de cancelar os possíveis fatores comuns dos polinômios  $A(\delta)$  e  $B(\delta)$ , e assim sempre garantirá uma solução única (Åstron & Wittenmark, 1989).

Os coeficientes  $t_i$  de  $T(\delta)$  devem ser adequadamente escolhidos para evitar um controlador excessivamente dimensionado que na prática poderá causar saturação, ou até mesmo um controlador com pólos instáveis. O polinômio  $T(\delta)$  é composto pelo polinômio dos pólos desejados e pelo polinômio do observador. Aonde a dinâmica do polinômio observador não é controlada pelo sinal de referência, mas o mesmo deve ser estável e satisfazer as condições de compatibilidade. Como regra prática, a dinâmica do observador deve ser mais rápida do que a resposta de malha fechada desejada (Åstron & Wittenmark, 1989)

#### 4.4.2 - Definição dos Pólos de Malha Fechada

Existem vários métodos para se fazer a alocação de pólos. Um bastante usado é alocar os pólos de malha fechada na mesma direção radial de cada correspondente pólo de malha aberta em direção ao centro da circunferência do plano  $\delta$ , ou a origem do plano  $Z$  no caso do operador  $q$ . Esta técnica é equivalente a mover os pólos para a esquerda no plano  $S$ , garantindo que o desempenho do sistema pode ser melhorado. Porém, a grande desvantagem deste método é que sempre precisa-se ter boas estimativas, pois caso contrário pode até ocorrer instabilidade no sistema.

O método que será utilizado para alocar os pólos de malha fechada desejados, é baseado em técnicas de controle ótimo.

A estratégia do controle ótimo consiste na realimentação ótima de estados e é baseada num modelo linear em forma de variáveis de estado.

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bu \\ Y &= Cx\end{aligned}\tag{4.28}$$

Sabe-se que, sob completa controlabilidade, um sistema linear invariante no tempo pode sempre ser estabilizado por uma lei linear de realimentação de estados. Escolhendo-se os pólos bem afastados do eixo imaginário no semi-plano esquerdo do plano complexo, a convergência do sistema para o estado inicial após uma perturbação poderá ser feita arbitrariamente rápida; entretanto o sistema requer grandes valores para o sinal de entrada. Em qualquer problema prático, o sinal de entrada é sempre limitado, o qual impõe um limite no deslocamento dos pólos para a esquerda no semi-plano esquerdo do plano complexo. Estas considerações naturalmente conduzem à formulação de um problema de otimização no qual ambos velocidade de convergência dos estados e a grandeza da amplitude do sinal de entrada são levados em consideração (Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987). O problema de otimização é formulado como segue.

Considere o seguinte índice de desempenho:

$$J = \int_0^{\infty} (x^T \cdot Q_0 \cdot x + u^T \cdot R_0 \cdot u) dt\tag{4.29}$$

onde  $Q_0$  é uma matriz simétrica positiva semi-definida e  $R_0$  é uma matriz simétrica positiva definida.

A lei de controle é então definida pela minimização de  $J$  na equação (4.29) sujeita a equação (4.28). A quantidade  $(x^T \cdot Q_0 \cdot x)$  está ligada ao do desvio de estado num tempo  $t$  para o estado inicial  $t=0$ . O termo  $(u^T \cdot R_0 \cdot u)$  reduz a amplitude do sinal de entrada. Sabe-se que a estratégia de controle ótimo é dada por:

$$u = -R_0^{-1} \cdot B^T \cdot P_0 \cdot x = k \cdot x\tag{4.30}$$

onde  $P_0$  é a matriz simétrica semi-definida e única, obtida da solução da equação de Riccati em regime permanente.



$$P_o \cdot A + A^T \cdot P_o - P_o \cdot B \cdot R_o^{-1} \cdot B^T \cdot P_o + Q_o = 0 \quad (4.31)$$

O problema de controle ótimo com índice de desempenho quadrático se resume em arbitrar adequadamente as matrizes  $Q_o \geq 0$  e  $R_o > 0$  e resolver a equação de Riccati.

Para o sistema máquina-barra infinita, a matriz  $R_o$  é formada de um único elemento correspondente à entrada. E a matriz  $Q_o$  é quadrada de ordem  $n$ , onde  $n$  corresponde ao número de estados do sistema. Neste trabalho, tem-se:

$$R_o \cdot u = [r_1] \cdot V_s$$

$$Q_o \cdot x = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\dot{\phi} \\ \Delta\phi \\ \Delta\varphi_{fd} \end{bmatrix}$$

Para se obter uma melhoria no torque de amortecimento e conseqüentemente um amortecimento da resposta angular da máquina, é sugestivo que a matriz  $Q_o$  tenha o elemento  $q_{22}$  correspondente a  $\Delta\dot{\phi}$  maior que os outros. Isto significa que o índice de desempenho será predominantemente composto da variação da velocidade ao quadrado. Uma minimização deste índice, corresponderá a uma maximização do amortecimento da resposta angular (Castro & Mota, 1984; Guerra, 1987).

Como pode ser observado, o controlador ótimo foi obtido para o sistema contínuo, mas precisa-se deste controlador na forma discreta do operador delta ( $\delta$ ), portanto será utilizado o procedimento descrito no capítulo 3 para obtê-lo na forma discreta.

De posse do controlador ótimo discreto ir-se-á inseri-lo no sistema, e então determinar-se-ão os pólos de malha fechada, que serão os polos desejados no polinômio  $T(\delta)$ .

#### 4.5 - Algoritmo do Controle Adaptativo

O controlador projetado deve a cada período de amostragem ser atualizado pelo seguinte procedimento:

i - leitura dos sinais de entrada e saída;

ii - estimação de parâmetros

→ a partir dos sinais de entrada e saída, formar o vetor de regressão  $\varphi(t)$

$$\varphi(t) = [\delta^{na-1} \cdot Y_f(t), \dots, Y_f(t), \delta^{nb} \cdot u_f(t), \dots, u_f(t)]^T$$

→ formar o vetor de parâmetros  $\theta(t)$

$$\theta(t) = [e_{na-1} - a_{na-1}, \dots, e_0 - a_0, b_{nb}, \dots, b_0]^T$$

→ calcular o erro de predição  $\varepsilon(t)$

$$\varepsilon(t) = Y(t) - \varphi^T(t) \cdot \theta(t)$$

→ formar o vetor de ganho  $L(t)$

$$L(t) = \frac{P(t) \cdot \varphi(t)}{1 + Ta \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t) \cdot \varphi(t)}$$

→ atualizar o vetor de parâmetros  $\theta(t)$

$$\theta(t+1) = \theta(t) + Ta \cdot L(t) \cdot [Y(t) - \varphi^T(t) \cdot \theta(t)]$$

→ atualizar a matriz de covariância  $P(t)$

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t) \cdot \varphi(t) \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t)}{1 + Ta \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t) \cdot \varphi(t)} \cdot Ta$$

iii - determinação dos parâmetros do controlador

A determinação dos parâmetros do controlador vem da solução da equação Diofantina a seguir:



$$\begin{bmatrix}
 1 & 0 & \dots & 0 & | & b_{nb} & \dots & 0 \\
 a_{na-1} & 1 & & \vdots & | & \vdots & & \vdots \\
 a_{na-2} & a_{na-1} & & \vdots & | & \vdots & & \vdots \\
 \vdots & & & \vdots & | & \vdots & & \vdots \\
 \vdots & & & \vdots & | & b_1 & & \vdots \\
 \hline
 a_0 & & & 1 & | & & b_{nb} & \\
 0 & & & a_{na-1} & | & & \vdots & \\
 \vdots & & & \vdots & | & & \vdots & \\
 \vdots & & & \vdots & | & & b_1 & \\
 0 & & & a_0 & | & & b_0 & 
 \end{bmatrix}
 \begin{bmatrix}
 f_{nf-1} \\
 f_{nf-2} \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 f_0 \\
 \hline
 g_{ng} \\
 g_{ng-1} \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 g_0
 \end{bmatrix}
 =
 \begin{bmatrix}
 t_{nt-1}^{-a_{na-1}} \\
 t_{nf-2}^{-a_{na-2}} \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 t_{nt-na}^{-a_0} \\
 \hline
 t_{nt-(na+1)} \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 t_0
 \end{bmatrix}$$

onde o polinômio  $T(\delta)$  contém a localização dos pólos desejados e os pólos do observador.

$u$  - geração do sinal de controle

$$u(t+1) = \frac{G(\delta)}{F(\delta)} \cdot [u_c(t) - Y(t)]$$

#### 4.6 - Conclusão

O objetivo deste capítulo foi o de apresentar as idéias básicas de um controlador adaptativo auto-ajustável com alocação de pólos. O modelo adotado para representar o sistema é o ARX, que tem uma implementação relativamente fácil, pois é um produto escalar entre o vetor de regressão e o vetor de parâmetros. Adotou-se o método dos Mínimos Quadrados Recursivo ("Recursive Least Squares, RLS") para a estimação dos parâmetros do sistema; uma vez que esse método tem sido largamente e satisfatoriamente utilizado em problemas de natureza semelhante ao aqui considerado.

A escolha do método de alocação de pólos por técnicas de controle ótimo para a lei de controle é baseada na maximização do amortecimento das oscilações, sem que haja um sinal de controle excessivo que possa prejudicar o desempenho do sistema.



## CAPÍTULO V

### ASPECTOS PRÁTICOS NA IMPLEMENTAÇÃO DO CONTROLADOR ADAPTATIVO

#### 5.1 - Introdução

Nos capítulos anteriores foi apresentado o desenvolvimento do algoritmo do controlador adaptativo. Visto que sistemas adaptativos são complexos, foi necessária a introdução de simplificações no seu desenvolvimento. Entretanto, quando desenvolve-se um sistema adaptativo prático encontram-se muitas situações que não são cobertas pela teoria. Portanto, para se fazer um bom sistema adaptativo, o projetista deve considerar todas as situações e combinações de condições que podem ocorrer (Åstron & Wittenmarrk, 1989).

O objetivo deste capítulo é o de apresentar as modificações introduzidas no algoritmo de estimação de parâmetros sugeridas por vários autores para contornar problemas tais como: robustez na presença de dinâmicas não modeladas e perturbações, utilização de informações a priori, etc. A necessidade das modificações é demonstrada comparando-se resultados obtidos com o sistema não-linear e com o mesmo sistema linearizado (linear). Cada passo do desenvolvimento do controlador é feito nos dois sistemas (linear e não-linear), para poder compará-los e acompanhar a evolução dos mesmos face às modificações que foram introduzidas.

## 5.2 - Implementação do Estimador de Parâmetros (Malha Aberta)

Existem muitos livros e artigos que discutem as várias técnicas de estimação de parâmetros. Entretanto, a técnica de estimação mais largamente utilizada é a dos Mínimos Quadrados. Apesar de sua ampla utilização, o algoritmo básico dos Mínimos Quadrados apresenta alguns problemas, como já mencionado anteriormente. Será apresentado a seguir alguns procedimentos que melhoram ou até mesmo levam a solução alguns desses problemas (Sripada & Fisher, 1987).

O sistema máquina barra-infinita utilizado para o projeto do sinal estabilizador é baseado na configuração da figura 2.1, e é repetida a seguir

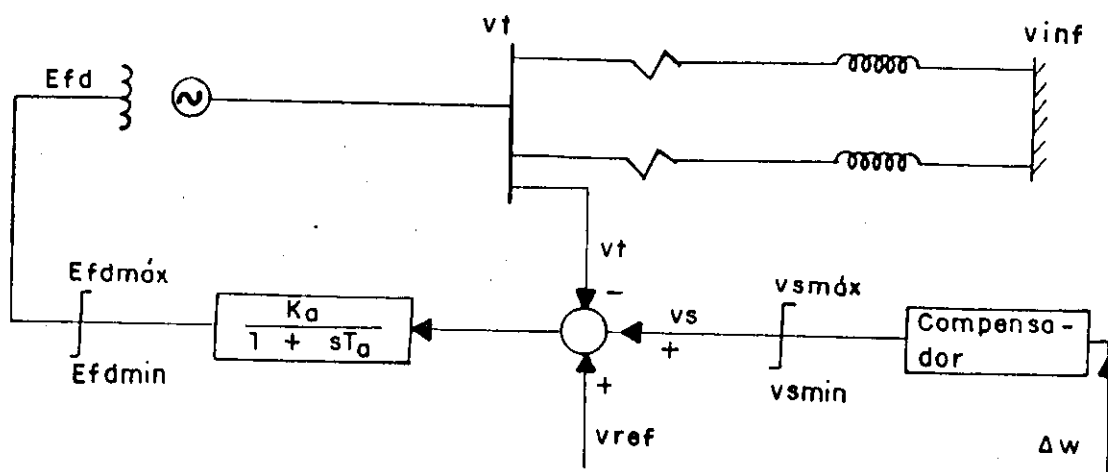


Figura 5.1 - Sistema máquina-barra infinita utilizado nos testes

O ajuste inicial dos algoritmos de identificação e controle foi obtido através de testes e simulação realizados no próprio sistema aqui considerado, e neste mesmo sistema linearizado. Os parâmetros foram escolhidos em função dos experimentos realizados com os sistemas em estudo. Destacamos alguns pontos a seguir:

- "Inicialização do Estimador"

O estimador Mínimos Quadrados básico é geralmente inicializado com os seguintes parâmetros:

- Matriz de Covariância  $P(t)$

A matriz de covariância  $P(t)$  é uma medida da qualidade das estimativas de  $\theta(t)$ . Caso os elementos da diagonal principal da matriz  $P(t)$  sejam pequenos tem-se uma boa estimativa dos parâmetros de  $\theta(t)$ , caso os elementos da diagonal principal da matriz  $P(t)$  sejam grandes tem-se estimativas ruins dos parâmetros de  $\theta(t)$ .

A maioria dos autores sugerem que a matriz de covariância seja inicializada como a seguir:

$$P(0) = C \cdot I$$

onde:

$I$  = matriz identidade

$C$  = constante de valor elevado ( $\cong 10^6$ )

- Vetor de parâmetros  $\theta(t)$

O vetor de parâmetros  $\theta(t)$  contém os elementos que são estimados, e estes parâmetros de alguma forma determinam a dinâmica do modelo utilizado.

Segundo Ljung (1987), se os parâmetros iniciais não são conhecidos, eles podem ser inicializados com o valor zero, portanto tem-se:

$$\theta(t) = [0 \ 0 \ \dots \ 0]$$

Caso exista alguma informação a priori do sistema, estas podem ser utilizadas na inicialização do vetor de parâmetros. Assim tem-se;

$$\theta(t) = [a'_{na-1}, \dots, a'_0, b'_{nb}, \dots, b'_0]$$

onde:

$a'_{na-1}, \dots, a'_0, b'_{nb}, \dots, b'_0 \rightarrow$  são parâmetros



conhecidos a priori.

- Reinicialização da matriz de covariância

A reinicialização da matriz  $P(t)$  é feita para que o vetor de ganho não fique muito pequeno, e assim consiga fazer corretamente a atualização dos parâmetros estimados.

A matriz de covariância  $P(t)$  será reinicializada toda vez que o sinal de entrada (excitação) mudar de valor. Este sinal será descrito na seção 5.2.1.

$$\left[ \begin{array}{l} P(t+1) = C.I, \quad t = n.k.Ta \\ \quad \quad \quad k = \text{metade do período da onda quadrada} \\ \quad \quad \quad \quad \quad \text{do sinal de referência} \\ \quad \quad \quad n = 0,1,2,\dots \end{array} \right.$$

- Sistema Linear

A função de transferência do sistema linear é obtida da linearização da configuração mostrada na figura 5.1. e é dada por<sup>1</sup>:

$$SL(\delta) = \frac{B(\delta)}{A(\delta)} = \frac{-3577,6300.\delta + 0}{\delta^3 + 13,0334.\delta^2 + 114,8564.\delta + 575,0572}$$

e é simulado usando-se a equação anterior.

- Sistema não-linear

O sistema não-linear é simulado por um programa de estabilidade desenvolvido por Mota (1981).

- Ordem do Modelo de Predição

O modelo de predição utilizado para representar o sistema de potência foi um sistema de terceira ordem, uma entrada e uma saída, sem atraso. Não se utilizam modelos de ordem maior, pois trabalhos publicados (Yung, 1988; Barreiros, 1989), observam que modelos de ordem maior não

---

<sup>1</sup> A função de transferência do sistema linearizado é apresentada no Apêndice B

trazem nenhuma melhora significativa, além de aumentar o tempo de computação.

#### - Período de Amostragem

A constante de tempo do sistema de potência é 0.1157 segundos. Com esta informação o período de amostragem escolhido foi de 25 msec, para um intervalo de integração 5 vezes menor. A diminuição do período de amostragem não trouxe melhoras significativas, e tem a inconveniência de aumentar o tempo de computação.

### 5.2.1 - Excitação Persistente

Para se obter informações sobre o sistema durante a estimação de parâmetros, é necessária a presença de excitação, e que a mesma seja capaz de excitar toda a faixa de frequência de interesse do sistema. Caso o sinal de entrada seja excitante persistentemente, o resultado é normalmente uma rápida convergência dos parâmetros. Em controle adaptativo, quando não há excitação ou ela não é excitante persistentemente, resultados desastrosos podem ser esperados, tais como: divergência, convergência para valores errados, explosão da matriz de covariância  $P(t)$ . Portanto excitar persistentemente um sistema é fornecer a ele um sinal de entrada rico em frequências que existam no sistema e rico também em amplitude.

Para que um sinal de entrada seja excitante persistentemente de ordem  $n$ , ele deve satisfazer a desigualdade a seguir:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \cdot \left[ \sum_{k=1}^t A(\delta) \cdot u(k) \right]^2 > 0$$

Segundo Åstron & Wittenmark (1989), um modelo linear



pode descrever um sistema não-linear muito bem, se o sinal de entrada é uma onda quadrada com amplitude fixa, e que a mesma possua energia suficiente em torno da frequência dominante do sistema. Mas esta amplitude não pode ser grande o suficiente para que o sinal seja percebido na saída pois isto não é aceitável, assim como, não fazer que o sistema não-linear atinja suas não linearidades.

Seguindo a sugestão de Åstron & Wittenmark (1989), o sinal de entrada usado é uma onda quadrada com amplitude fixa igual a 0.001 e período igual a 0.7seg. Como colocado anteriormente, amplitudes maiores serão perceptíveis na saída do sistema, e períodos maiores diminuí a velocidade de convergência dos parâmetros estimados, pois a energia será mais acentuada nas baixas frequências. As figuras a seguir mostram os parâmetros estimados para os dois sistemas em malha aberta, com o algoritmo básico dos Mínimos Quadrados.

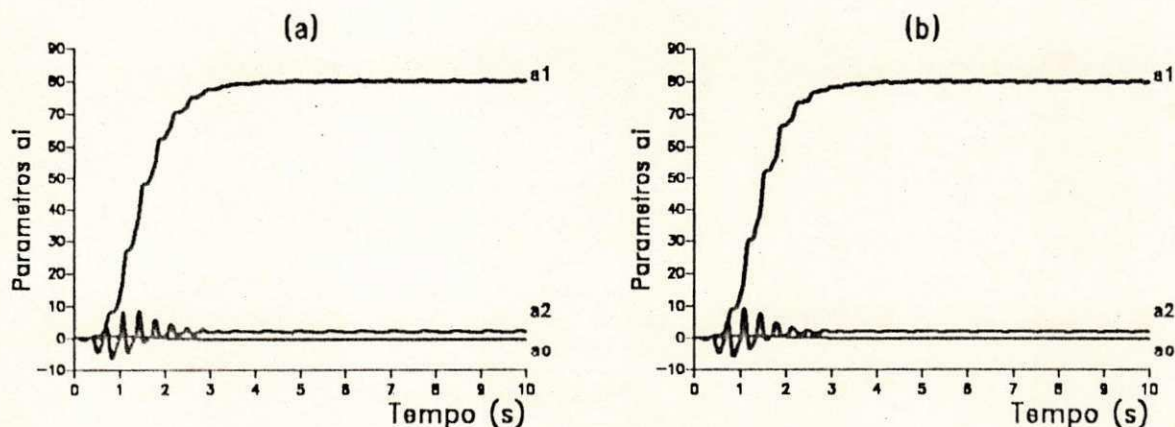


Figura 5.2 - Resultados dos parâmetros estimados: a) sistema não-linear; b) sistema linear.

Os resultados obtidos mostram que os parâmetros estão convergindo para valores errados. Pois os parâmetros estimados pelo sistema linear deveriam convergir para os valores apresentados na seção anterior, e os parâmetros estimados pelo sistema não-linear deveriam convergir para valores próximos ao do sistema linear. Aumentando-se a amplitude da onda quadrada para 1, e estimando-se os



parâmetros novamente para o sistema linear, têm-se os resultados mostrados na figura a seguir

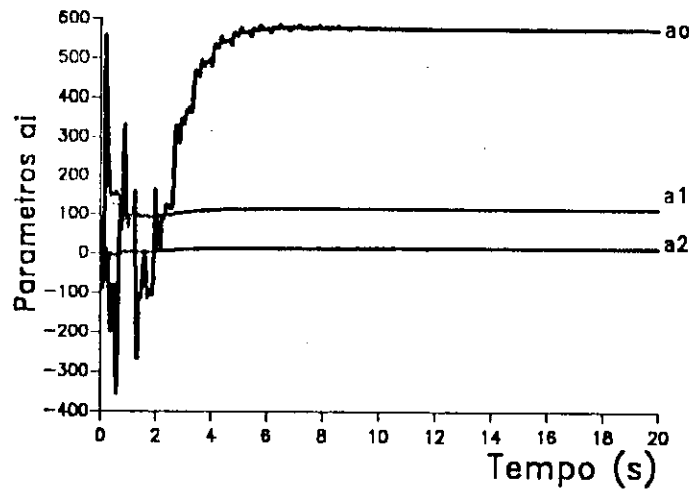


Figura 5.3 - Resultados dos parâmetros estimados, sistema linear.

### 5.2.2 - Normalização

Pode-se observar na seção anterior que o aumento no valor da amplitude do sinal de excitação trouxe convergência para os parâmetros do sistema linear. Portanto, é necessário pensar em tomar uma atitude semelhante para o sistema não-linear.

Sripada & Fisher (1987), utilizaram um artifício matemático que consiste em normalizar o vetor de regressão  $\varphi(t)$ . Isto é, todas as entradas e saídas são divididas por um mesmo fator  $\eta(t)$  tal que:

$$\varphi_n(t) = \varphi(t) / \eta(t) \leq 1 \quad (5.1)$$

onde:

$$\begin{aligned} \varphi_n(t) &\rightarrow \text{vetor de regressão normalizado} \\ \eta(t) &= \text{máx.}(1, \|\varphi(t)\|) \end{aligned}$$

Com isto, eles conseguiram fazer que sempre o maior valor possível no vetor de regressão seria 1, e obtiveram resultados satisfatórios.

Com isso, introduzindo tal modificação no algoritmo dos Mínimos Quadrados Recursivo, tem-se:

$$\theta(t+1) = \theta(t) + \frac{P(t) \cdot [\varphi(t)/\eta(t)] [Y(t)/\eta(t) - (\varphi^T(t)/\eta(t)) \cdot \theta(t)]}{1 + [\varphi^T(t)/\eta(t)] \cdot P(t) \cdot [\varphi(t)/\eta(t)]} \quad (5.2)$$

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t) \cdot [\varphi(t)/\eta(t)] \cdot [\varphi^T(t)/\eta(t)] \cdot P(t)}{1 + [\varphi^T(t)/\eta(t)] \cdot P(t) \cdot [\varphi(t)/\eta(t)]}$$

Reescrevendo as equações anteriores de forma que fiquem com a mesma estrutura da equação (4.20), obtém-se:

$\theta(t+1) = \theta(t) + T_a \cdot L(t) \cdot [Y(t) - \varphi^T(t) \cdot \theta(t)]$ $L(t) = \frac{P(t) \cdot \varphi(t)}{\eta^2(t) + T_a \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t) \cdot \varphi(t)} \quad (5.3)$ $P(t+1) = P(t) - \frac{P(t) \cdot \varphi(t) \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t)}{\eta^2(t) + T_a \cdot \varphi^T(t) \cdot P(t) \cdot \varphi(t)} \cdot T_a$
---

Como o sinal de excitação é conhecido ter amplitude 0.001 e como para o sistema linear um sinal de amplitude 1 é suficiente, espera-se que esta mesma amplitude seja suficiente para o sistema não-linear. Mas, como já colocado anteriormente, o aumento puro e simples do sinal de excitação do sistema não-linear pode deixá-lo instável.

Portanto, o nosso objetivo com a normalização, é que o vetor de regressão normalizado tenha as componentes relativas ao sinal de entrada (excitação) valor 1. Uma sugestão lógica é fazer  $\eta(t) = 0.001$ . As figuras a seguir mostram os parâmetros estimados para os dois sistemas.

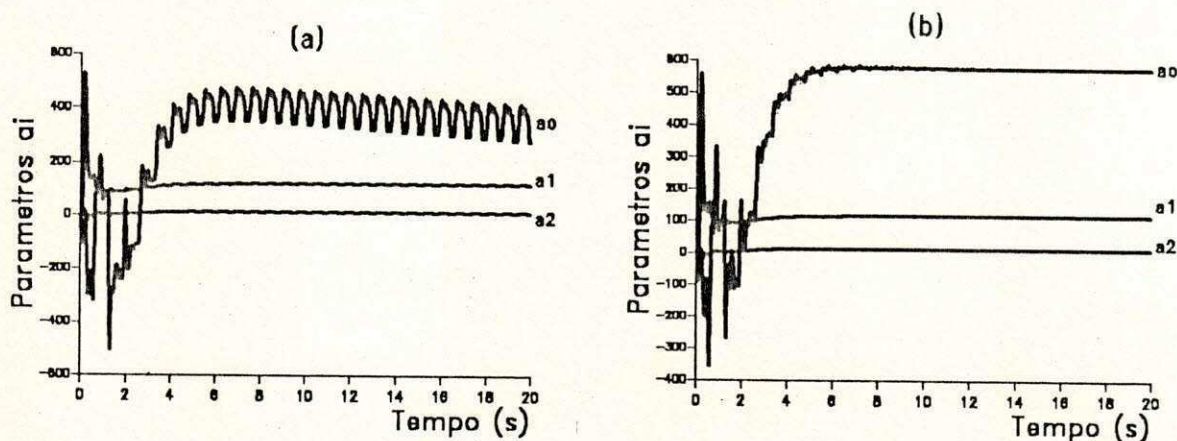


Figura 5.4 - Resultados dos parâmetros estimados com normalização: a) sistema não-linear; b) sistema linear.

Observando e comparando os parâmetros estimados nas figuras 5.2 e 5.4, vê-se que a normalização melhora a convergência dos parâmetros do sistema não-linear, pois os mesmos estão bem mais próximos dos valores do sistema linear, e levam os parâmetros do sistema linear a convergirem para os valores esperados, que são os mostrados na seção 5.2. Comparando ainda as figuras 5.3 e 5.4(b), vê-se que as mesmas mostram resultados idênticos, isto prova que a normalização garantiu um sinal de entrada (excitação) no vetor de regressão com amplitude igual a 1.



### 5.2.3 - Atualização da Matriz de Covariância $P(t)$ e Taxa de Convergência

Como já foi colocado no capítulo 4, para os Mínimos Quadrados básico, a matriz de covariância  $P(t) \rightarrow 0$  com a atualização dos parâmetros. Para garantir estimação de parâmetros variantes no tempo é preciso que sejam feitas modificações, para que não ocorra este decréscimo tão rapidamente. Portanto, conforme também colocado no capítulo 4, a modificação que será introduzida na matriz de covariância utilizada neste trabalho é reinicializá-la em tempos pré-determinados.

A escolha dos valores iniciais da diagonal principal da matriz de covariância  $P(t)$ , assim como a escolha destes mesmos valores quando da ação de reinicializá-la é delicada, pois com altos valores, a matriz  $P(t)$  faz com que o algoritmo fique muito sensível a pequenas perturbações no vetor de regressão, e com isto provoque grandes mudanças nos parâmetros estimados e no desempenho do sistema. Com pequenos valores a matriz  $P(t)$  não consegue fazer a correta atualização de parâmetros variantes no tempo. Isto pode ser visto nas figuras a seguir que mostram os parâmetros estimados para os dois sistemas, com normalização e valores iniciais e reinicializados para a matriz  $P(t)$  diferentemente.

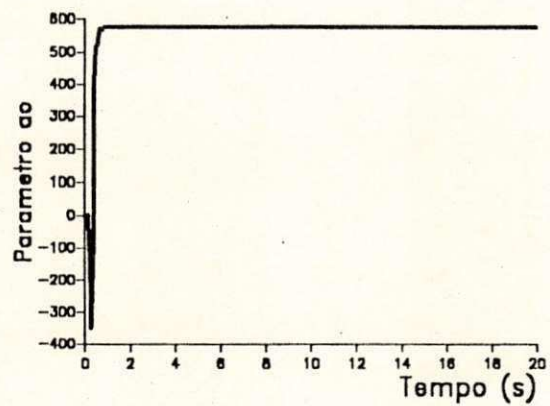
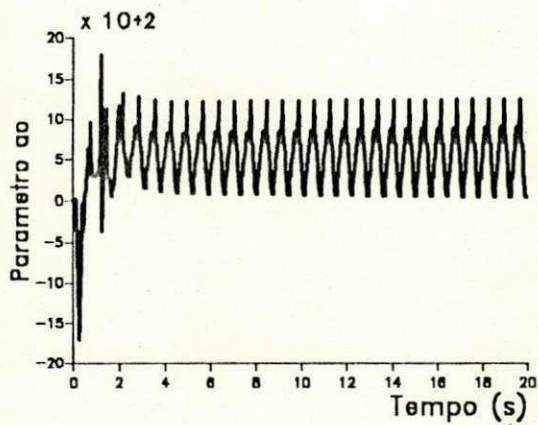
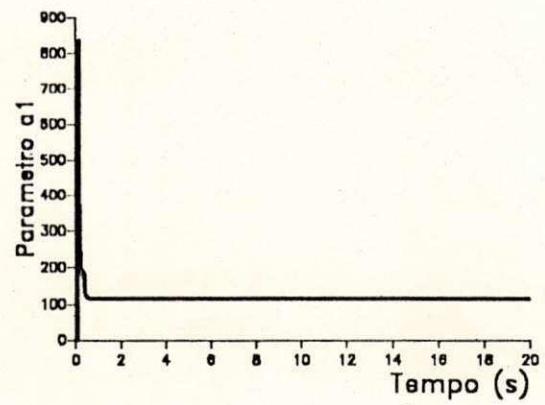
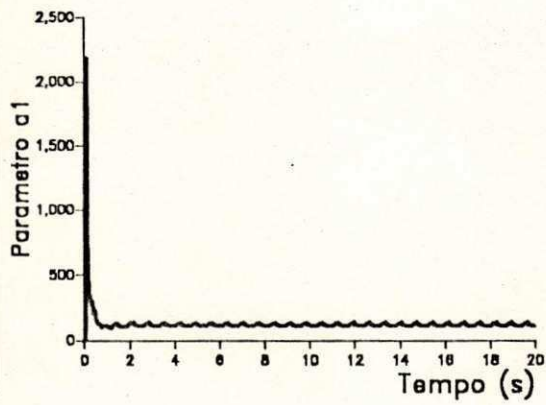
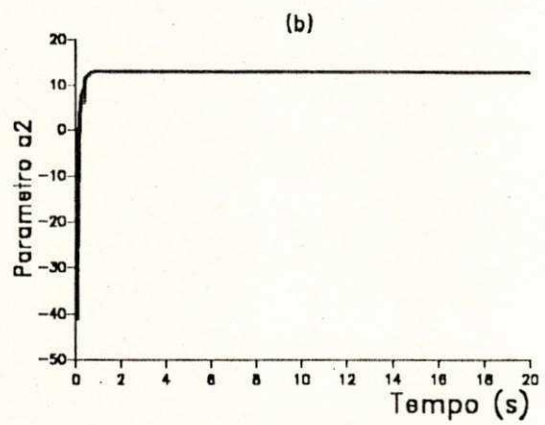
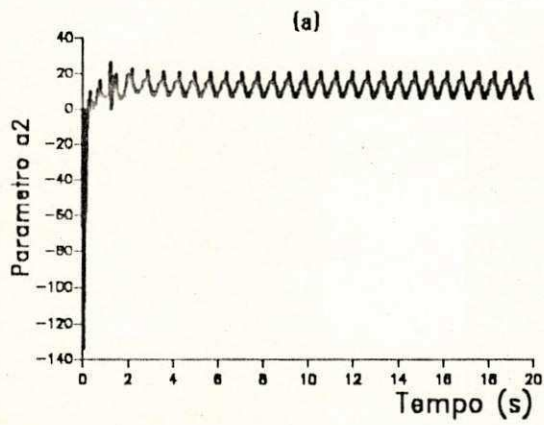
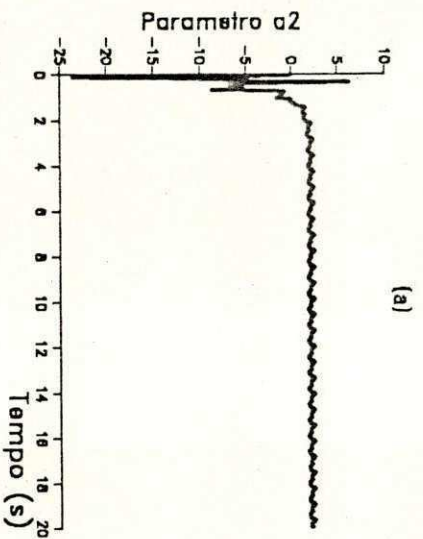
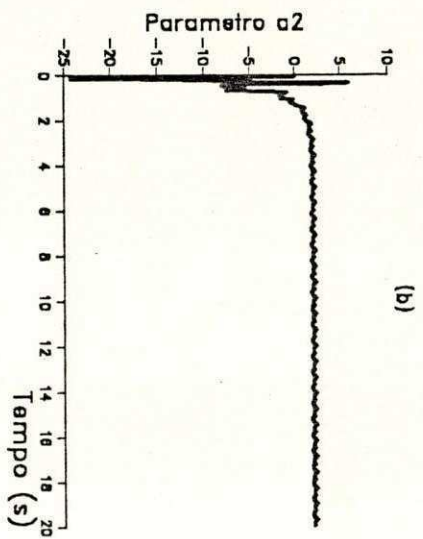


Figura 5.5 - Resultados dos parâmetros estimados com  $P(t)=10^8$  : a) sistema não-linear; b) sistema linear.



(a)



(b)

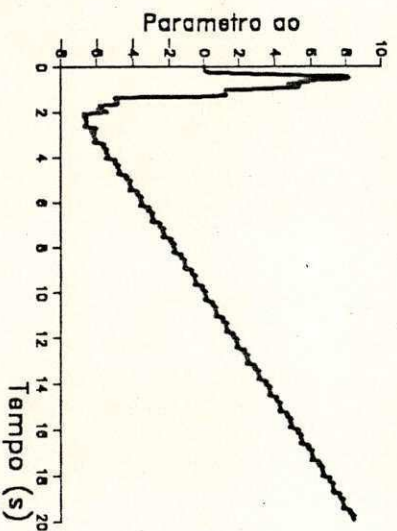
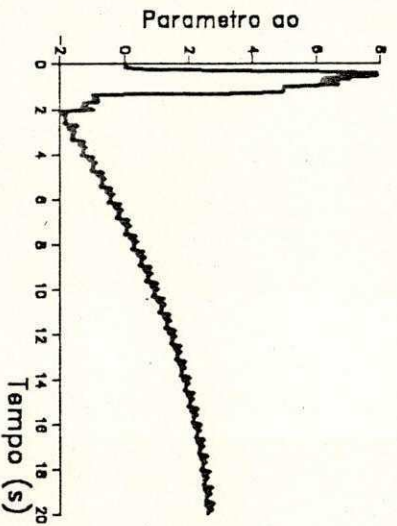
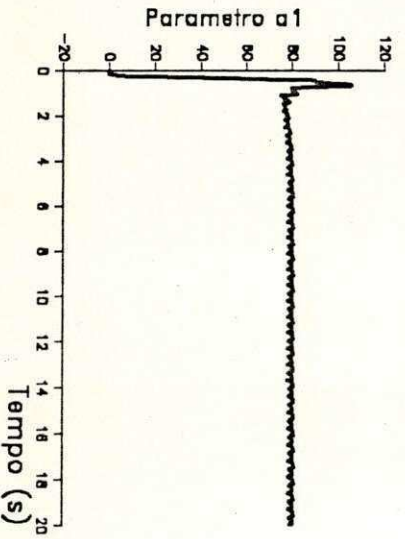
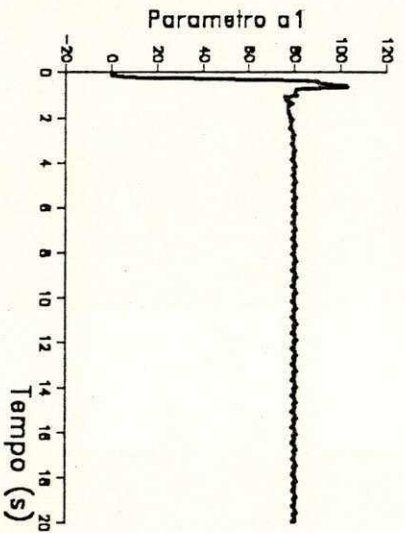


Figura 5.6 - Resultados dos parâmetros estimados para os parâmetros do sistema linear convergem rapidamente para os valores esperados. Isto ocorre devido a correta atualização linear.

Analisando a figura 5.5, pode-se observar que os parâmetros do sistema linear convergem rapidamente para os valores esperados. Isto ocorre devido a correta atualização



dos parâmetros estimados. Já os parâmetros do sistema não-linear não apresentam a mesma taxa de convergência do sistema linear, eles atingem altos valores após a inicialização, e depois ficam oscilando em torno de um valor de convergência. Estas oscilações no sistema não-linear são provocadas por dinâmicas não-modeladas e são amplificadas pelos altos valores da matriz de covariância  $P(t)$ . Agora, analisando a figura 5.6 vê-se que os parâmetros estimados nos dois sistemas têm o comportamento semelhante e que não estão convergindo para os valores esperados. Isto ocorre devido ao pequeno valor dos elementos da matriz  $P(t)$ , que não conseguem fazer a correta atualização dos parâmetros.

Como os parâmetros a serem estimados são grandezas de ordens diferentes, a utilização de uma matriz de covariância  $P(t) = C.I$ , onde  $C$  é uma constante grande, traz o inconveniente de que para alguns parâmetros a serem estimados este alto valor do elemento de  $P(t)$  correspondente a ele, deixa-o muito sensível (oscilante), enquanto para outros, elementos é o valor indicado. A solução para este problema é utilizar informações a priori sobre o processo e inicializar e reinicializar a matriz de covariância de modo "ponderado". Neste caso, os elementos da matriz  $P(t)$  terão valores diferentes para que todos os parâmetros a serem estimados tenham os seus correspondentes elementos na matriz  $P(t)$  compatíveis com suas grandezas. Isto é,

$$P(t) = C \cdot \begin{bmatrix} a''_{na-1} & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & a''_{na-2} & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \cdot & 0 & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & a''_o & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & & b''_{nb} & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & & & \cdot \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & b''_o \end{bmatrix}$$

onde:

$a_1''$ ,  $b_1'' \rightarrow$  estimativas a priori para os parâmetros

A figura a seguir mostra os parâmetros estimados para os dois sistemas com a matriz  $P(t)$  "ponderada". Os parâmetros  $a_{na-1}''$ ,  $a_{na-2}''$ ,  $\dots$ ,  $a_0''$ ,  $b_{nb}''$ ,  $\dots$ ,  $b_0''$  assumiram os valores determinados para o sistema linearizado, pois isto consiste de uma informação a priori do sistema.

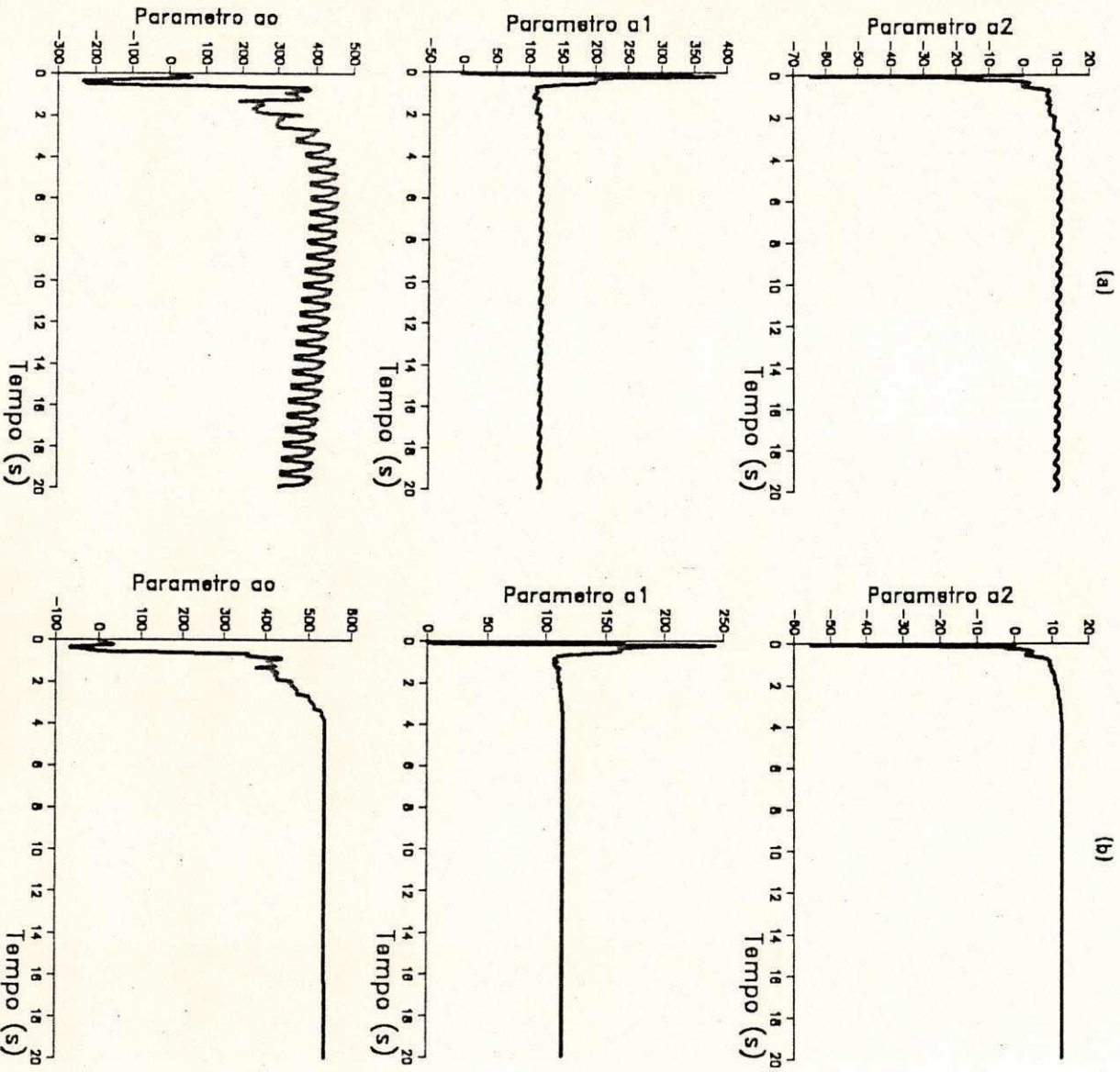


Figura 5.7 - Resultados dos parâmetros estimados com  $P(t)$  "ponderada": a) sistema não-linear; b) sistema linear



Comparando as figuras 5.5 e 5.7, observa-se que a convergência dos parâmetros do sistema linear com a matriz de covariância ponderada é um pouco mais lenta, mas tem a vantagem de não apresentar variações muito grandes logo após a inicialização da estimação. Já no sistema não-linear, os parâmetros estimados com a matriz de covariância ponderada apresentam uma sensível melhora quanto aos altos valores iniciais e às oscilações se tornaram bem menores.

Alguns autores (Clark & Gawthrop, 1979; Ljung, 1987) chamam a atenção para a ocorrência de problemas numéricos com a matriz de covariância, em estimação recursiva de parâmetros. O problema é que a matriz  $P(t)$  pode tornar-se negativa definida, causando rápida divergência nos parâmetros estimados e falha no algoritmo. Ljung (1987) sugere atualizar a matriz  $P(t)$  utilizando o método UD, que é baseado na fatorização de  $P(t)$  como a seguir:

$$P(t) = U(t).D(t).U^T(t) \quad (5.4)$$

onde  $D(t)$  é uma matriz diagonal e  $U(t)$  uma matriz triangular.

Neste trabalho não se recorreu ao método de fatorização UD, visto que problemas numéricos desta natureza não ocorrerão, porque a reinicialização da matriz  $P(t)$  em tempos pré-determinados e a garantia de excitação persistente garantem sempre uma matriz  $P(t)$  positiva definida.

#### 5.2.4 - Dinâmicas não Modeladas.

Ao representar-se o sistema não-linear usando um modelo linear de baixa ordem, aparecem dinâmicas não modeladas. Este erro na modelagem do sistema, geralmente contém frequências altas, e pode levar a convergência dos



parâmetros para valores errados (polarização) e também oscilações em torno do ponto de convergência. Em controle adaptativo pode até levar à instabilidade.

Uma maneira de reduzir o efeito das dinâmicas não modeladas e das perturbações é filtrar os sinais de entrada e saída que serão utilizados para formar o vetor de regressão, por um filtro passa-baixa ou passa-faixa. A utilização de um filtro passa-faixa, além de remover altas frequências, também atenuará valores d.c. A figura 5.8 mostra a largura de faixa de um filtro passa-faixa.

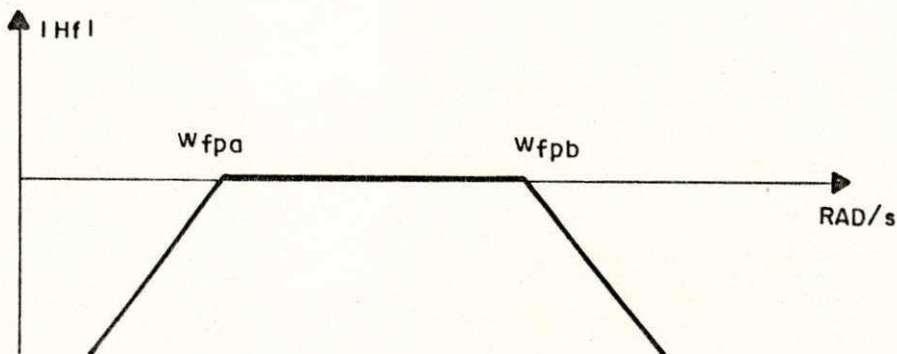


Figura 5.8 - Largura de faixa de um filtro passa-faixa

A largura de faixa do filtro passa-faixa deve ser larga o suficiente para permitir uma estimação precisa dos parâmetros. Uma regra para determinar a largura de faixa do filtro passa-faixa é que frequência  $w_{fpa}$  deve estar no intervalo entre a metade a uma década, abaixo da frequência de corte do sistema, e a frequência  $w_{fpb}$  deve estar no intervalo entre o dobro a uma década, acima da frequência de corte do sistema (Åstron & Wittenmark, 1989).

A figura a seguir mostra o diagrama de bode do sistema e do filtro passa-faixa que será utilizado até o final deste trabalho. O filtro passa-faixa utilizado será de quinta ordem, que é composto por um filtro passa-baixa de quarta ordem, e por um filtro passa-alta de primeira ordem. A função de transferência do filtro passa-faixa é:

$$G(s)/F(s) =$$

$$\frac{0,009 \cdot s^4 + 4,743 \cdot s^3 + 457,895 \cdot s^2 + 11726,3177 \cdot s + 0}{s^5 + 29,486 \cdot s^4 + 407,694 \cdot s^3 + 2936,772 \cdot s^2 + 10932,255 \cdot s + 11726,318}$$

A opção por este filtro se deu face a ele estar dentro das regras colocadas anteriormente, e por ele ter a componente passa-baixa mais inclinada do que o sistema, com isto consegue-se atenuar mais rapidamente as altas frequências. E também pelas várias simulações realizadas com o sistema com vários filtros, e por ele ter apresentado um bom resultado.

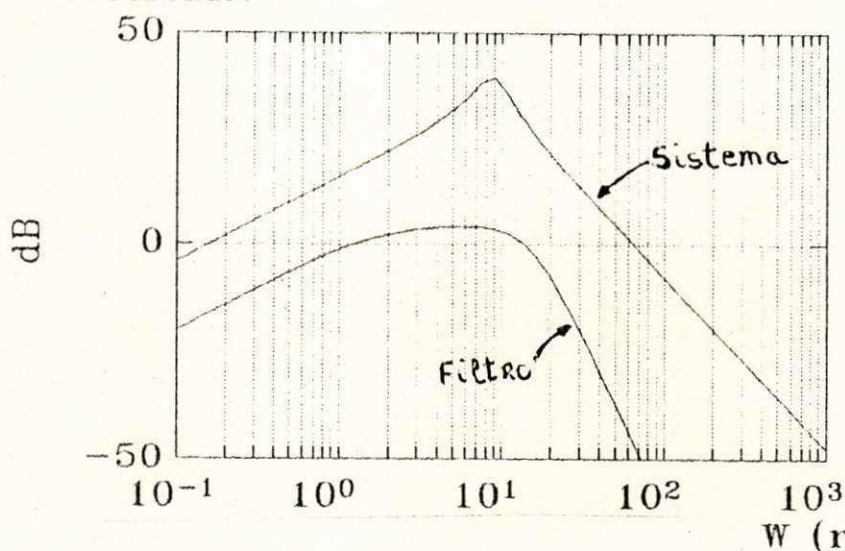


Figura 5.9 - Diagrama de Bode do sistema de 3<sup>a</sup> ordem linearizado e do filtro passa-faixa de 5<sup>a</sup> ordem.

As figuras a seguir mostram os parâmetros estimados para os dois sistemas com as mesmas condições da Figura 5.7,

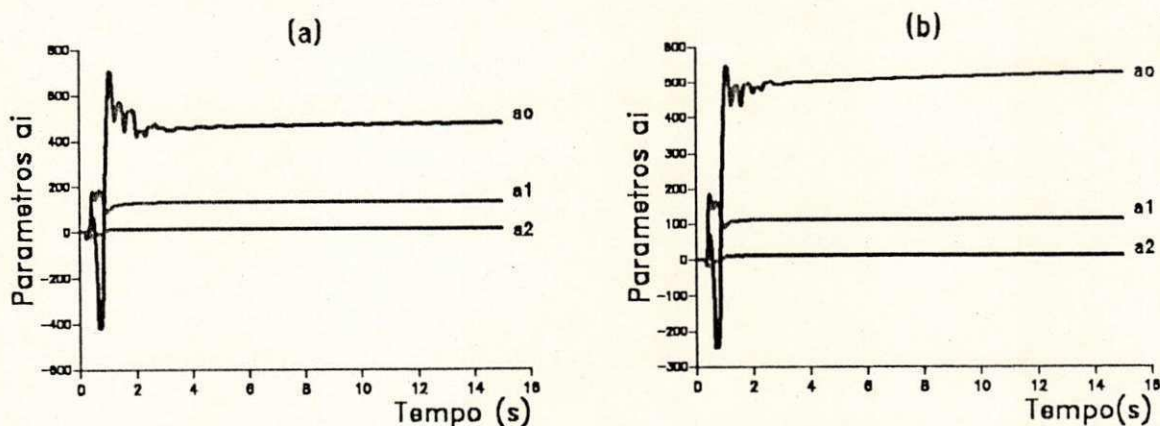


Figura 5.10 - Resultados dos parâmetros estimados com filtro: a) sistema não-linear; b) sistema linear.



Analisando a figura 5.8, pode-se observar que o filtro realmente diminui as oscilações dos parâmetros estimados devido à presença das dinâmicas não modeladas no sistema não-linear, enquanto que no sistema linear, o filtro diminui a velocidade de convergência dos parâmetros estimados. Um outro ponto a ser ressaltado é que os parâmetros estimados nos dois sistemas convergem para valores diferentes. Isto ocorre devido às dinâmicas não consideradas pelo sistema linear.

### 5.3 - Implementação do Estimador de Parâmetros (Malha Fechada)

Até a seção anterior mostrou-se os procedimentos que foram utilizados para sintonizar o algoritmo de estimação de parâmetros para a malha aberta. Agora será considerada a estimação em malha fechada, utilizando um controlador com parâmetros fixos. O objetivo é observar a convergência dos parâmetros estimados. Os parâmetros do controlador foram determinados resolvendo-se a equação (4.27)<sup>2</sup>, impondo aos parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  os valores para os quais houve convergência na seção 5.2.4. do sistema linear. O polinômio  $T(\delta)$  é composto pelo polinômio cujas raízes são os pólos desejados e pelo polinômio do observador<sup>3</sup>.

Nas figuras a seguir, são mostrados os parâmetros para os dois sistemas.

---

<sup>2</sup> A resolução da equação (4.27) encontra-se no Apêndice D

<sup>3</sup> O polinômio  $T(\delta)$  encontra-se no Apêndice C.



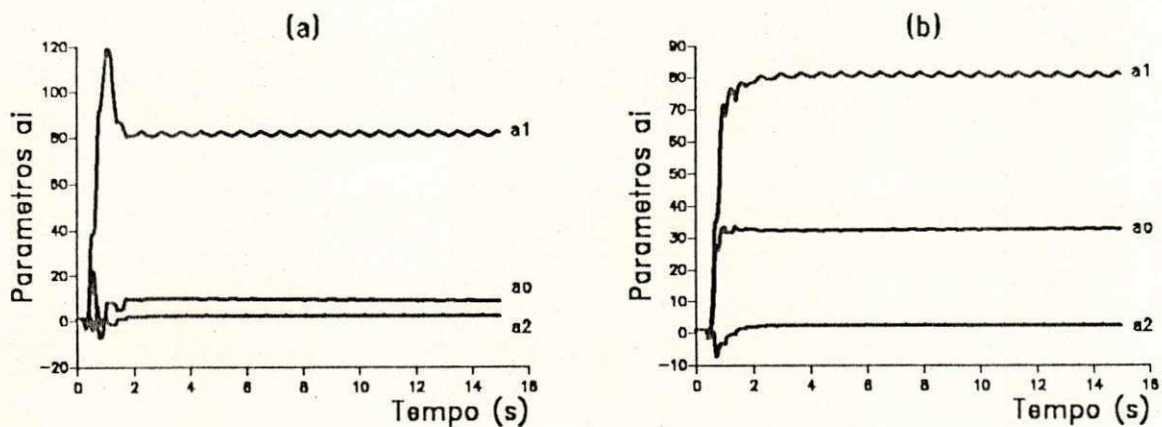


Figura 5.11 - Resultados dos parâmetros estimados com controlador de parâmetros fixos: a) sistema não-linear; b) sistema linear.

Observando os parâmetros estimados, pode-se ver que a convergência está sendo para valores muito diferentes dos que foram obtidos na seção 5.2.4. Portanto vamos analisar o que está ocorrendo com o sinal de excitação. Na seção 5.5.4 tinha-se a seguinte estrutura;

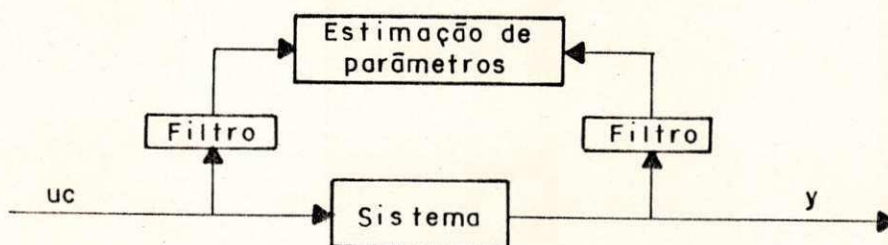


Figura 5.12 - Diagrama de blocos da estimação de parâmetros do sistema em malha aberta.

Com a introdução do controlador de parâmetros fixos, passa-se a ter a seguinte estrutura.

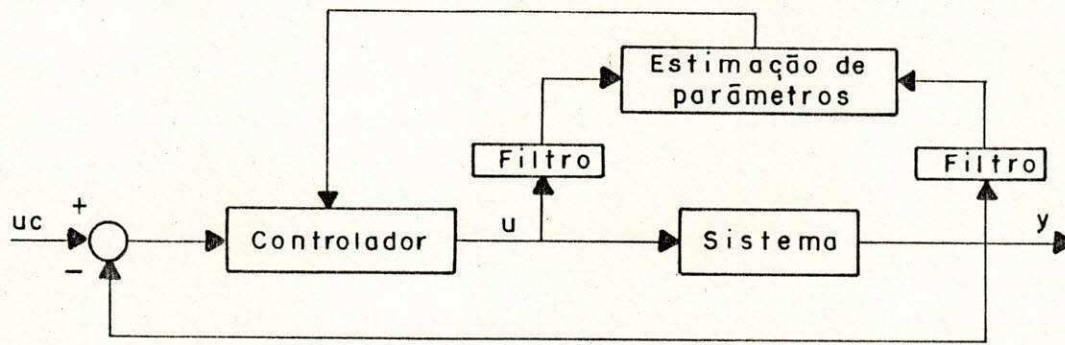


Figura 5.13 - Diagrama de blocos da estimação de parâmetros do sistema em malha fechada

Portanto, observando as figuras 5.12 e 5.13, vê-se que os sinais de excitação que são utilizados para a estimação de parâmetros em malha aberta e malha fechada são diferentes.

A figura, a seguir, mostra os sinais de excitação para os sistemas em malha aberta e malha fechada.

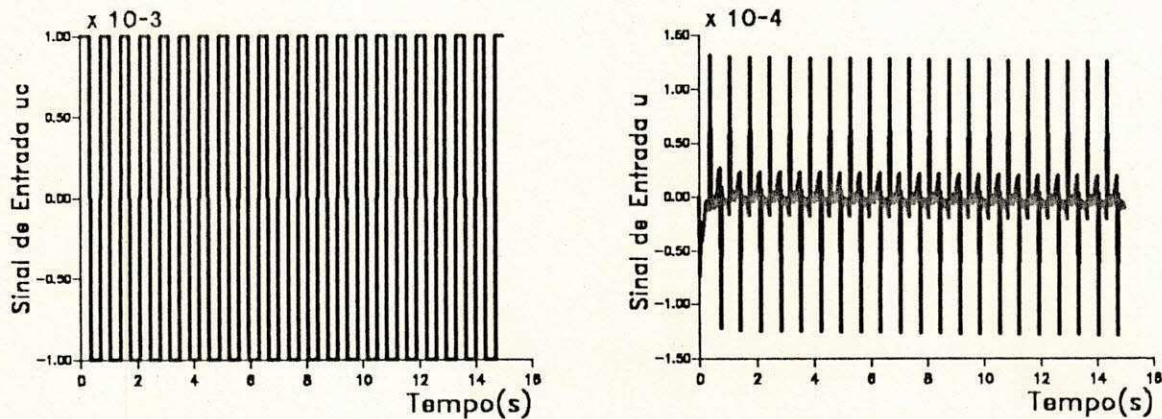


Figura 5.14 - Amplitude dos sinais de entrada  $u_c$  e  $u$ .

Observando a figura 5.14, vê-se que a inclusão do controlador faz o sinal de entrada  $u$  ficar muito menor do que o sinal de excitação  $u_c$  usado na seção 5.2.4. Esta diminuição é devido ao ganho do controlador. Portanto, para manter-se a taxa de convergência do estimador na ordem da obtida em malha aberta, é preciso diminuir o valor da normalização para garantir que o sinal de excitação normalizado tenha amplitude em torno de 1. Em malha fechada pode-se também aumentar a amplitude do sinal de excitação. Uma medida aceitável é  $u_c = 0.01$ .



As figuras a seguir mostram os parâmetros estimados para os dois sistemas.

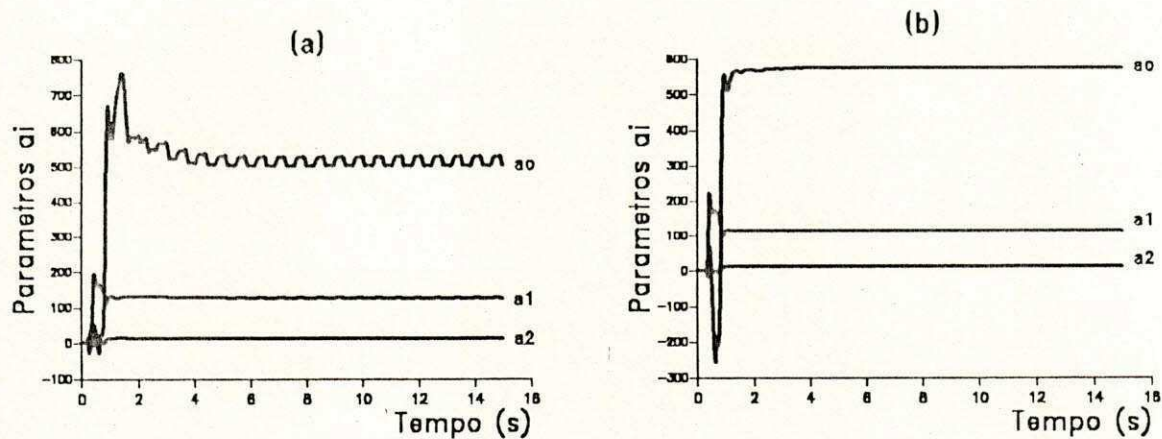


Figura 5.15 - Resultados dos parâmetros estimados com controlador de parâmetros fixos: a) sistema não-linear; b) sistema linear.

Observando a figura 5.15, vê-se que os parâmetros estimados nos dois sistemas convergem para os valores esperados.

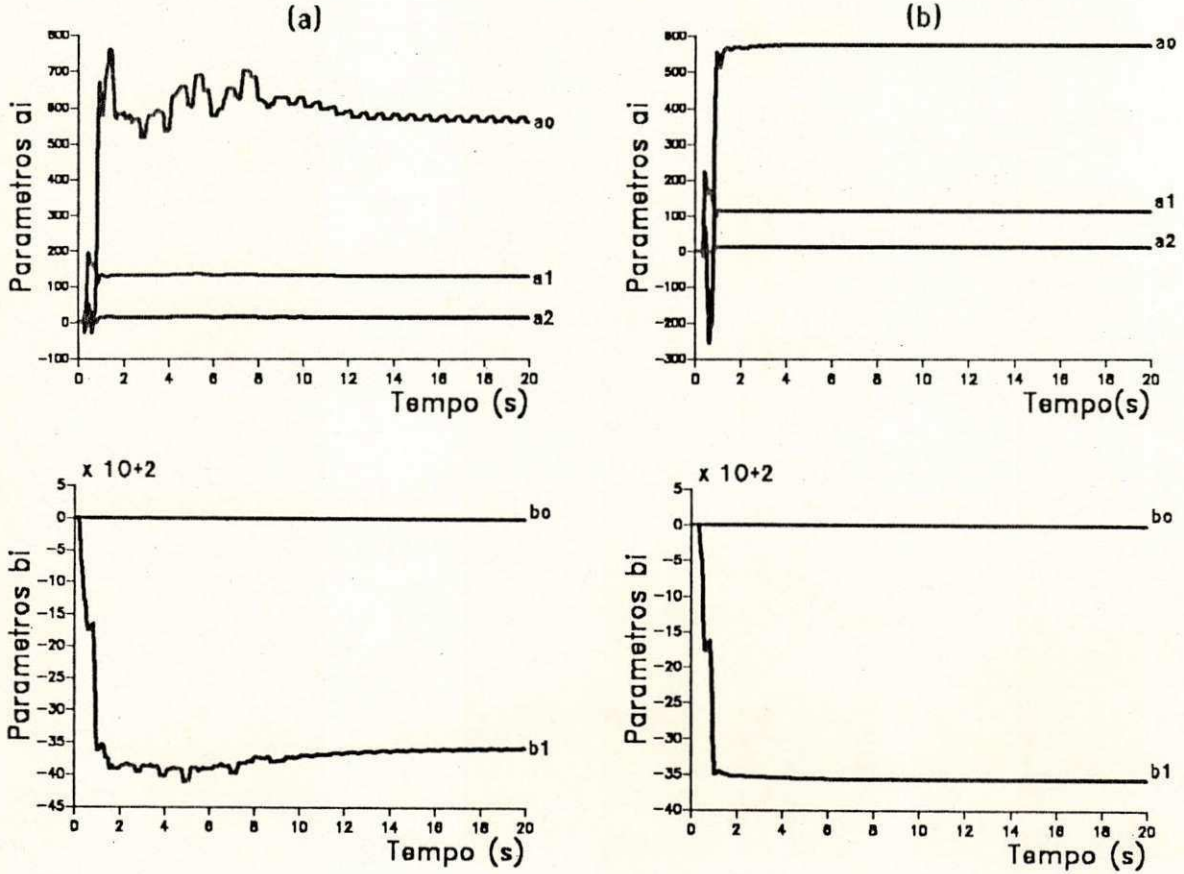
#### 5.4 - Controle Adaptativo.

Utilizar-se-á o seguinte procedimento para estimar os parâmetros do sistema em malha fechada com controlador adaptativo. Nos dois primeiros segundos, o controlador terá os seus parâmetros fixos, pois assim os parâmetros estimados do sistema ao final dos dois segundos estarão mais próximos de seus valores esperados. Com isto evita-se que os parâmetros do controlador adaptativo fiquem mudando radicalmente os seus parâmetros devido às estimativas ruins do sistema logo após a inicialização da estimação. Isto é feito para garantir que estes maus valores de parâmetros não instabilizem o sistema.

As figuras a seguir mostram: os parâmetros estimados para os dois sistemas, os erros de predição dos dois



sistemas e os parâmetros dos controladores dos dois sistemas.



Figuras 5. 16 - Resultados dos parâmetros estimados com controlador adaptativo: a) sistema não-linear; b) sistema linear.

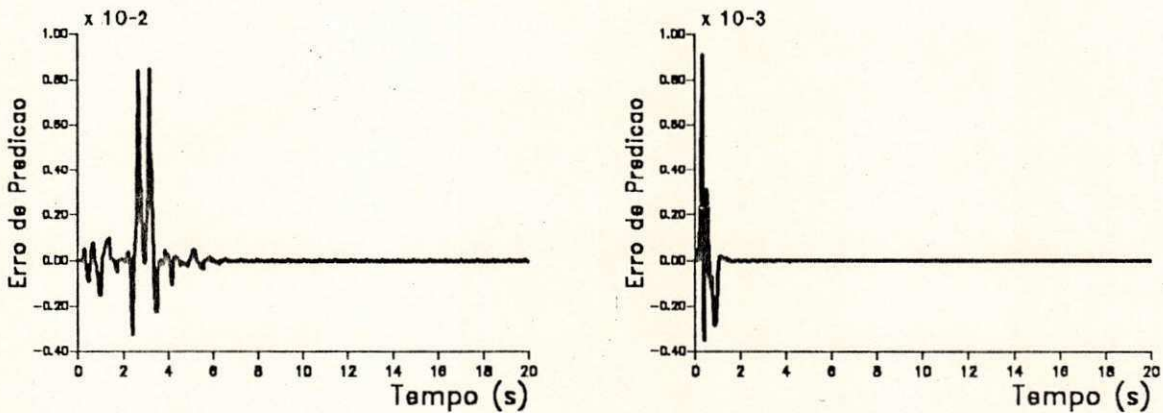


Figura 5.17 - Resultados do erro de predição a) sistema não-linear; b) sistema linear

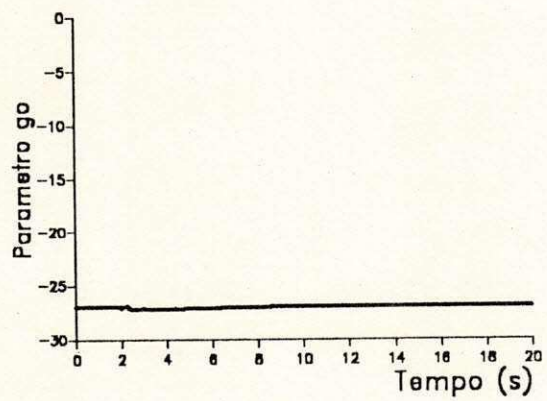
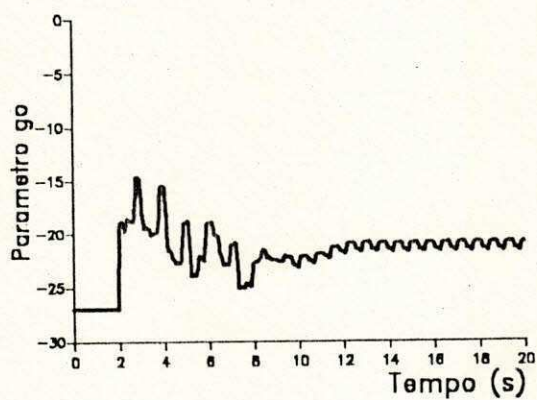
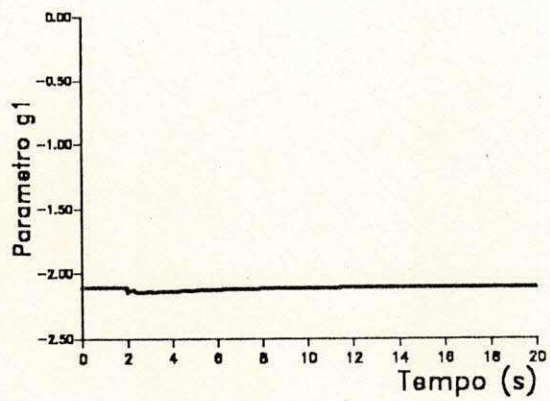
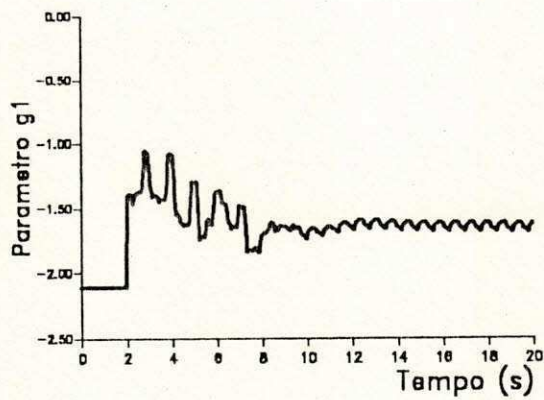
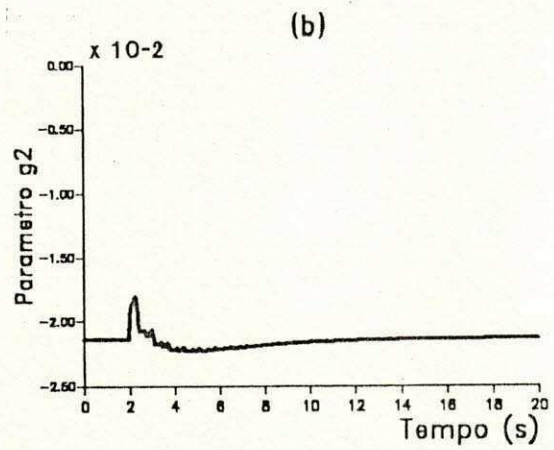
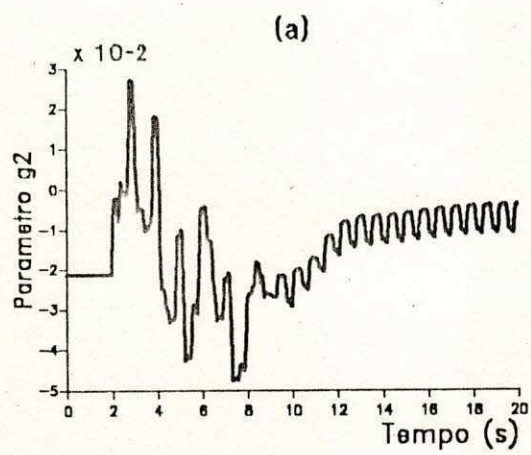


Figura 5.18 - Parâmetros do  $g_i$  do controlador

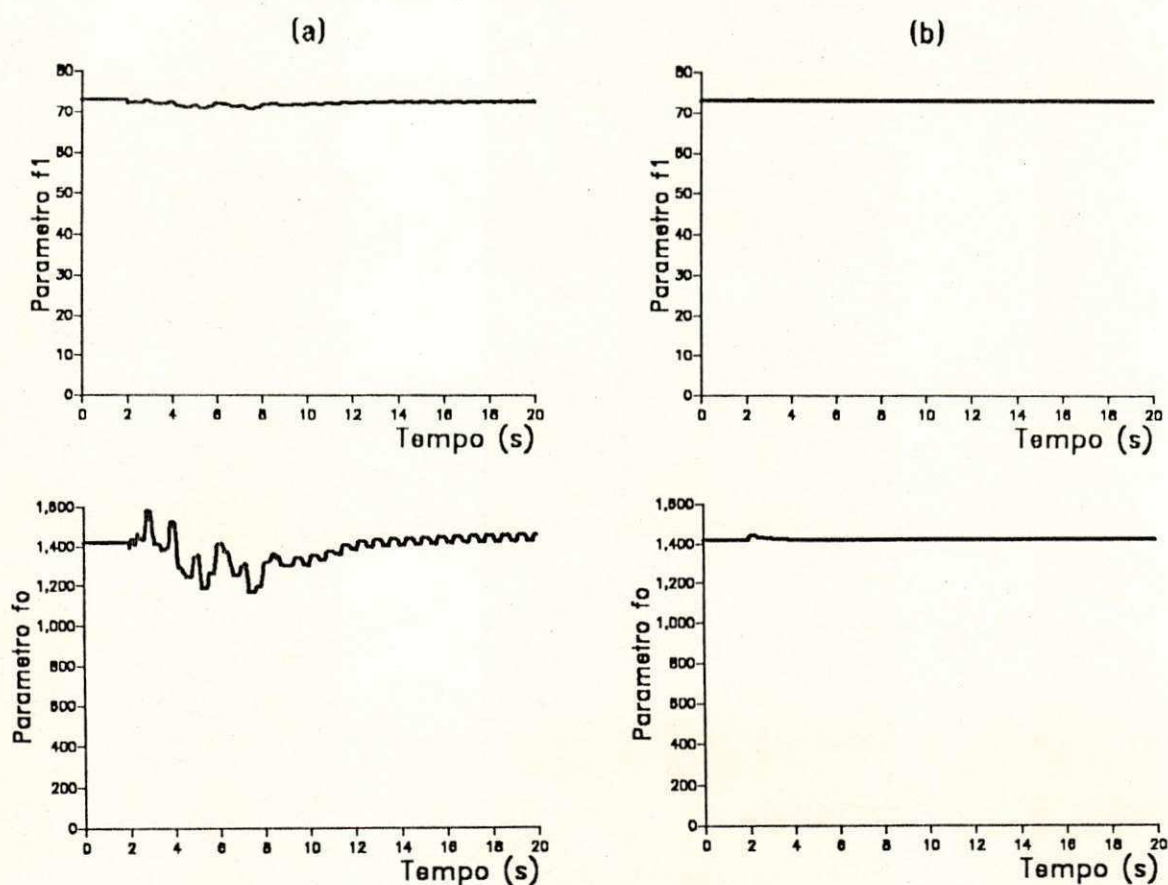


Figura 5.19 - Parâmetros  $f_i$  do controlador

Analisando as figuras 5.16 e 5.18, pode-se observar que fazendo a mudança do controlador fixo para o controlador adaptativo, os parâmetros do controlador e do sistema não-linear sofrem variações. Isto ocorre porque os parâmetros do controlador passam a ser determinados pelos parâmetros estimados, e como eles ainda não convergiram para os valores esperados variam os parâmetros do controlador, que, por sua vez varia o sinal de entrada, fazendo com que os parâmetros estimados variem. Esta variação durará até que os parâmetros estimados convergirem. Já no sistema linear, a mudança do controlador fixo para o controlador adaptativo, quase não provoca variações, isto ocorre devido ao fato de que os parâmetros estimados estão bem próximos dos valores esperados.



## 5.5 - Conclusão

Como pode-se observar no desenvolver deste capítulo, as modificações sugeridas realmente melhoram a convergência dos parâmetros estimados. A necessidade de excitação ficou clara tanto para o sistema linear como para o sistema não-linear, os quais com baixa excitação convergiram para valores totalmente errados. A utilização de uma matriz de covariância "ponderada" mostrou-se uma boa modificação, quando estão envolvidos na estimação parâmetros com ordem de grandeza bem diferentes, pois assim todos os elementos terão uma taxa de correção compatíveis com os seus valores. A introdução do filtro passa-faixa melhorou as estimativas dos parâmetros do sistema não-linear atenuando as dinâmicas não modeladas e aumentando a robustez do sistema. A utilização do sistema linear foi de grande importância, pois sempre foi o primeiro a ser submetido às modificações, e com isto, obtinha-se informações importantes, de como o sistema não-linear deveria comportar-se.

Algumas dessas modificações não surtiram grandes mudanças no sistema linear, isto ocorreu devido ao fato de que os dados utilizados no vetor de regressão foram gerados pelo sistema linearizado e assim alguns fenômenos que ocorrem com os dados gerados pelo sistema não-linear não ocorreu com os dados gerados pelo sistema linear, e com isto não afetou a convergência dos parâmetros estimados.

Comparando os resultados obtidos quando utilizados os controladores fixo e adaptativo; vê-se que o sistema linear apresenta os mesmos resultados para os parâmetros estimados. Já o sistema não-linear apresenta resultados um pouco diferentes para os parâmetros estimados. O que se observa no sistema não-linear é que após a convergência dos parâmetros estimados, as oscilações nos parâmetros estimados com controle adaptativo são menores. Portanto, isto mostra que os parâmetros estimados com o controlador adaptativo estão bons.

## CAPÍTULO VI

### ANÁLISE DO DESEMPENHO DO CONTROLADOR ADAPTATIVO

#### 6.1 - Introdução

No capítulo anterior foram mostrados alguns procedimentos para melhorar o desempenho do controlador adaptativo. Estes procedimentos visaram obter uma taxa maior de convergência e maior robustez. Observando os resultados, vê-se que o controlador adaptativo apresenta um bom funcionamento para o sistema em regime permanente.

Neste capítulo, é observado o desempenho do controlador adaptativo quando o sistema é submetido a perturbações. Também será comparado o seu desempenho com os controladores de parâmetros fixos.

As contingências simuladas neste trabalho com o programa digital são as seguintes:

- variação degrau na tensão de referência do RAT; esta perturbação consiste em mudar o valor da tensão de referência para um novo valor. Com isto mudar-se-á o ponto de operação do sistema.
- curto-circuito trifásico sem retirada de linha; esta perturbação consiste de uma queda brusca da tensão para zero no ponto que ocorre o curto-circuito. Com isto haverá variação no ponto de operação, mas terminada a contingência, o sistema deve voltar ao ponto de operação inicial em um tempo finito, se o sistema é estável.
- curto-circuito trifásico com retirada de linha; esta perturbação consiste da perturbação anterior mais a



variação da configuração do sistema, com isto o sistema estabelecerá um novo ponto de operação após a perturbação, se o sistema for estável.

## 6.2 - Procedimentos

O sistema máquina barra-infinita utilizado para comparar o desempenho dos sinais estabilizadores é a configuração apresentada na figura 2.1 e repetida na figura 5.1.

São apresentados, a seguir, os diagramas de blocos de cada controlador utilizado nos testes de simulação, assim como os valores de seus parâmetros.

### - Sinal Adicional Estabilizador Convencional.

O diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador convencional disponível para a simulação digital é mostrado na figura a seguir:

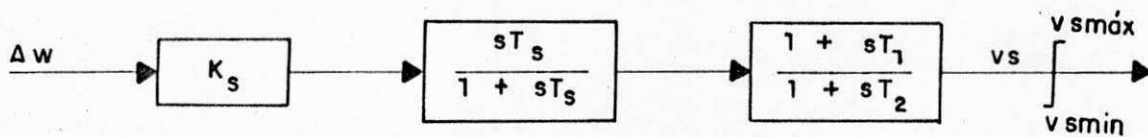


Figura 6.1 - Diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador convencional

Os parâmetros adotados para o controlador convencional são determinados como exposto em Mota (1986).

$K_s = 0.1$	$T_1 = 0.3802$	$V_{s\text{máx}} = 0.05$
$T_s = 1.5$	$T_2 = 0.0546$	$V_{s\text{min}} = -0.05$

### - Sinal Adicional Estabilizador utilizando Teoria de Controle Ótimo.

O diagrama de blocos do sinal adicional



estabilizador determinado pela teoria de controle ótimo é mostrado na figura a seguir:

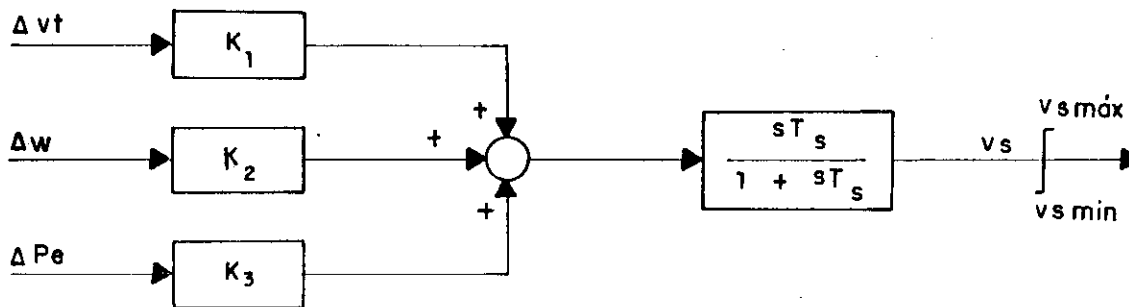


Figura 6.2 - Diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador ótimo

Os parâmetros adotados para o controlador baseado em técnicas de controle ótimo são determinados como exposto em Guerra (1987).

$$K_1 = -0.00156$$

$$K_2 = 0.02610$$

$$K_3 = -0.03816$$

$$T_s = 5$$

$$V_{s\text{máx}} = 0.05$$

$$V_{s\text{mín}} = -0.05$$

- Sinal Adicional Estabilizador Adaptativo

O diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador adaptativo é mostrado na figura a seguir:

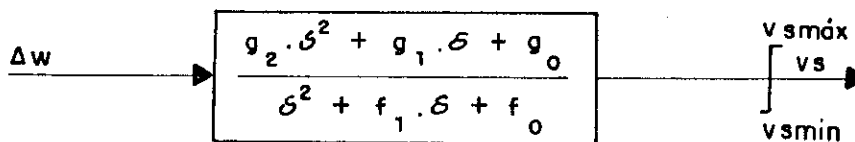


Figura 6.3 - Diagrama de blocos do sinal adicional estabilizador adaptativo.

Como a determinação dos parâmetros do controlador adaptativo dependem dos valores estimados, serão dadas a seguir as principais providências tomadas.

- "Inicialização do Estimador"
- Vetor de parâmetros

Como pode ser observado na figura 5.14, quando muda-se do controlador fixo para o controlador adaptativo, existe uma variação nos parâmetros estimados e nos parâmetros do controlador adaptativo, portanto quanto mais os parâmetros estimados estiverem longe dos valores esperados maiores serão as variações. Utilizando-se informações a priori (parâmetros obtidos no capítulo 5), o vetor de parâmetros será inicializado como a seguir:

$$\theta(0) = [12.3817 \quad 103.6574 \quad 493.0413 \quad -3398.7485 \quad 0]$$

Os valores de  $\theta(0)$  foram impostos de maneira que os polinômios  $[E(\delta) - A(\delta)]$  e  $B(\delta)$  tivessem o valor igual aos coeficientes dos polinômios  $A(\delta)$  e  $B(\delta)$  da planta linearizada cujos pólos e zeros foram multiplicados por um fator igual a 0.95.

Esta escolha deve-se ao fato de que assim os parâmetros estimados e os parâmetros do controlador convergirão rapidamente, e as variações serão pequenas e rápidas.

#### - Matriz de Covariância $P(t)$

A matriz de covariância  $P(t)$  será inicializada como mostrado na seção 5.2.3, com a constante  $C$  tendo o seguinte valor:

$$C = 1000$$

#### - Reinicialização da Matriz de Covariância $P(t)$

A matriz de covariância  $P(t)$  será reinicializada toda vez que o sinal de entrada trocar de valor e a constante  $C$  terá os seguintes valores:

$C = 1000$  → enquanto o controlador for a parâmetros fixos;

$C = 500$  → quando o controlador passar a ser adaptativo;

$C = 1$  → quando o controlador é adaptativo e é detectado uma perturbação. Ficará com este valor até quando o erro de predição do passo atual for duas vezes

maior do que o erro de predição do passo anterior a falta. Quando o erro de predição do passo atual for menor do que duas vezes o erro de predição do passo anterior a falta, a constante C volta a ter o valor 500

#### - "Inicialização do Controlador"

Quando inicia-se o processo de simulação digital considera-se o controlador a parâmetros fixos. Estes parâmetros têm seus valores assumidos como explicado na seção 5.3, e são determinados a partir do sistema 1:

$$\begin{array}{ll} f_2 = 1 & g_2 = -0.0214 \\ f_1 = 73.1401 & g_1 = -2.1120 \\ f_0 = 1420.7226 & g_0 = -26.9470 \end{array}$$

### 6.3 - Testes e Análise dos Resultados

Serão descritos a seguir os testes realizados e as estratégias adotadas com o controlador adaptativo para contornar algumas situações previstas durante as perturbações. Os testes serão realizados em dois sistemas com a mesma configuração das figuras 2.1 e 5.1. O sistema que será chamado de sistema 2 terá parâmetros diferentes para as linhas de transmissão e com isto o fluxo de carga será diferente. Essa modificação é para que o sistema 2 seja encarado como uma variação fictícia das características do outro sistema que será chamado de sistema 1. Os parâmetros utilizados para inicializar os algoritmos de estimação e controle serão os mesmos para os dois sistemas. Também serão feitas as comparações do desempenho dos controladores para os diversos casos estudados.

Os testes que serão feitos nos sistemas 1 e 2 são



descritos a seguir:

- variação de 5% na tensão de referência (sistema 1);
- curto-circuito trifásico sem retirada de linha de transmissão (sistemas 1 e 2);
- curto-circuito trifásico com retirada de linha de transmissão (sistemas 1 e 2).

Uma situação prevista, quando da realização dos testes que serão apresentados a seguir, será o comportamento do controlador adaptativo quando da ocorrência de perturbações. A grande variação na saída logo após a perturbação é interpretada como um grande erro de identificação, exigindo uma grande variação dos parâmetros estimados. Como a perturbação dura um curto espaço de tempo, que em geral é insuficiente para a convergência dos parâmetros estimados, a identificação do sistema pós-perturbação começa com grandes erros nas estimativas.

A estratégia que será apresentada a seguir, garante que a identificação de sistemas terá informações mais confiáveis do sistema quando é detectada a perturbação. A estratégia consiste em desligar a identificação por um certo período, quando a perturbação é detectada. Esta é detectada quando a variação de velocidade é maior do que quatro vezes o sinal de comando (referência). Enquanto a variação da velocidade é maior do que o limite estipulado, o estimador fica desativado, este só volta a funcionar depois de 0.5seg da última variação de velocidade acima do limite estipulado.

Será apresentado a seguir os resultados obtidos para os diversos testes realizados com os sistemas 1 e 2:

### 6.3.1 - Sistema 1

- Teste 1 : Variação de +5% na tensão de referência (sistema 1)

início : 5 s  
término : 12 s

As figuras a seguir mostram o comportamento das variáveis do sistema 1 para a variação de 5% na tensão de referência. O comportamento dos ângulos de carga encontram-se na figura 6.4; na figura 6.5 encontram-se as tensões de campo; na figura 6.6 encontram-se a variação da velocidade da máquina e erro de predição; na figura 6.7 estão os parâmetros estimados; e nas figuras 6.8 e 6.9 encontram-se os parâmetros do controlador adaptativo.

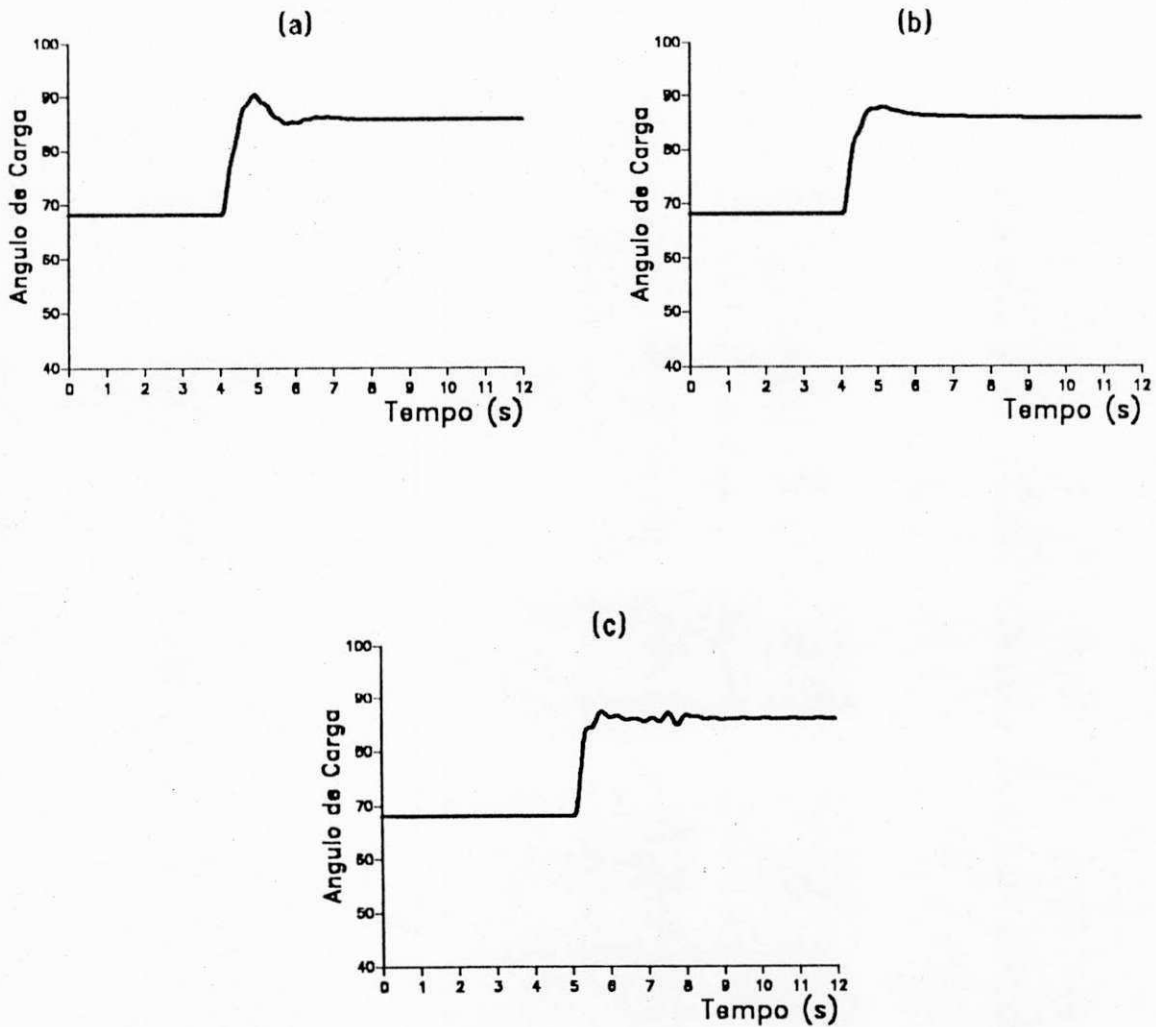


Figura 6.4 - Resposta do sistema : a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

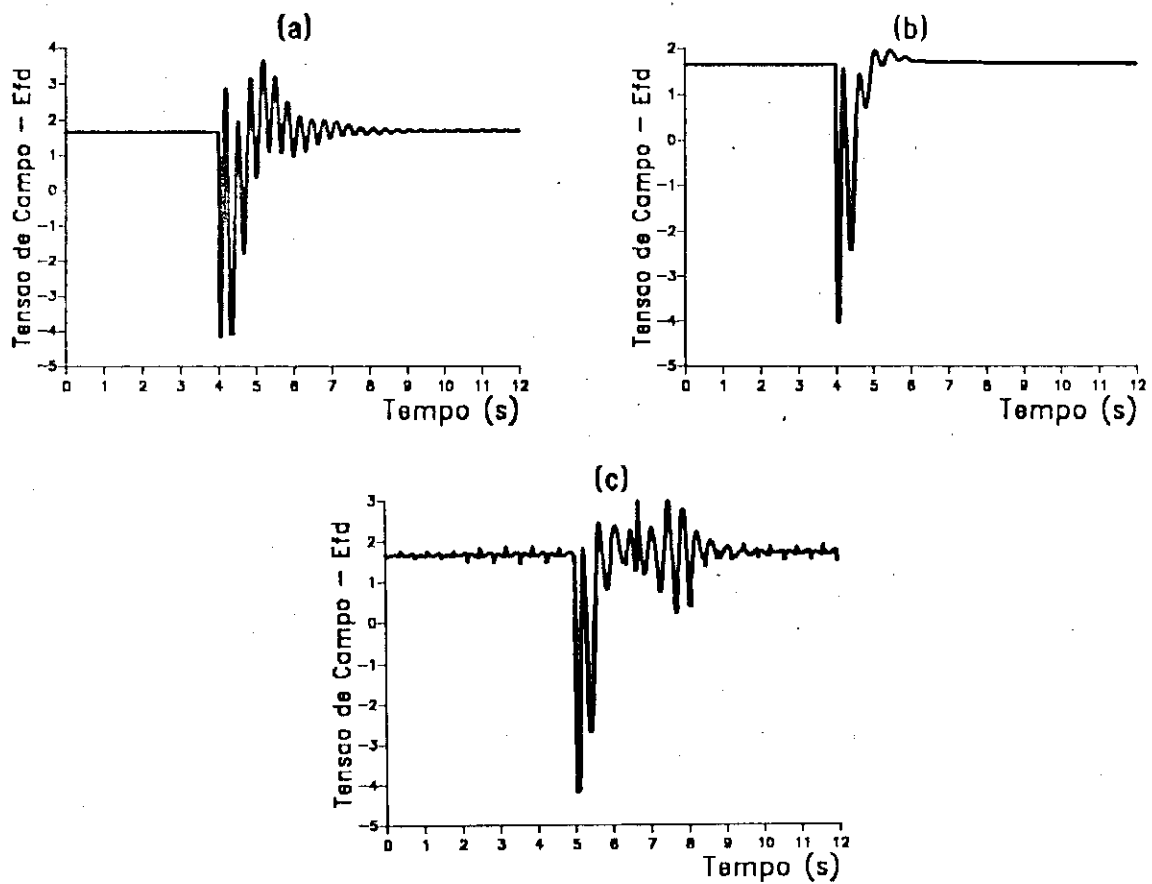


Figura 6.5 - Variação da tensão de campo : a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

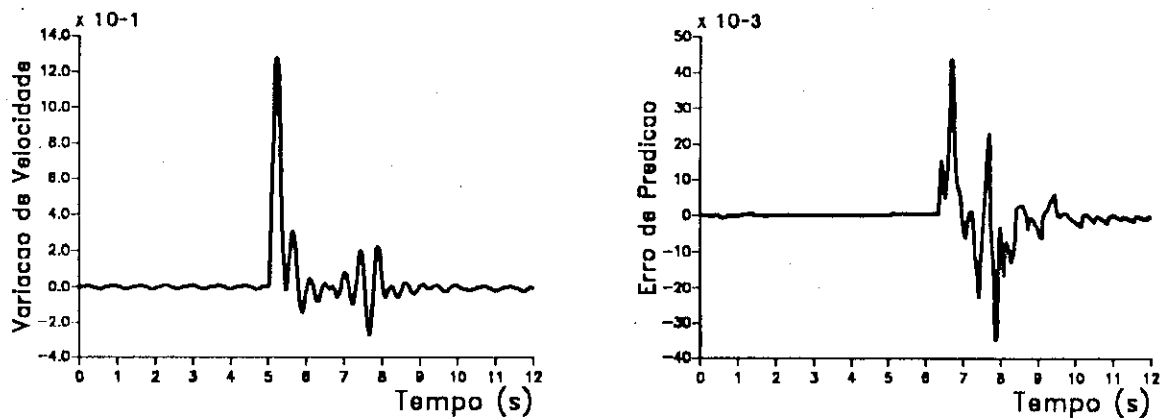


Figura 6.6 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição, sistema com controlador adaptativo.



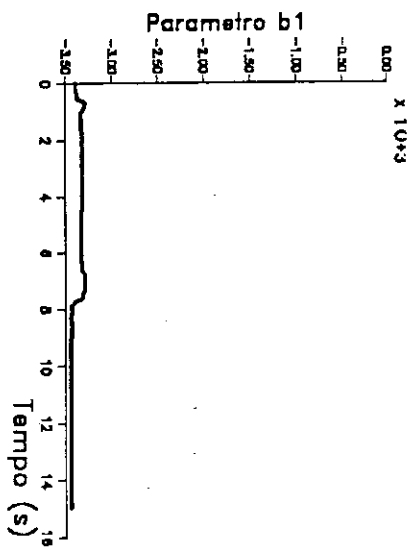
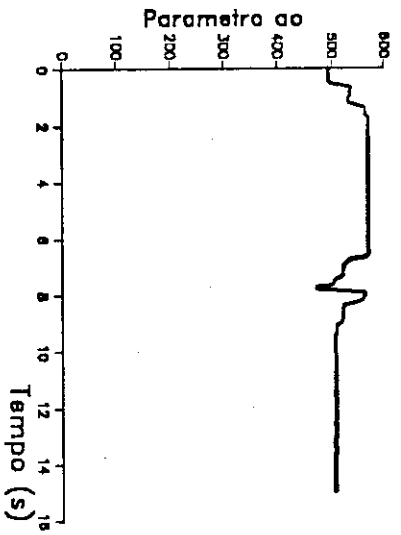
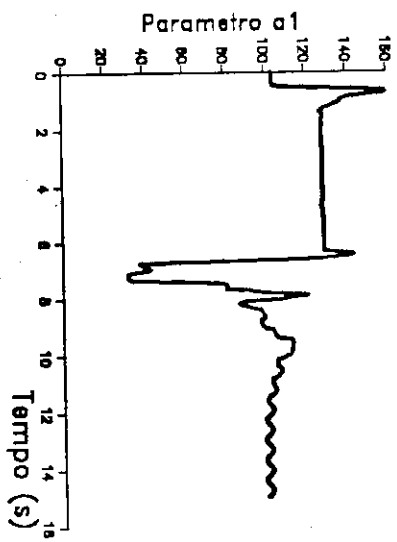
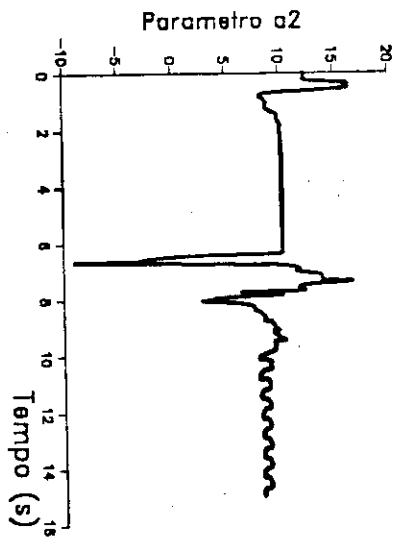


Figura 6.7 - Estimativa dos parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  do modelo do sistema.

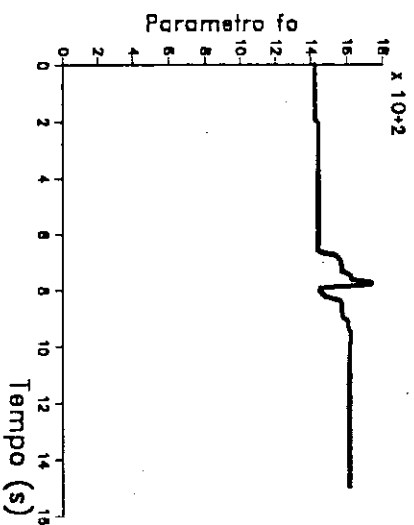
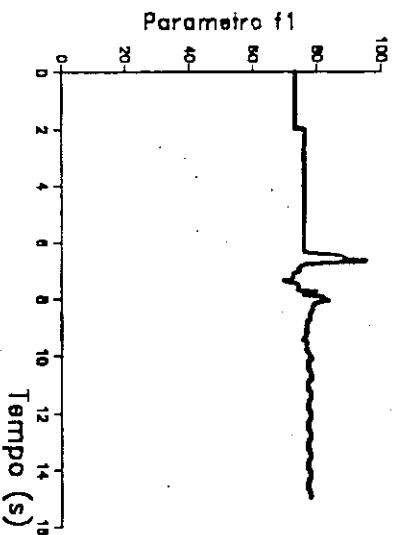


Figura 6.8 - Parâmetros  $f_i$  do controlador adaptativo.

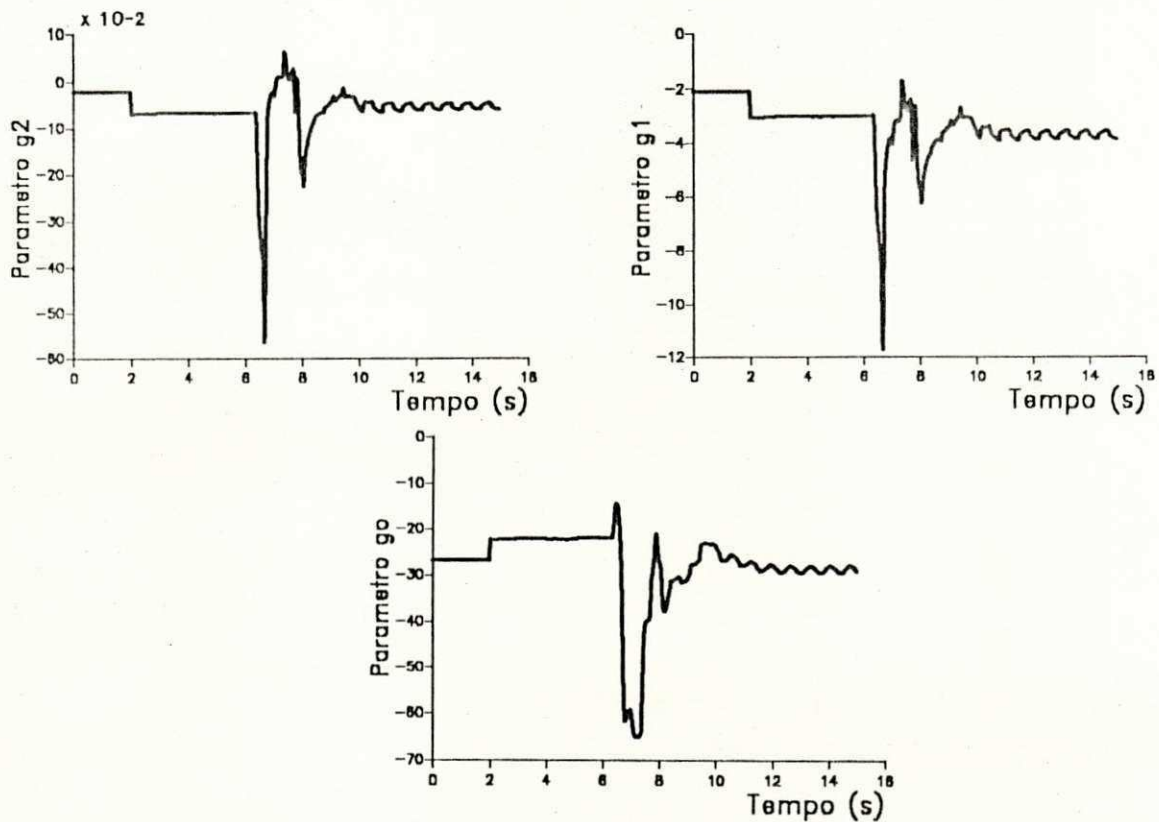


Figura 6.9 - Parâmetros  $g_i$  do controlador adaptativo.

- Controle Convencional

Analisando as figuras 6.4 e 6.5, observa-se que o ângulo de carga da máquina síncrona apresenta uma maior variação, logo após a perturbação em comparação as duas outras estratégias. A figura 6.6 também mostra que a tensão de campo atinge mais vezes a saturação, quando utiliza-se esta estratégia, o que impossibilita uma ação mais eficiente do controlador.

- Controle Ótimo

Analisando novamente as figuras 6.4 e 6.5 observa-se que o ângulo de carga da máquina síncrona apresenta uma

melhora em relação a estratégia de controle anterior, pois apresenta uma menor variação, logo após a perturbação e atinge mais rapidamente o novo ponto de equilíbrio.

#### - Controle Adaptativo

Analisando conjuntamente as figuras anteriores, observa-se que o ângulo de carga da máquina síncrona apresenta um desempenho compatível com o da estratégia de controle ótimo, embora sua tensão de campo apresente uma variação maior do que a do controle ótimo. Isto ocorreu devido ao fato que logo após a perturbação, a variação da velocidade atingiu um alto valor. Com isto, os parâmetros do controlador adaptativo tornaram-se fixos, adotando-se os valores do passo anterior à perturbação. Decorridos 0.5 seg após a última variação da velocidade acima do limite estabelecido, os parâmetros do controlador voltam novamente a serem determinados a partir dos parâmetros estimados que apresentam variações antes de convergirem para os novos valores, e isto faz com que os parâmetros do controlador também variem até atingirem os novos valores, e assim, o sinal de entrada também variará causando a variação na tensão de campo. Mas, pode-se observar que isto não compromete significativamente o desempenho da saída (ângulo de carga).

#### - Teste 2 : Curto-circuito trifásico sem retirada de linha de transmissão (sistema 1)

início : 4 s

término : 4.1 s

As figuras 6.10 a 6.15 mostram o comportamento das variáveis do sistema 1 para o curto-circuito trifásico sem retirada de linha de transmissão. Na figura 6.10 mostra-se o comportamento dos ângulos de carga; na figura 6.11



mostram-se as tensões de campo; na figura 6.12 mostram-se a variação da velocidade da máquina e o erro de predição; na figura 6.13 estão os parâmetros estimados; e nas figuras 6.14 e 6.15 encontram-se os parâmetros do controlador adaptativo.

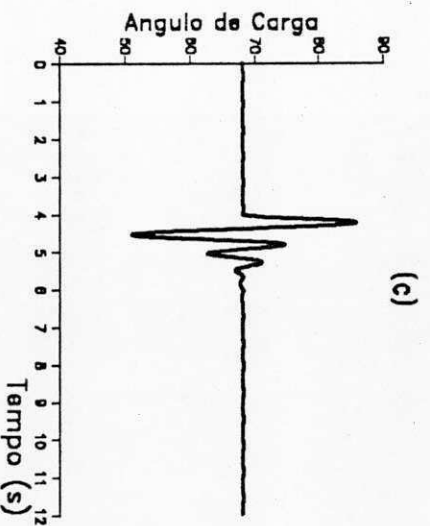
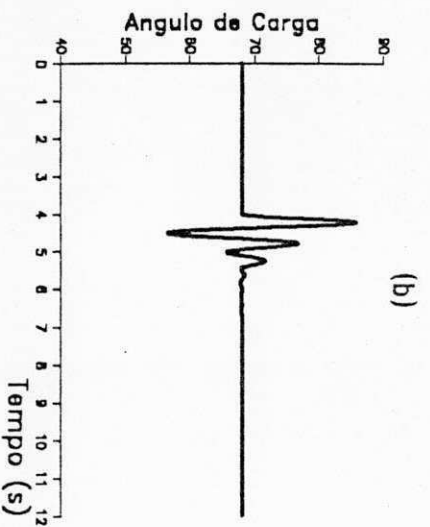
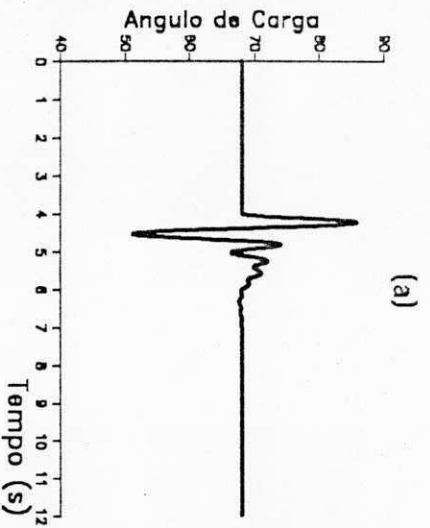


Figura 6.10 - Resposta do sistema: a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

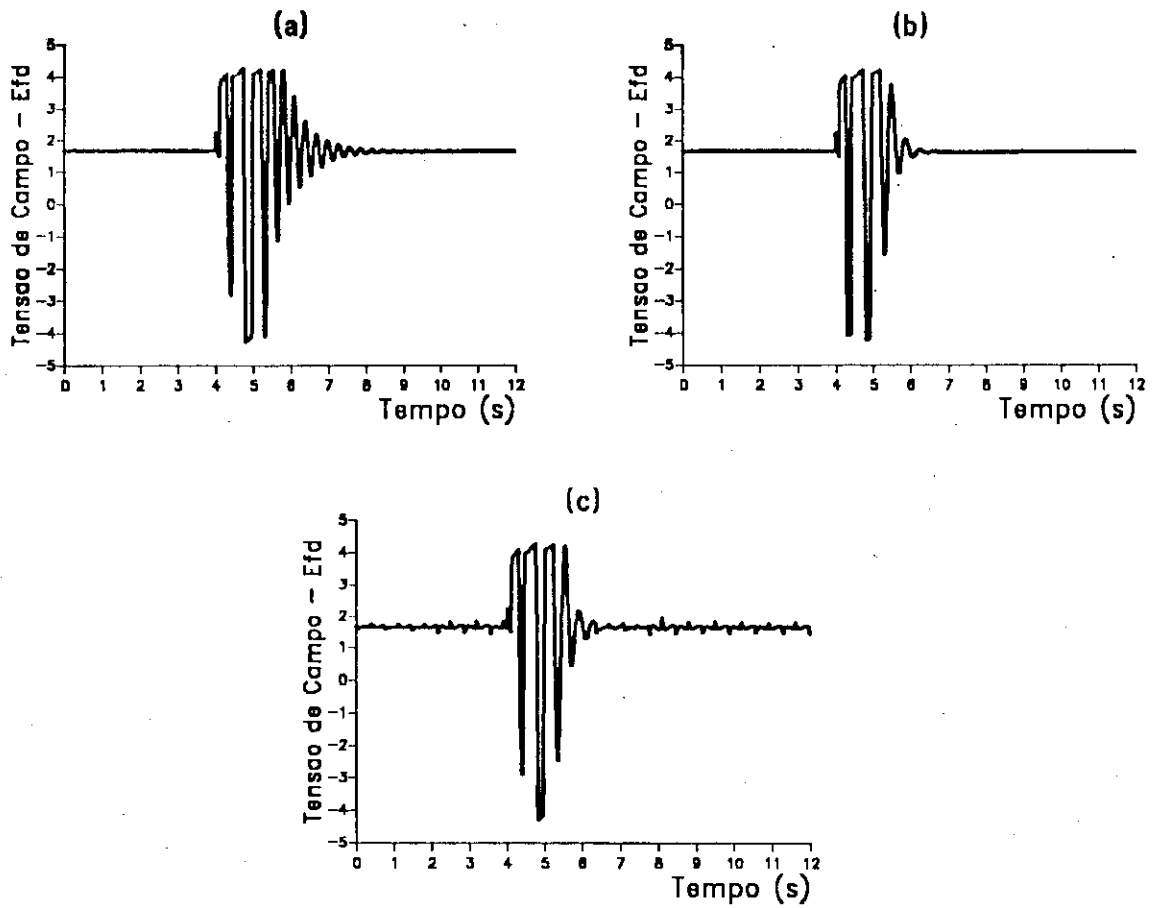


Figura 6.11 - Variação da tensão de campo a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

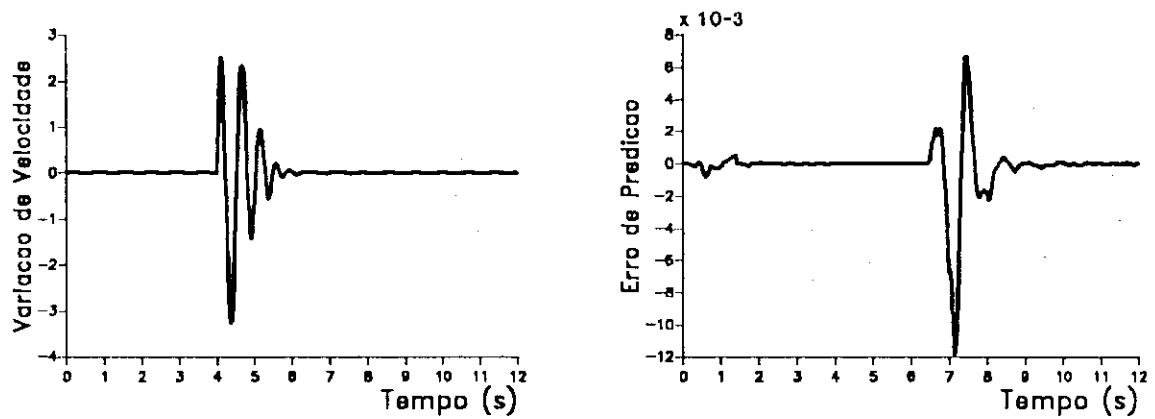


Figura 6.12 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição, sistema com controlador adaptativo.

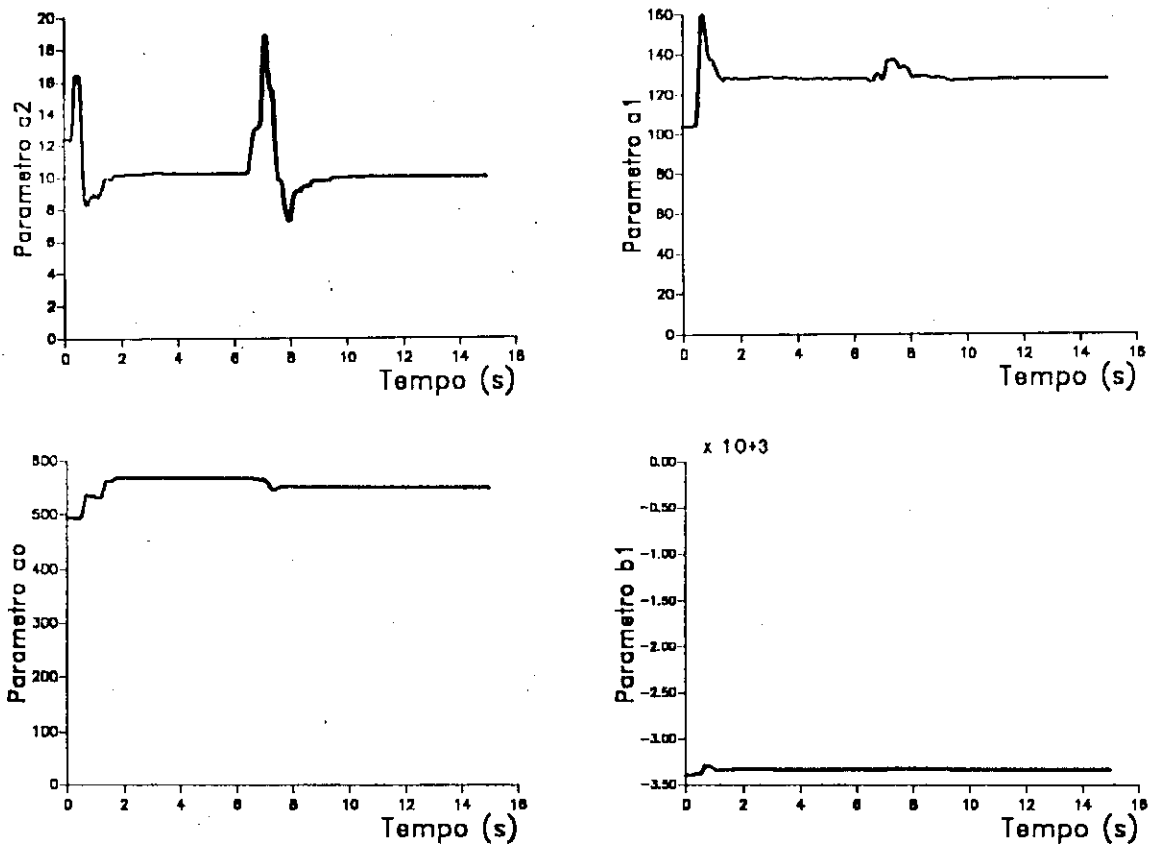


Figura 6.13 - Estimativa dos parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  do modelo do sistema.

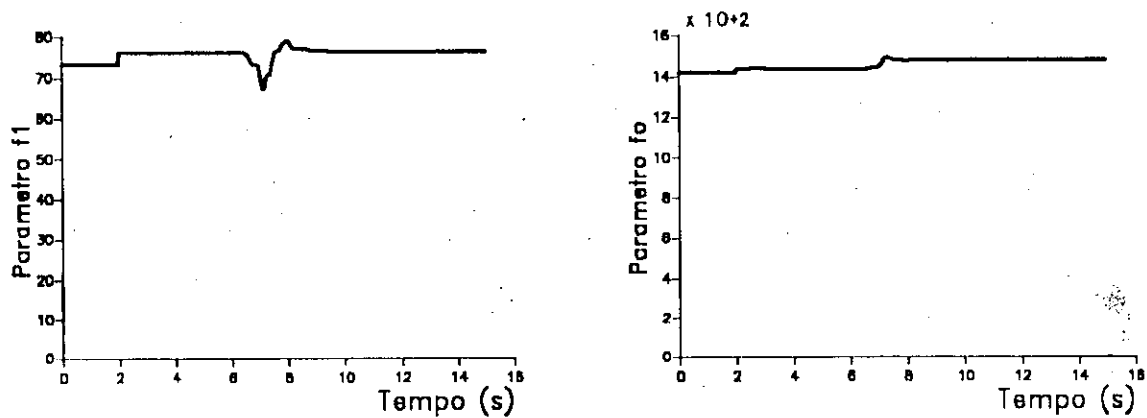


Figura 6.14 - Parâmetros  $f_i$  do controlador adaptativo.



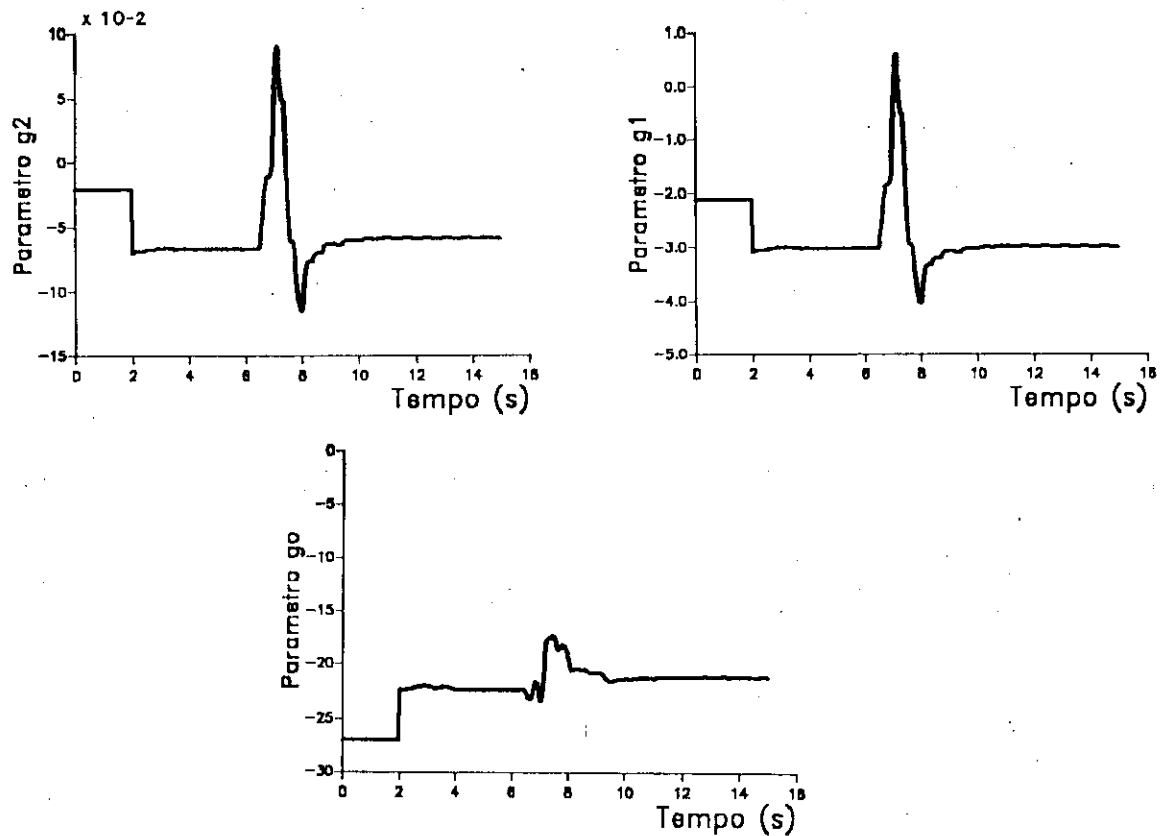


Figura 6.15 - Parâmetros  $g_i$  do controlador adaptativo.

#### - Controle Convencional

Analisando as figuras 6.10 e 6.11, observa-se que o ângulo de carga da máquina síncrona apresenta o mesmo desempenho quando comparado com as duas outras estratégias nos primeiros instantes logo após a perturbação, mas apresenta uma deterioração em relação às duas outras estratégias nos instantes próximos à convergência. Comparando as tensões de campo, observa-se que para esta estratégia ela atinge mais vezes a saturação e com isto prejudica a ação do controlador.

#### - Controle Ótimo

Analisando novamente as figuras 6.10 e 6.11, observa-se que o ângulo de carga da máquina síncrona apresenta uma melhora somente nos instantes próximos à sua convergência em relação a estratégia de controle anterior, pois apresenta uma variação menor.

#### - Controle Adaptativo

Analisando conjuntamente as figuras 6.10 a 6.15, observa-se que o ângulo de carga da máquina síncrona apresenta um desempenho semelhante ao da estratégia de controle ótimo. Sendo que as diferenças existentes estão nos valores de pico da segunda e terceira oscilações, com o controlador adaptativo apresentando uma maior variação na segunda oscilação, enquanto o controlador ótimo apresenta uma maior variação na terceira oscilação. Esta semelhança nos ângulos de carga das estratégias de controle ótimo e controle adaptativo reside no fato de que, neste caso, o controlador adaptativo teve na maior parte da perturbação os parâmetros fixos com os valores iguais ao do passo anterior à falta, pois a variação da velocidade na maior parte da perturbação está acima do limite pré-estabelecido, e com isto, a estimação dos parâmetros só foram retomadas quase no final da perturbação. Com isto não ocorreram grandes variações nos parâmetros estimados, e conseqüentemente nos parâmetros do controlador. Observando a figura 6.13 vê-se que os parâmetros  $a_2$  e  $a_1$ , após uma breve oscilação, voltam para valores pré-perturbação. Já o parâmetro  $a_0$ , após a perturbação, converge para um valor ligeiramente diferente do valor pré-perturbação. Isto é provavelmente influência das dinâmicas não modeladas que, neste caso, são bem mais acentuadas do que no caso de regime permanente, e excitação de modos do sistema que não são excitados quando não há perturbação.

- Teste 3 : Curto-circuito trifásico com retirada de linha de transmissão (sistema 1)

início : 4 s

término : 4.1 s

As figuras 6.16 a 6.22, mostram o comportamento das variáveis do sistema 1 para o curto-circuito trifásico com retirada de linha de transmissão. A figura 6.16 mostra o comportamento dos ângulos de carga; a figura 6.17 mostra as tensões de campo; a figura 6.18 mostra as tensões terminais da máquina; a figura 6.19 mostra a variação da velocidade da máquina e o erro de predição; a figura 6.20 mostra os parâmetros estimados, e as figuras 6.21 e 6.22 mostram os parâmetros do controlador adaptativo.

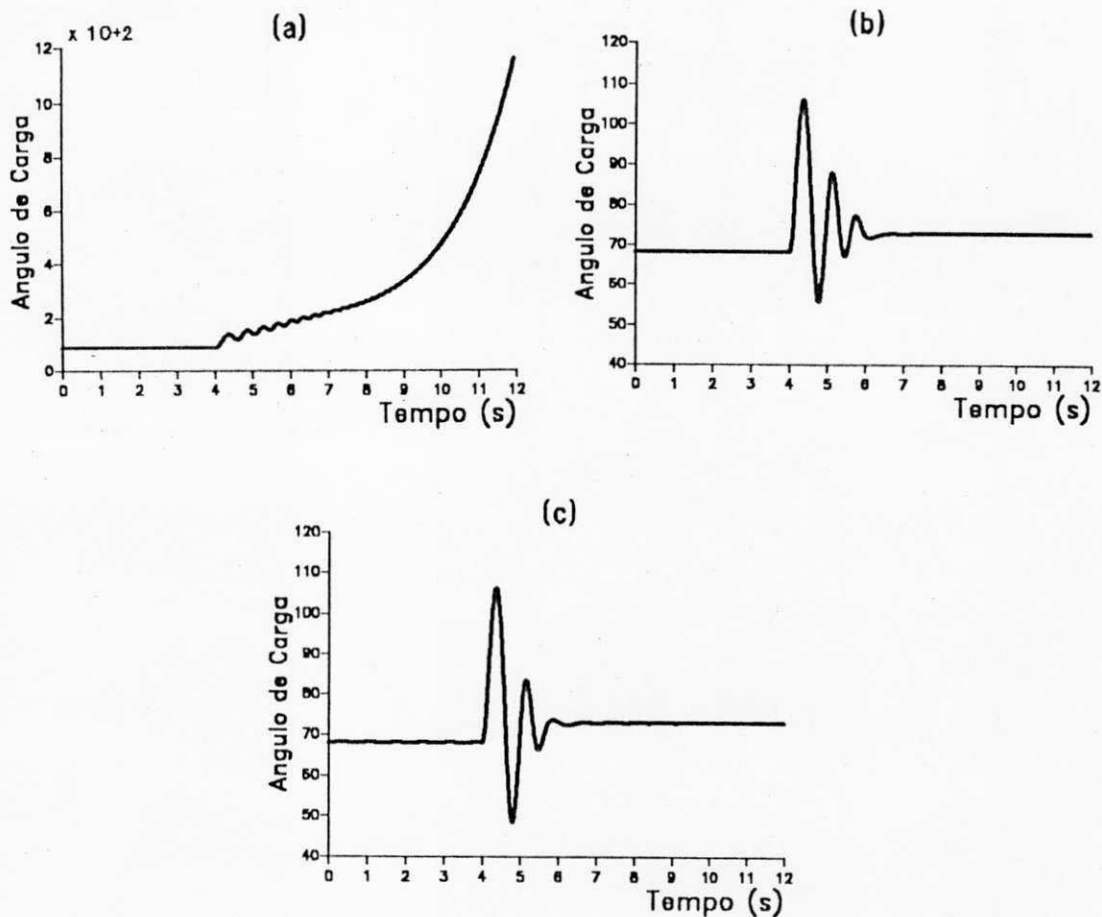


Figura 6.16 - Resposta do sistema: a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.



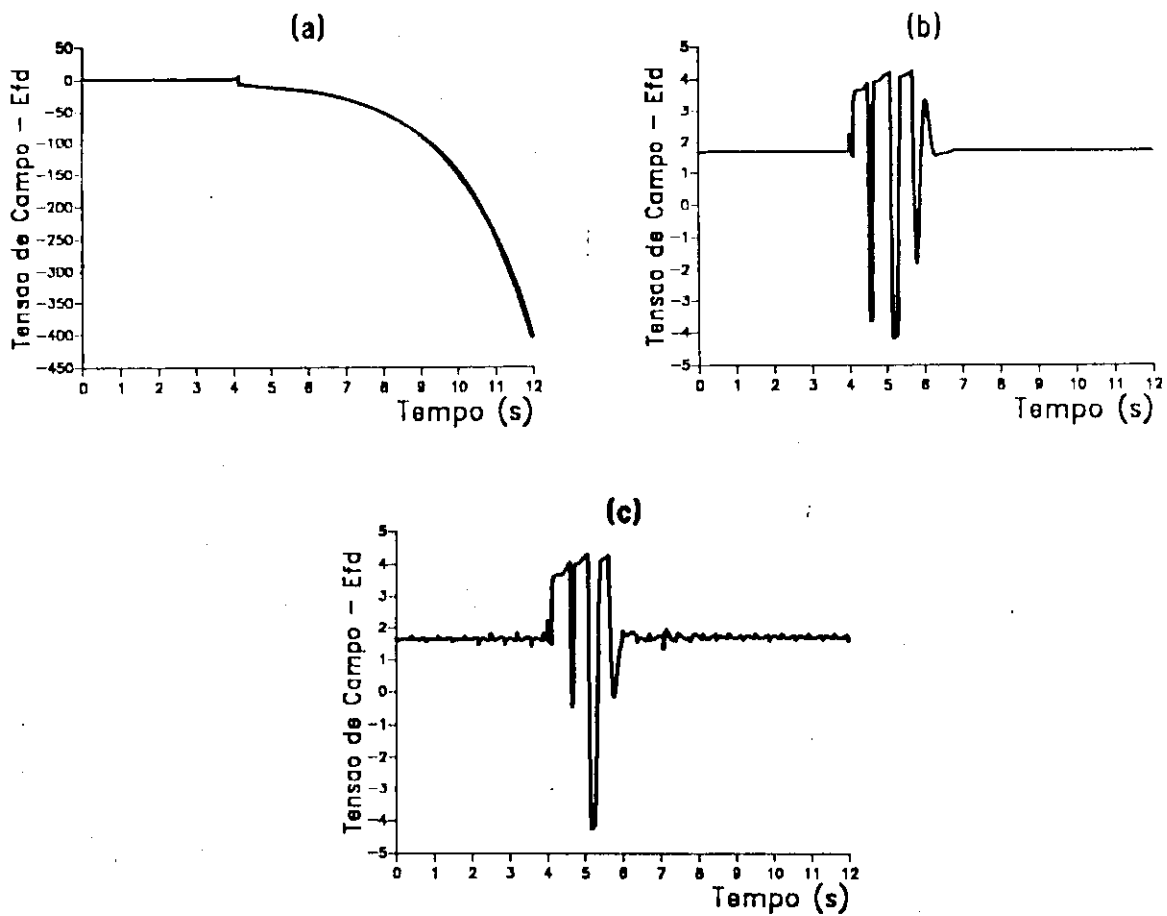


Figura 6.17 - Variação da tensão de campo: a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

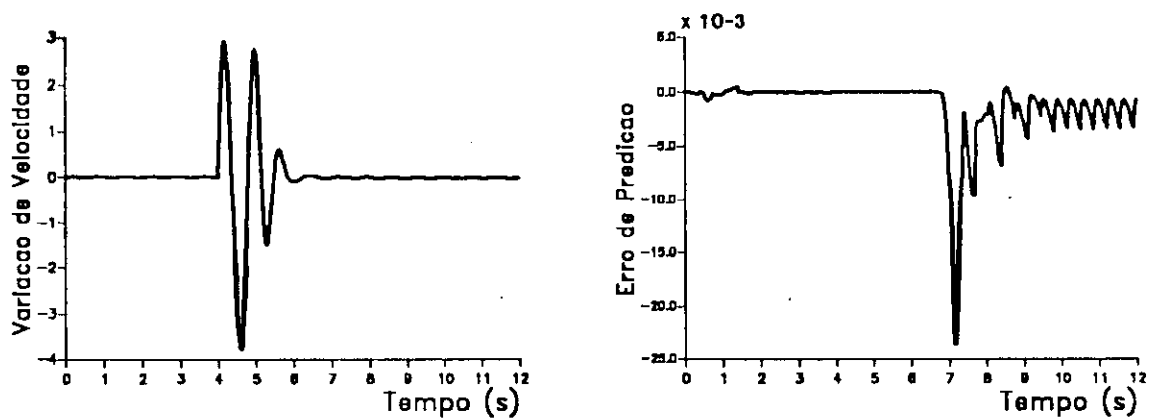


Figura 6.18 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição; sistema com controlador adaptativo.

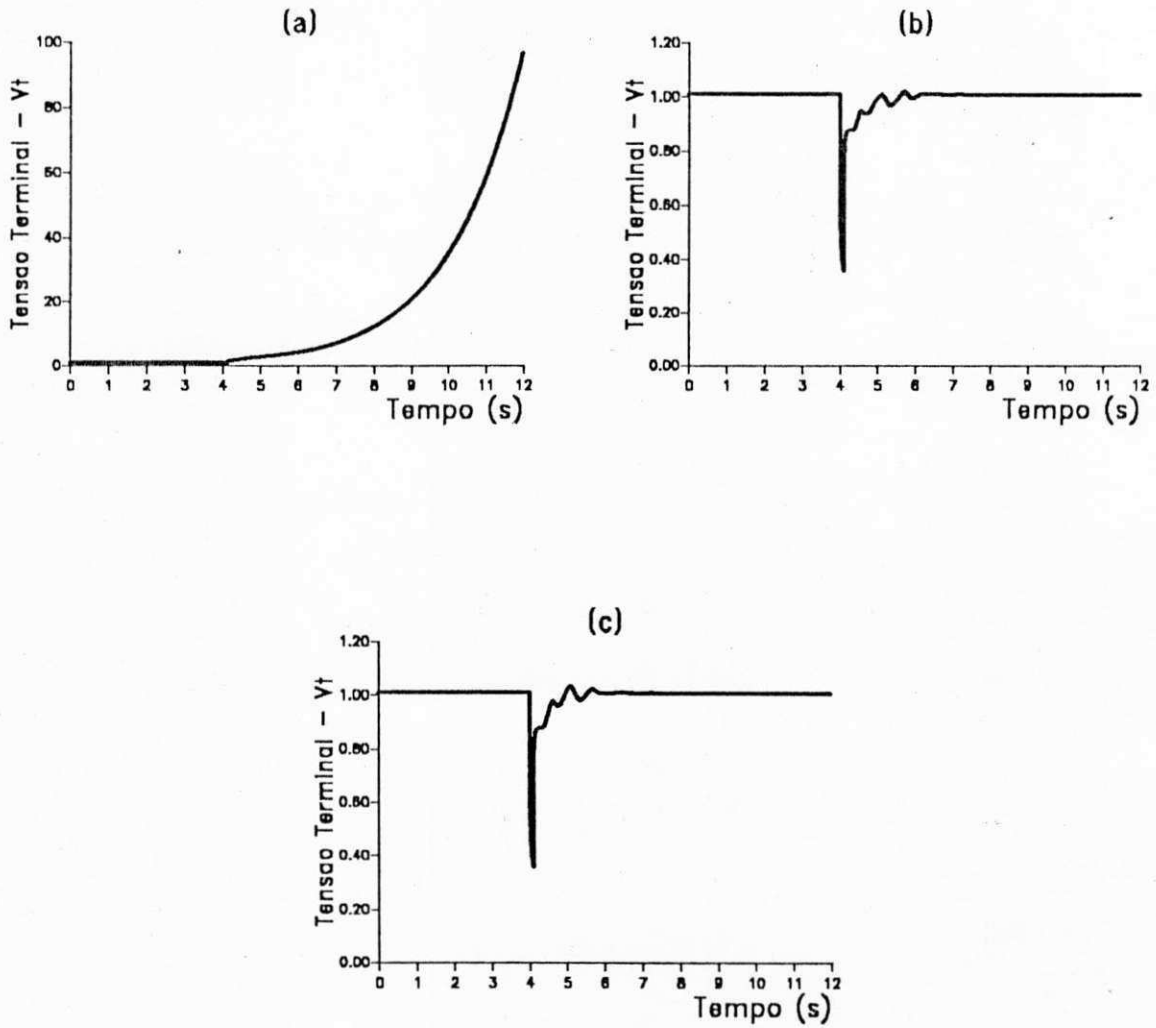


Figura 6.19 - Tensão terminal da máquina : a) controlador convencional; b) controlador ótimo; c) controlador adaptativo.

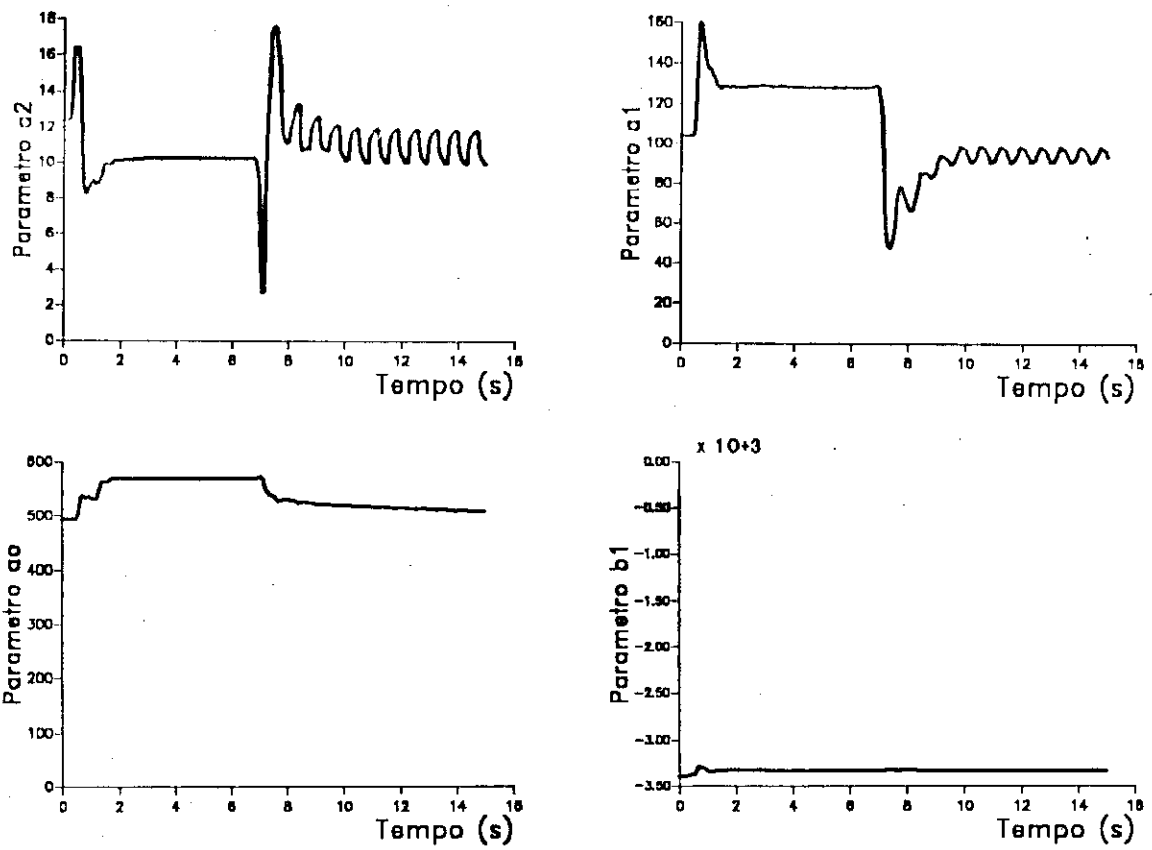


Figura 6.20 - Estimativa dos parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  do modelo do sistema.

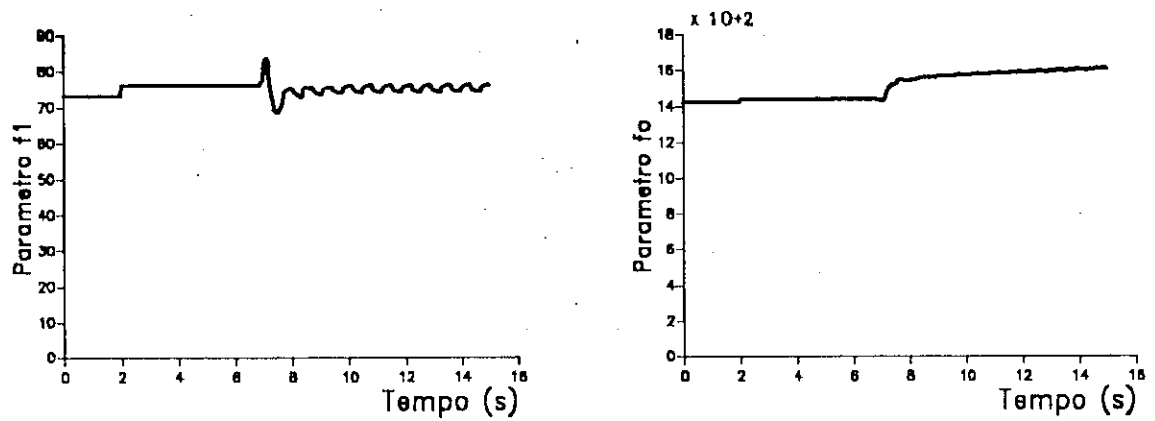


Figura 6.21 - Parâmetros  $f_i$  do controlador adaptativo.



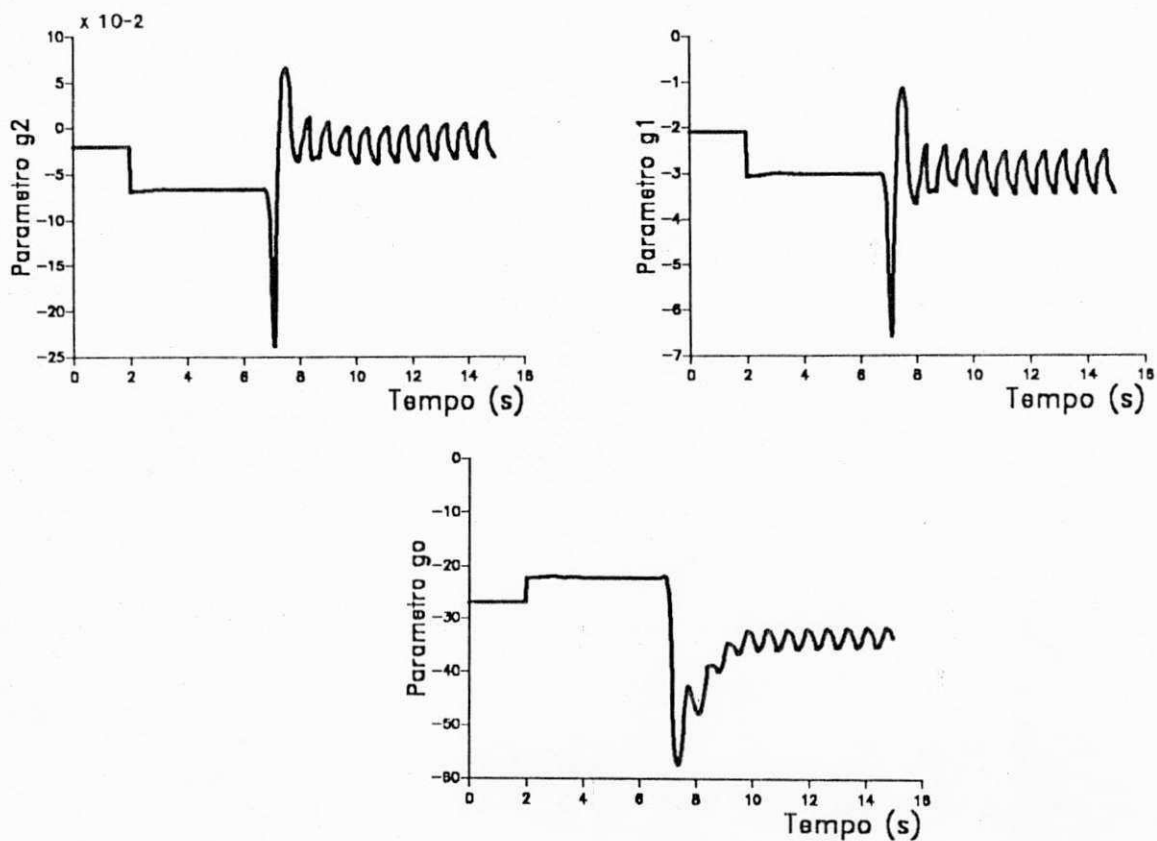


Figura 6.22 - Parâmetros  $g_i$  do controlador adaptativo.

- Controle Convencional

Neste caso por ser uma falta mais severa e existir uma mudança na configuração do sistema, observa-se nas figuras 6.16 a 6.19, que a máquina síncrona perde a estabilidade, pois o ângulo de carga está crescendo com o decorrer do tempo. Enquanto isto a tensão de campo torna-se cada vez mais negativa, tentando fazer com que a tensão terminal volte para o valor pré-perturbação, mas a tensão terminal torna-se cada vez maior também com o decorrer do tempo em virtude da instabilidade do sistema.

- Controlador Ótimo

Analisando as figuras 6.16 a 6.19, observa-se que a máquina síncrona equipada com controlador ótimo não perde a estabilidade, constituindo-se, portanto, de uma estratégia

melhor do que a anterior.

#### - Controlador Adaptativo

Analisando conjuntamente as figuras 6.16 a 6.22, observa-se que o comportamento do ângulo de carga da máquina síncrona apresenta uma melhora em relação a estratégia de controle ótimo, pois apresenta um número menor de oscilações após a perturbação até a convergência para o novo ponto de equilíbrio. A melhora que existe utilizando a estratégia de controle adaptativo é justamente quando o controlador adaptativo volta a ter seus parâmetros determinados a partir dos parâmetros estimados que seguem a variação, pois como a perturbação fez a variação da velocidade ultrapassar os limites pré-estabelecidos, os parâmetros do controlador foram fixados com o valor do passo anterior a perturbação por um determinado intervalo de tempo. Analisando a figura 6.18, observa-se que a tensão de campo, quando da utilização do controlador ótimo, atinge a saturação mais vezes do que a do controlador adaptativo, fazendo com que o controlador não tenha o desempenho desejado. Analisando a figura 6.20, observa-se que os parâmetros estimados, após a perturbação, sofrem uma variação e depois ficam oscilando em torno do novo valor de convergência. Estas oscilações, em torno do novo valor de convergência, são provocadas pelas dinâmicas não modeladas que existem nas estimativas e são mais acentuadas pelo novo ponto de equilíbrio, pois a linearização foi efetuada para o ponto de equilíbrio anterior. Observando os parâmetros do controlador nas figuras 6.21 e 6.22, os mesmos apresentam oscilações como as dos parâmetros estimados. Isto ocorre porque os parâmetros do controlador são determinados a partir dos parâmetros estimados. Como estes apresentam oscilações, elas também aparecerão nos parâmetros do controlador.

### 6.3.2 - Sistema 2

- Teste 4 : Curto-circuito trifásico sem retirada de linha de transmissão (sistema 2)

início : 4 s  
término : 4.1 s

As figuras 6.23 a 6.28 mostram o comportamento das variáveis do sistema 2 para o curto-circuito trifásico sem retirada de linha de transmissão. Na figura 6.23 mostra-se o comportamento dos ângulos de carga; na figura 6.24 mostra-se as tensões de campo; na figura 6.25 mostra-se a variação da velocidade da máquina e o erro de predição; na figura 6.25 estão os parâmetros estimados, e nas figuras 6.27 e 6.28 encontram-se os parâmetros do controlador adaptativo.

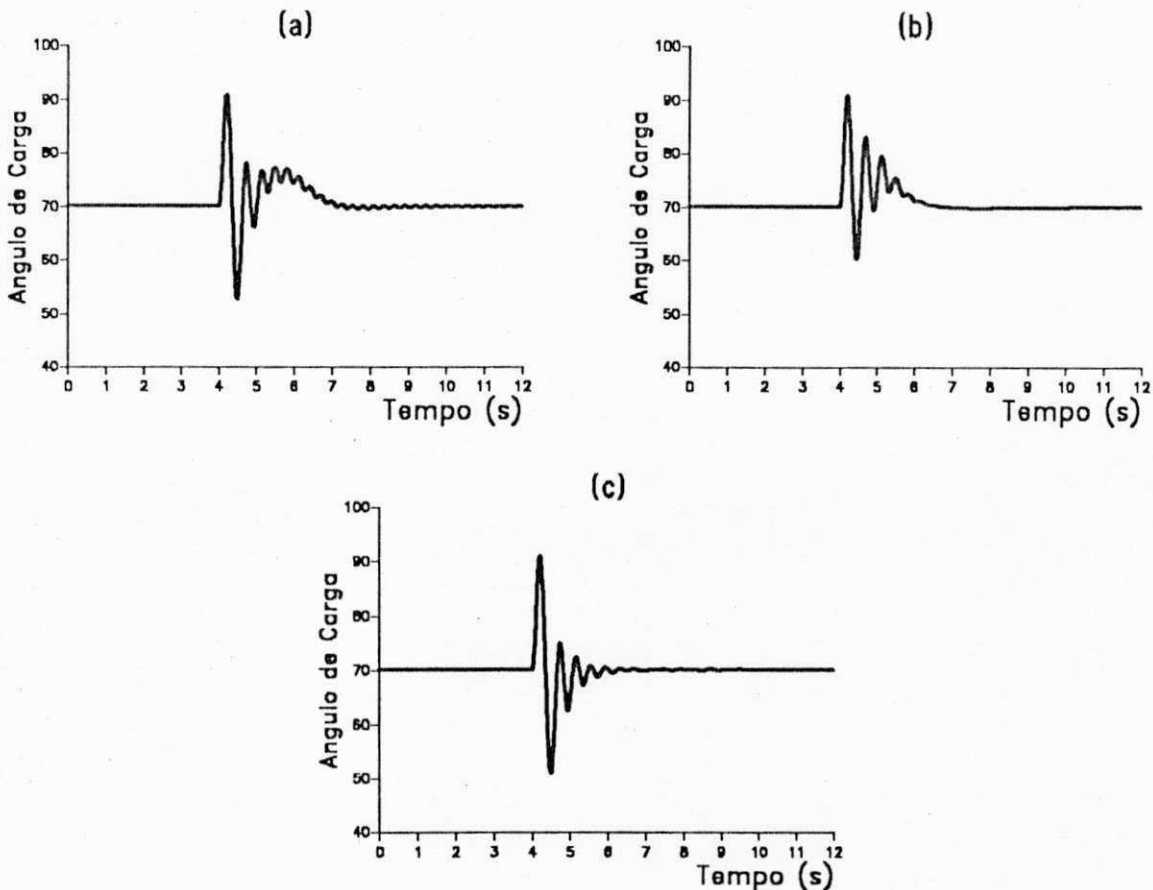


Figura 6.23 - Resposta do sistema : a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.



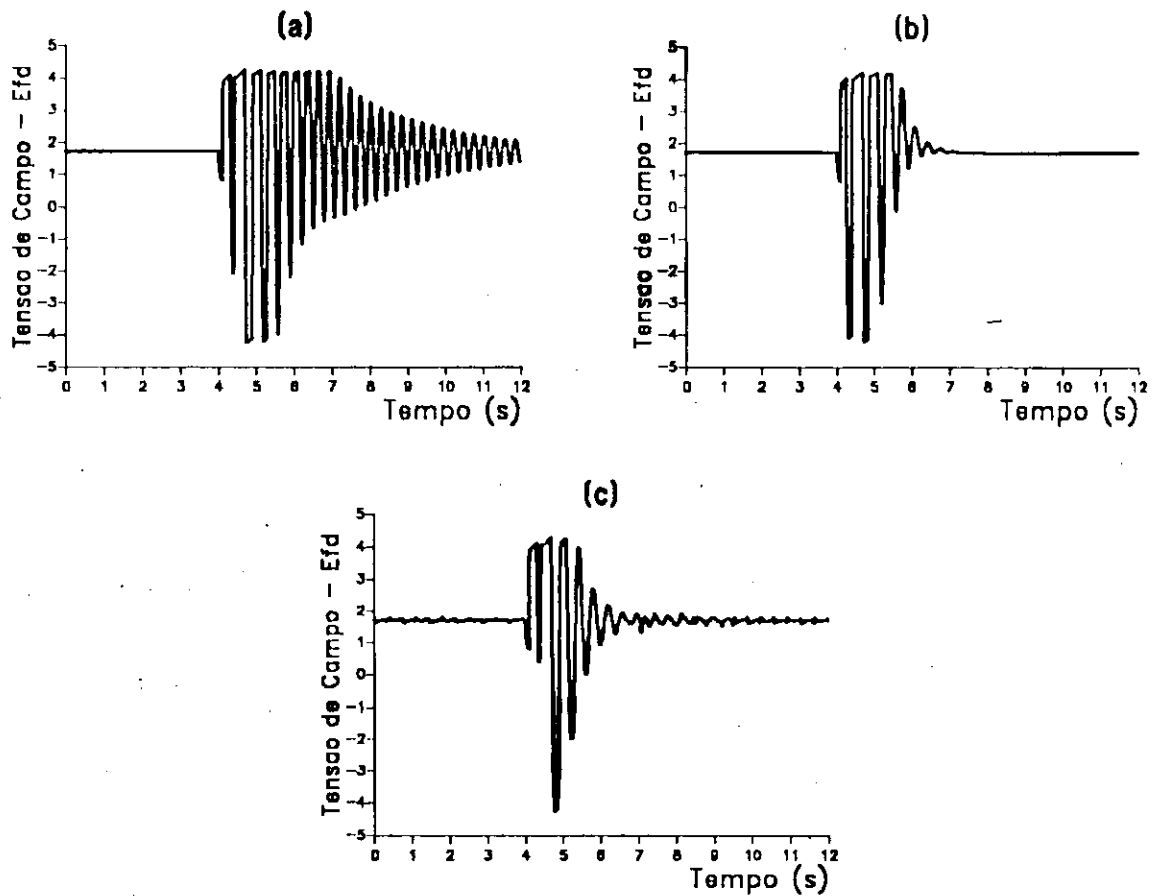


Figura 6.24 - Variação da tensão de campo: a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

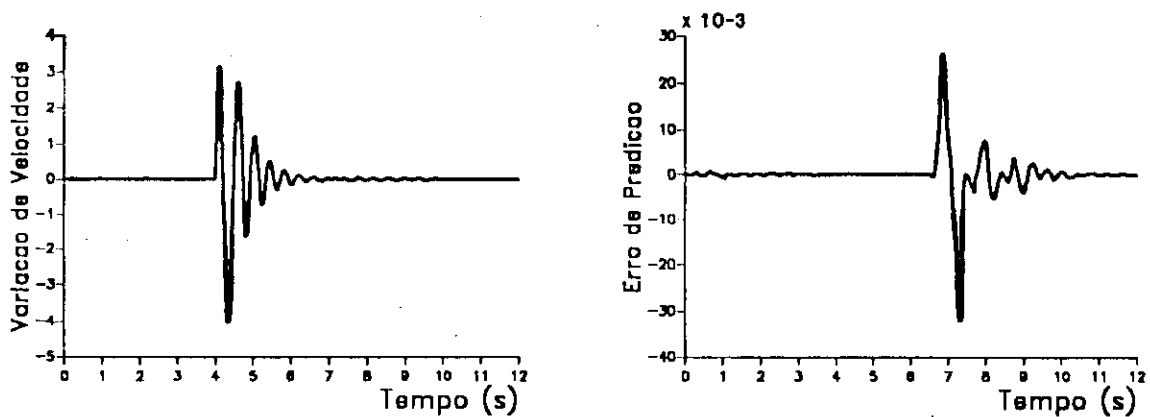


Figura 6.25 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição; sistema com controlador adaptativo.

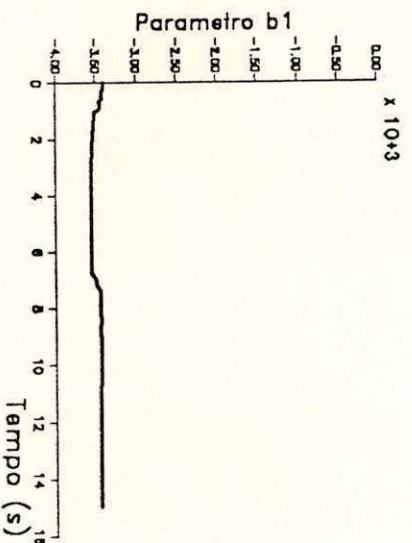
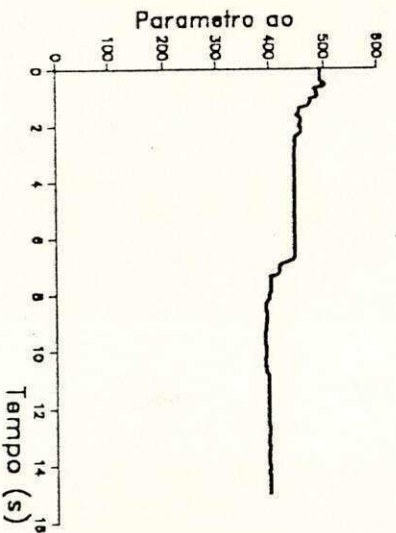
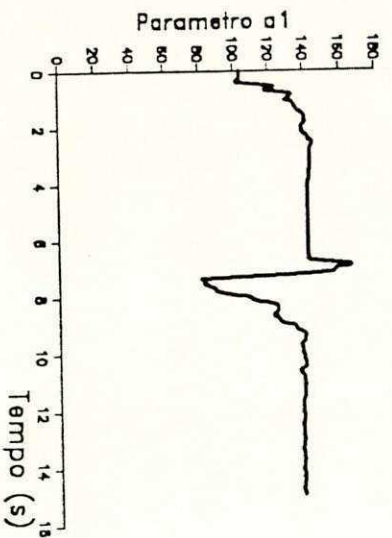
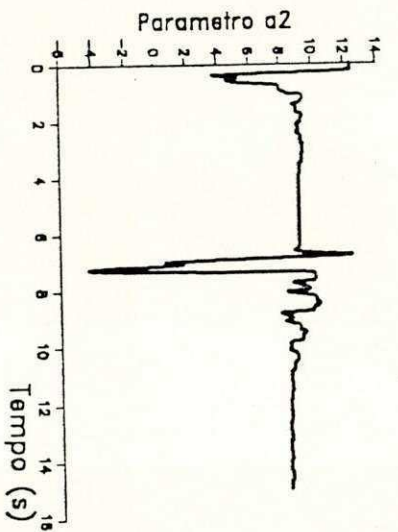


Figura 6.26 - Estimativa dos parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  do modelo do sistema.

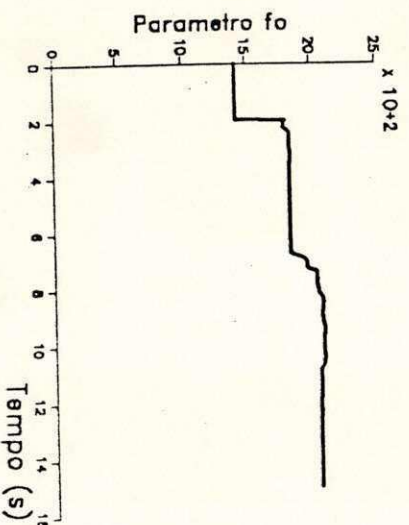
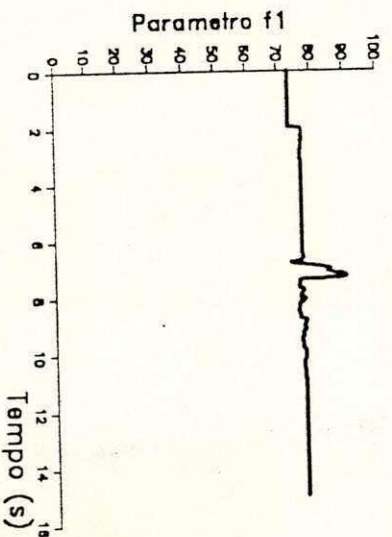


Figura 6.27 - Parâmetros  $f_i$  do controlador adaptativo.

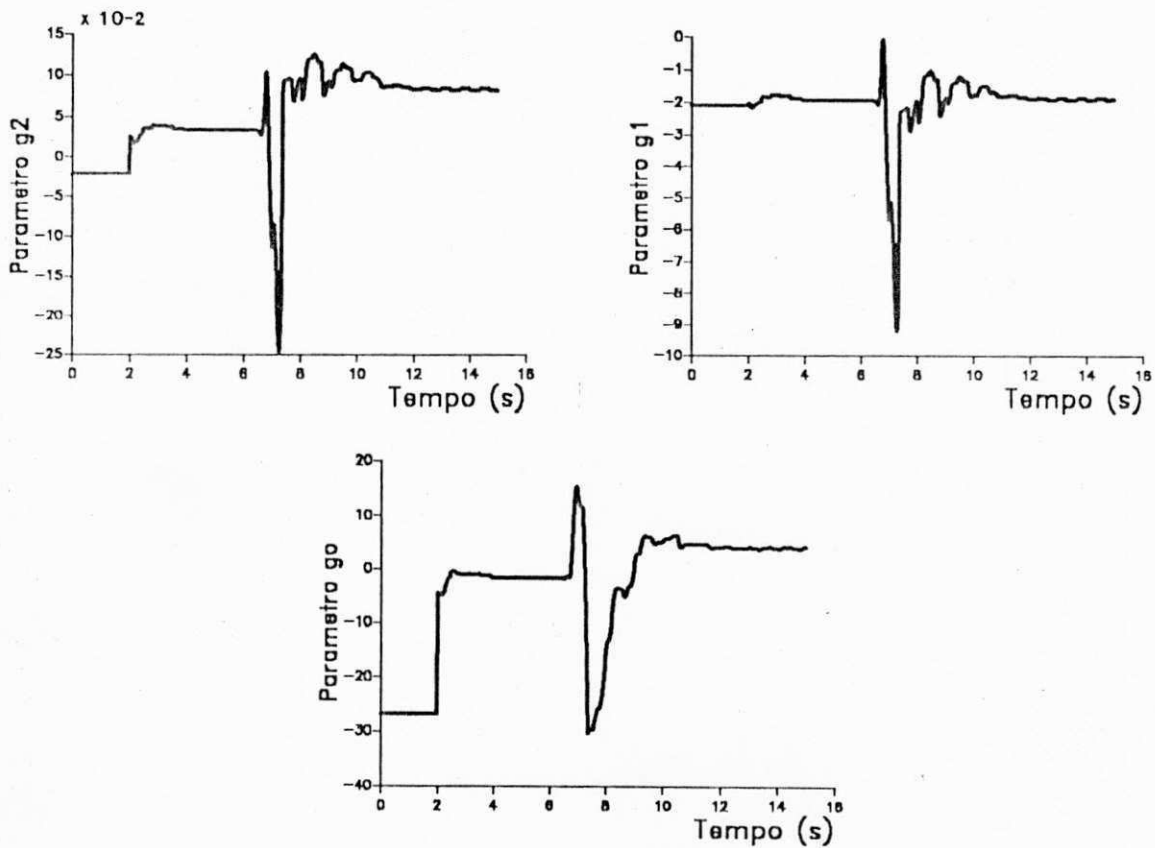


Figura 6.28 - Parâmetros  $g_i$  do controlador adaptativo.

- Controle Convencional

Analisando a figura 6.23, observa-se que neste caso a deterioração do controle convencionoanal já é mais acentuado, pois após a perturbação o ângulo de carga leva mais tempo para convergir. Observando a tensão de campo na figura 6.24 vê-se que ela atinge frequentemente a saturação e oscila muito em torno do valor nominal. Como já fora dito em testes anteriores, isto afeta o desempenho do controlador, prejudicando a convergência do ângulo de carga.

- Controle Ótimo

Analisando a figura 6.23 e comparando-a com a figura 6.10 observa-se uma deterioração no controle ótimo, pois há



um aumento nas oscilações após a perturbação, até que haja a convergência do ângulo de carga para o valor de equilíbrio.

- Controle Adaptativo

Analisando conjuntamente as figuras 6.23 a 6.28, e comparando-as com as figuras 6.10 a 6.15, observa-se um comportamento semelhante nos dois casos. Mas, neste caso, já começa a ficar mais evidenciado o melhor desempenho do controlador adaptativo em relação ao controlador ótimo. Quanto ao controlador convencional, só está confirmando o que já foi visto nos testes anteriores. Isto mostra a versatilidade do controle adaptativo para seguir variações na dinâmica do sistema. Observando a figura 6.26 vê-se que os parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  convergem para os novos valores estabelecidos antes da perturbação, e após o término da perturbação, os parâmetros  $a_2$  e  $a_1$  retornam para os valores pré-perturbação como ocorreu no teste 2, enquanto os parâmetros  $a_0$  e  $b_0$  convergem para valores um pouco diferentes dos valores pré-perturbação, mas isto, como já foi colocado anteriormente, são as influências das dinâmicas não modeladas existentes no sistema e excitação de modos do sistema que não são excitados quando não há perturbação.

- Teste 5 : Curto-circuito trifásico com retirada de linha de transmissão (sistema 2)

início : 4 s

término : 4.14 s

As figuras 6.29 a 6.34 mostram o comportamento das variáveis do sistema 2 para o curto-circuito trifásico com retirada de linha de transmissão. A figura 6.29 mostra o comportamento dos ângulos de carga; a figura 6.30 mostra as tensões de campo; a figura 6.31 mostra a variação da velocidade da máquina e o erro de predição; a figura 6.32

mostra os parâmetros estimados, e as figuras 6.33 e 6.34 mostram os parâmetros do controlador adaptativo.

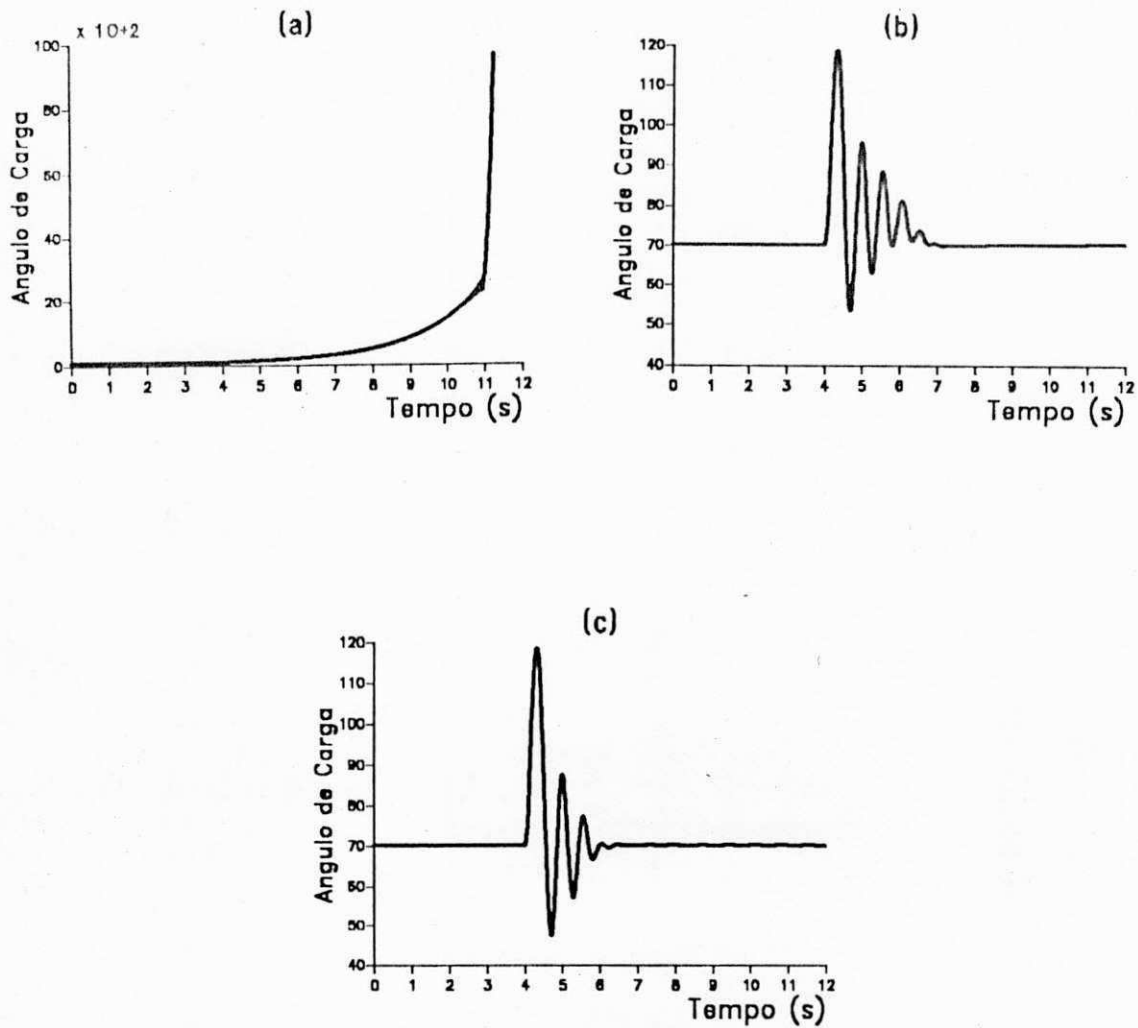


Figura 6.29 - Resposta do sistema : a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

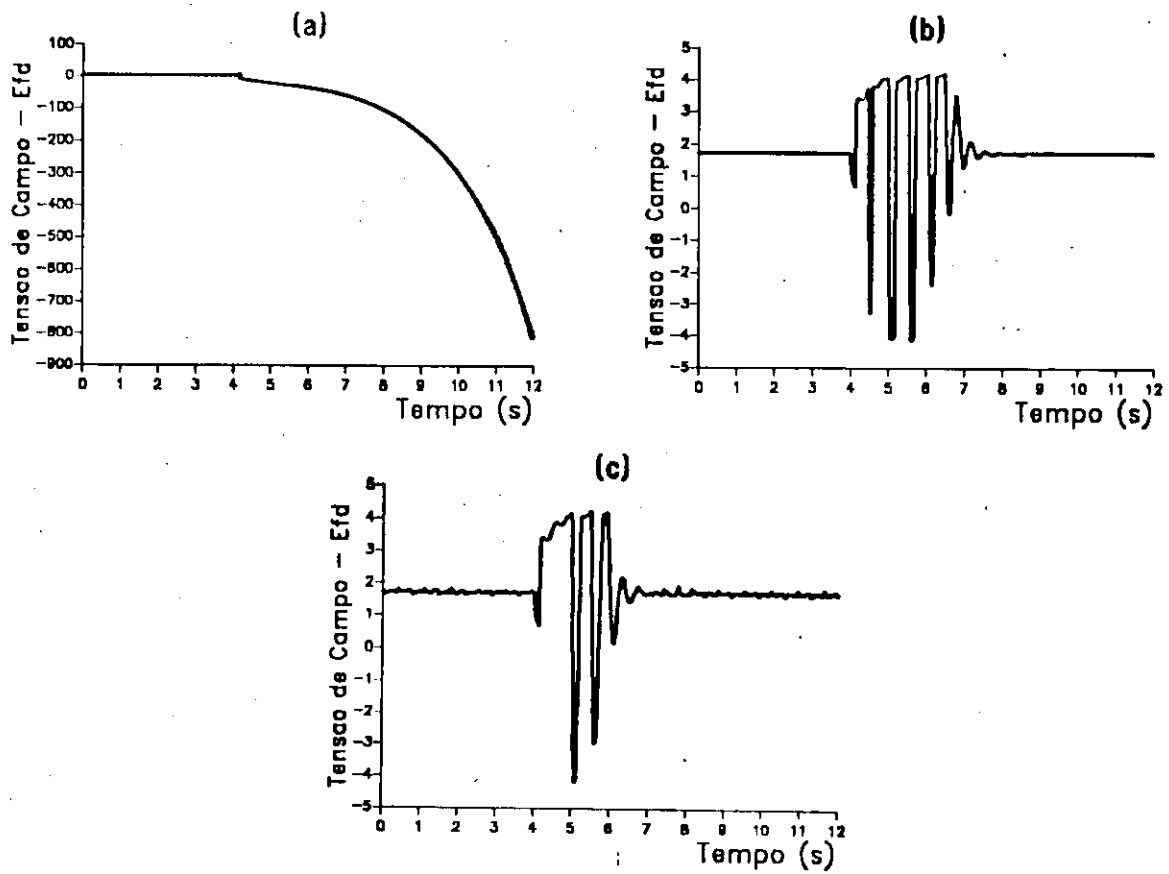


Figura 6.30 - Variação da tensão de campo: a) controlador fixo convencional; b) controlador fixo ótimo; c) controlador adaptativo.

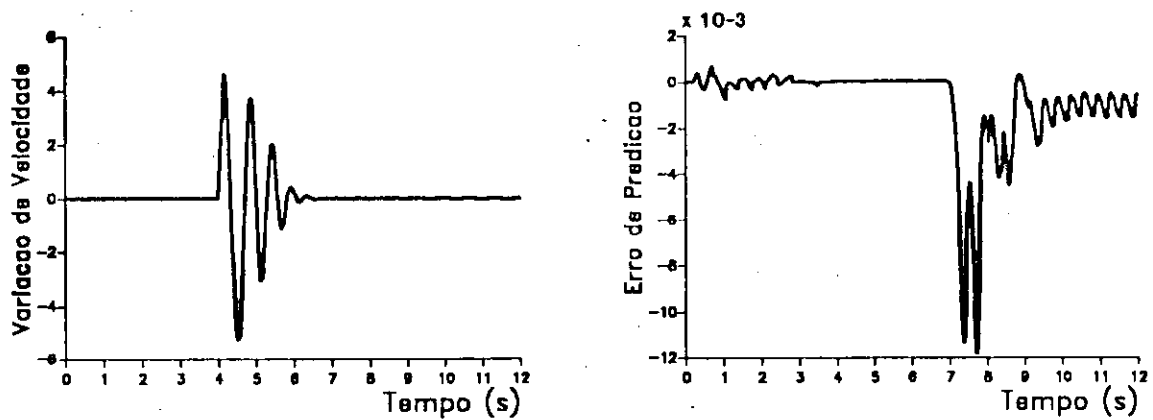


Figura 6.31 - Variação da velocidade da máquina e erro de predição; sistema com controlador adaptativo.



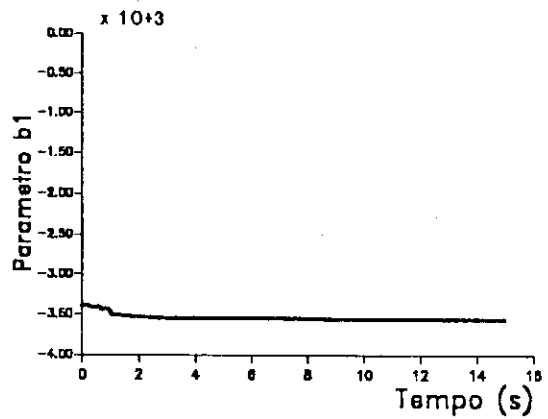
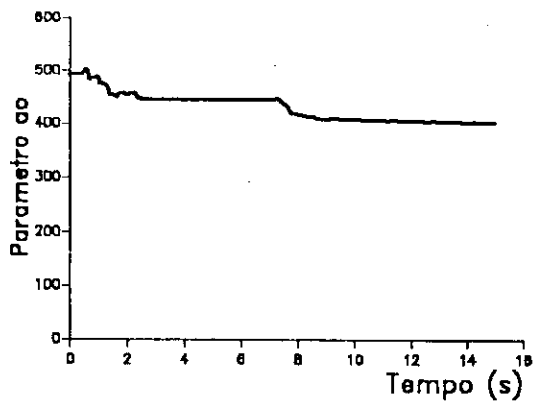
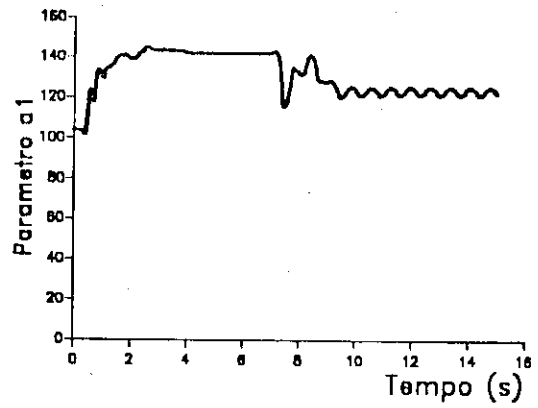
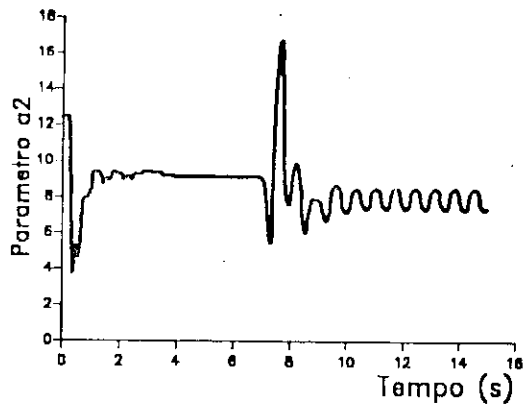


Figura 6.32 - Estimativa dos parâmetros  $a_i$  e  $b_i$  do modelo do sistema.

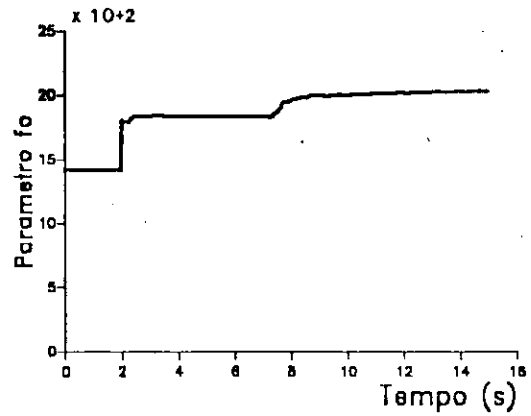
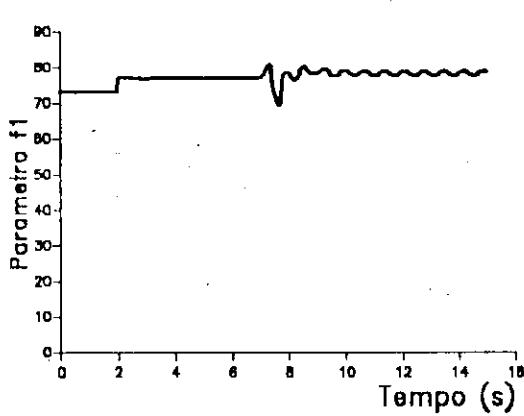


Figura 6.33 - Parâmetros  $f_i$  do controlador adaptativo.

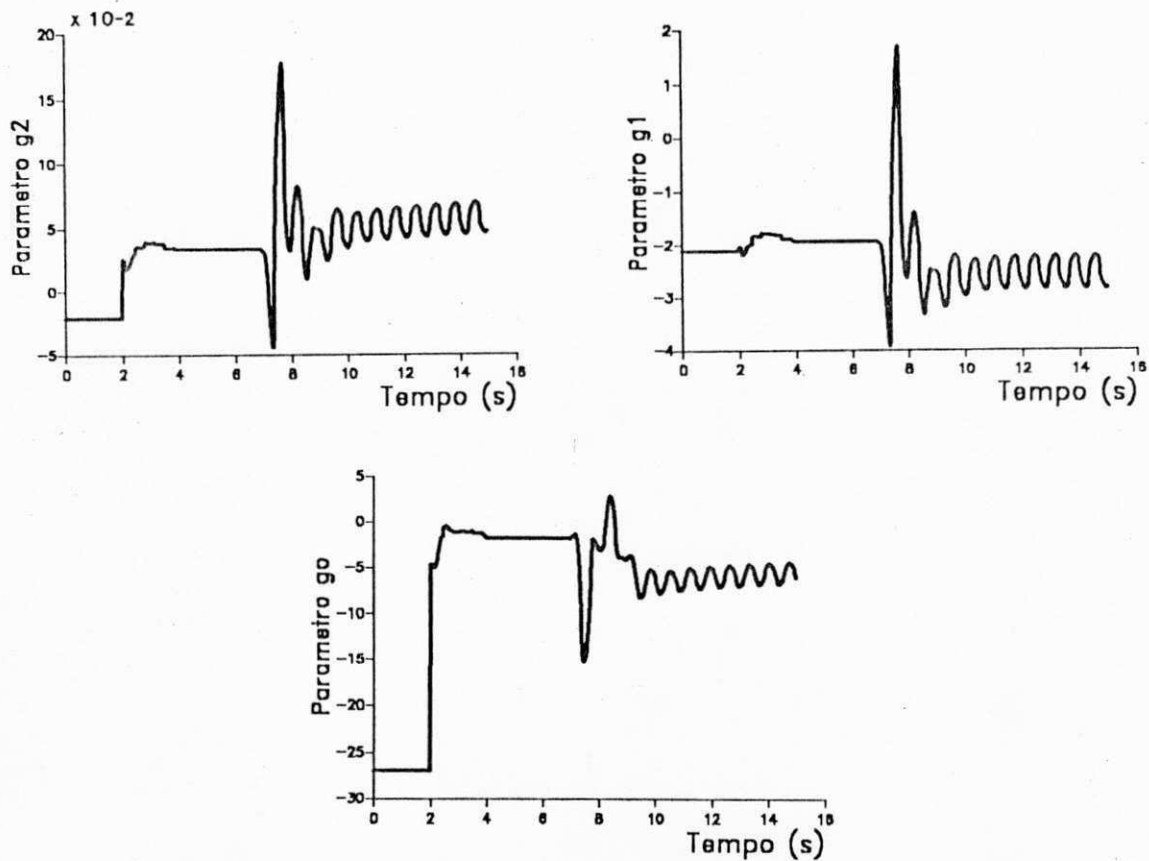


Figura 6.34 - Parâmetros  $g_i$  do controlador adaptativo.

- Controle Convencional

Da mesma maneira que no teste 3, com controle convencional o sistema fica instável

- Controle Ótimo

Analisando a figura 6.29 vê-se que embora o controlador ótimo consiga manter a estabilidade do sistema, o número de oscilações começa a aumentar. Isto caracteriza uma deterioração na ação do controlador ótimo quando da mudança da configuração do sistema.

- Controle Adaptativo

Analisando as figuras 6.29 a 6.34 e comparando-as

com as figuras 6.16 a 6.22, observa-se uma semelhança entre elas correspondente aos mesmos elementos. Como no teste 3, este teste mostra um melhor desempenho do controlador adaptativo quando comparado com o controlador ótimo, sendo que, neste teste, este melhor desempenho é mais evidente. Mesmo tendo o controlador adaptativo os seus elementos fixos na maior parte da perturbação, o controlador funcionou muito bem, o que evidencia que os parâmetros estimados na pré-perturbação foram corretamente estimados. Assim como no período pós-perturbação quando ficaram oscilando em torno do novo valor de convergência.

#### 6.4 - Conclusão.

Neste capítulo, foram apresentadas as estruturas dos controladores utilizados nos testes, e os respectivos resultados obtidos por eles.

Comparando-se os resultados obtidos nos três primeiros testes, ficou evidenciado o melhor desempenho do controlador adaptativo em relação ao controlador convencional, principalmente nos testes 2 e 3. Já comparando os resultados obtidos em relação ao controlador ótimo, somente no teste 3 é que houve uma pequena melhora. Isto mostra que o controlador ótimo apresenta uma certa robustez para uma certa faixa de variação do sistema.

Com a introdução do novo sistema, pode-se observar uma melhora do desempenho do controlador adaptativo em relação ao controlador ótimo, evidenciando assim a sua facilidade para melhorar a resposta dinâmica do sistema para outras condições de operação.

As bruscas mudanças nos parâmetros estimados eram uma situação prevista no controlador adaptativo quando da ocorrência de perturbações, mas neste caso foi utilizado a técnica de "congelamento" dos parâmetros estimados enquanto a variação da velocidade estivesse acima do limite



estipulado. Com isto, garantiu-se um desempenho satisfatório do controlador adaptativo aumentando a sua robustez face às perturbações.

## CAPÍTULO VII

### CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A motivação de desenvolver um sinal adicional estabilizador adaptativo se deu face ao mau funcionamento de sinais adicionais estabilizadores fixos para condições de operações diferentes daquelas para as quais os mesmos foram projetados. O desempenho do sinal adicional estabilizador adaptativo foi investigado utilizando simulações digitais.

A implementação do algoritmo de adaptação utilizado, que é baseado em alocação de pólos e identificação pelo método dos Mínimos Quadrados Recursivo, mesmo a nível de simulação, está longe de ser um mero programa e representa parte importante deste trabalho. Pois, um algoritmo de adaptação requer a correta escolha de diversos parâmetros, que são de suma importância para o correto funcionamento do controlador. Estas escolhas necessitam de um conhecimento mais aprofundado dos princípios sobre os quais o algoritmo é baseado e muitas vezes requer testes experimentais (simulação digital) para poderem ser realizados.

As principais situações que inspiraram uma maior atenção encontradas na aplicação do estabilizador adaptativo à máquina síncrona foram:

- o baixo valor do sinal de entrada, para que o mesmo não instabilizasse o sistema: a medida tomada para esta situação foi a normalização do vetor de regressão;
- a inicialização e reinicialização da matriz de

covariância, pois a sugestão dada pela maioria dos autores não funcionava bem para este trabalho: esta situação foi solucionada pela introdução de uma matriz de covariância "ponderada";

- a presença de dinâmicas não modeladas no sistema: esta situação foi amenizada com a introdução de um filtro passa-faixa;

- as bruscas mudanças nos parâmetros estimados quando da ocorrência de perturbações: neste caso foi utilizado a técnica de "congelamento" dos parâmetros estimados enquanto a variação da velocidade estivesse acima de um limite estipulado.

Com todas as situações sob controle o controlador adaptativo atuou de forma eficiente e correta, introduzindo amortecimento adicional ao sistema, quando da ocorrência de perturbações. A variação das condições de operação não destruiu o seu bom desempenho.

Com relação à análise comparativa entre os desempenhos do controlador adaptativo e dos controladores convencional e ótimo, observou-se que, sob todas as condições de operação e perturbações simuladas, o controlador adaptativo mostrou-se sempre melhor do que o controlador convencional. Porém, o controlador adaptativo mostrou-se um pouco melhor do que o controlador ótimo somente quando houve mudanças na topologia do sistema, assim o controlador adaptativo demonstra a sua correta atuação quanto ao seu mecanismo de adaptação.

A partir dos resultados obtidos, pode-se concluir que umas das maiores vantagens do controle adaptativo sobre os controladores convencional e ótimo é o fato de não precisar ter um conhecimento "a priori" das características do sistema num determinado ponto de operação, para realizar os ajustes no controlador face às mudanças do ponto de operação do sistema.

Verificou-se, também, que o controlador adaptativo usando técnicas de robustez apresenta um bom desempenho, visto que as modificações feitas na configuração do sistema



não apresentaram deterioração nas respostas.

Embora o desempenho do controlador adaptativo não tenha apresentado uma diferença substancial em relação ao controlador ótimo neste limitado sistema exemplo, ele aponta ser promissor quando da sua implementação em um sistema envolvendo vários geradores.

As principais sugestões para trabalhos futuros são citadas a seguir:

- utilização do controlador adaptativo num sistema multi-máquinas;
- utilização de outra variável para realimentação, por exemplo: potência elétrica, aceleração, etc;
- a aplicação experimental do controlador adaptativo em microgeradores;
- o comportamento do controlador adaptativo num ambiente no qual seja considerado ruídos.

## APÊNDICE A

### PARÂMETROS DO SISTEMA DE POTÊNCIA

Os parâmetros definidos a seguir foram os utilizados em todo o trabalho. E eles estão todos em valores por unidade (pu) na base de 100 MVA.

#### - Parâmetros constantes do gerador<sup>1</sup>

$x_d = 0.9500$	$x_q = 0.9000$	$T'_{do} = 6.2000$	$T'_{qo} = 0.535$
$x'_d = 0.0930$	$x'_q = 0.2300$	$T''_{do} = 0.0330$	$T''_{qo} = 0.076$
$x''_d = 0.0890$	$x''_q = 0.0890$	$T''_d = 0.0320$	$T''_q = 0.053$
$x_l = 0.1200$	$k_d = 0.0000$	$H = 8.2000$	$r_a = 0.000$

#### - Parâmetros do Regulador Automático de Tensão (RAT)

$K_a = 200$	$E_{fd_{máx}} = 5.0$
$T_a = 0.005$	$E_{fd_{min}} = -5.0$

#### - Parâmetros das Linhas de Transmissão (sistema 1)

$r_1 = 0.1016$	$x_1 = 0.2256$	$f = 60 \text{ Hz}$
$r_2 = 0.1016$	$x_2 = 0.2256$	

#### - Condições do Sistema 1 em Regime Permanente

$V_{inf} = 1.0200 + j0.0000$	$P_m = 1.7000$
$V_t = 0.9850 + j0.2201$	

---

<sup>1</sup> As constantes de tempo ( $T'_{do}$ ,  $T''_{do}$ ,  $T''_d$ ,  $T'_{qo}$ ,  $T''_{qo}$ ,  $T''_q$ ) são todas em segundo.

- Parâmetros das Linhas de Transmissão (Sistema 2)

$$r1 = 0.0508 \quad x1 = 0.1128 \quad f = 60 \text{ Hz}$$

$$r2 = 0.0508 \quad x2 = 0.1128$$

- Condições do Sistema 2 em Regime Permanente

$$V_{inf} = 1.0200 + j0.0000 \quad P_m = 1.8000$$

$$V_t = 1.0020 + j0.1213$$





$$Q = \begin{bmatrix} & 1 & \\ & \frac{2H}{\omega_0} & \\ & & \frac{1}{\omega_0} \\ & & & \\ & & & \\ & & & \\ & & & \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ Ke & \frac{Rf}{X_{ad}} & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix} \quad S = \begin{bmatrix} & & \\ \varphi_{q0} & \varphi_{d0} & \\ & & \\ & & \\ -R & & \\ & & -R \\ -X_d & & \\ & & -X_q \\ X_{ad} & & \end{bmatrix}$$

$$W1 = \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & 1 & \\ & & \end{bmatrix}$$

$$W3 = \begin{bmatrix} & & \\ & & \\ & & \\ V_{d0} & V_{q0} & \end{bmatrix}$$

$$W2 = \begin{bmatrix} \frac{V_{d0}}{V_{t0}} & \frac{V_{q0}}{V_{t0}} & & & \\ & & & & \\ & & & & \\ ido & i_{q0} & & & \end{bmatrix}$$

As matrizes A, B e C do sistema de potência linearizado, são obtidas utilizando o procedimento exposto no capítulo 3. O programa computacional utilizado para a linearização do sistema de potência foi desenvolvido no trabalho de Guerra (1987). Com isto tem-se as seguintes matrizes para os sistemas 1 e 2:

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0,000 & 1,000 & 0,000 \\ -108,438 & 0,000 & -133,631 \\ -4,885 & 0,000 & -12,209 \end{bmatrix}; \quad A_2 = \begin{bmatrix} 0,000 & 1,000 & 0,000 \\ -145,663 & 0,000 & -158,488 \\ -4,124 & 0,000 & 11,452 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = [0,000 \quad 0,000 \quad 31,242]^T; \quad B_2 = [0,000 \quad 0,000 \quad 31,242]^T$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 0,968 & 0,000 & 0,373 \\ 0,000 & 1,000 & 0,000 \\ 4,717 & 0,000 & 5,813 \end{bmatrix}; \quad C_2 = \begin{bmatrix} 0,164 & 0,000 & 0,072 \\ 0,000 & 1,000 & 0,000 \\ 6,338 & 0,000 & 6,823 \end{bmatrix}$$

Os autovalores da matriz A são os pólos do sistema de potência linearizado contínuo, e são:

Auto-valores da matriz A <sub>1</sub>	Auto-valores da matriz A <sub>2</sub>
-1.7821 + j8.6286	-1.5071 + j10.8609
-1.7821 - j8.6286	-1.5071 - j10.8609
-8.6444	-8.4378

Agora será feita a discretização das matrizes A e B, conforme o procedimento apresentado no capítulo 3;

$$Ad(q) = G = e^{A \cdot T_a}$$

$$Bd(q) = H = \int_0^{T_a} e^{A \cdot (T_a - \tau)} dt = A^{-1} \cdot (e^{A \cdot T_a} - I) \cdot B$$

assim tem-se:

$$Ad_1(q) = \begin{bmatrix} 0,968 & 0,025 & 0,038 \\ -2,498 & 0,968 & -2,845 \\ -0,104 & 0,001 & 0,738 \end{bmatrix}; \quad Ad_2(q) = \begin{bmatrix} 0,956 & 0,025 & -0,045 \\ -3,403 & 0,956 & -3,391 \\ -0,088 & -0,001 & 0,753 \end{bmatrix}$$

$$Bd_1(q) = [0,010 \quad -1,175 \quad 0,673]^T; \quad Bd_2(q) = [-0,012 \quad -1,400 \quad 0,679]^T$$

Como colocado no capítulo 3, deseja-se expressar o sistema de potência discreto na forma do operador delta ( $\delta$ ), portanto tem-se que fazer o seguinte procedimento:

$$Ad(\delta) = G' = (G - I) / T_a$$

$$Bd(\delta) = H' = H / T_a$$

assim tem-se:

$$Ad(\delta) = \begin{bmatrix} -1,2852 & 0,0991 & -1,5040 \\ -99,9129 & -1,2852 & -113,8176 \\ -4,1610 & -0,0550 & -10,4631 \end{bmatrix}$$

$$Bd(\delta) = [-0,4023 \quad -46,9891 \quad 26,9354]^T$$

A forma desejada para se expressar o sistema de potência é a forma entrada-saída (SISO), para isto algumas manipulações matemáticas devem ser feitas como exposto no

capitulo 3, para se ter a forma desejada. Portanto os sistemas de potência 1 e 2 na forma SISO são:

- Sistema 1

$$\frac{A(\delta)}{B(\delta)} = \frac{-3577,6300.\delta + 0}{\delta^3 + 13,0334.\delta^2 + 114.8564.\delta + 575,0572}$$

- Sistema 2

$$\frac{A(\delta)}{B(\delta)} = \frac{-4273,2000.\delta + 0}{\delta^3 + 13,3879.\delta^2 + 159.0629.\delta + 875,5082}$$



## APÊNDICE C

### PARÂMETROS DO CONTROLADOR ÓTIMO E DO POLINOMIO $T(s)$

Neste apêndice será apresentado resumidamente a determinação dos parâmetros do controlador ótimo para o sistema 1, assim como a apresentação do polinômio  $T(s)$ , que será utilizado pelos dois sistemas. Para maiores detalhes sobre a determinação do controlador ótimo veja Castro & Mota (1984) e Guerra (1987).

Como foi exposto no capítulo 4, a estratégia de controle ótimo é dada por:

$$u = -R_o^{-1} \cdot B^T \cdot P_o \cdot x = k \cdot x \quad (C.1)$$

onde  $P_o$  é obtida da solução da equação de Riccati, dada a seguir:

$$P_o \cdot A + A^T \cdot P_o - P_o \cdot B \cdot R_o^{-1} \cdot B^T \cdot P_o + Q_o = 0 \quad (C.2)$$

portanto, para resolver a equação de Riccati deve-se arbitrar as matrizes  $Q_o$  e  $R_o$ .

Os valores que serão impostos as matrizes  $Q_o$  e  $R_o$  a seguir, são obtidos de Guerra (1987), pois o sistema de potência utilizado neste trabalho é o mesmo utilizado no referido trabalho.

$$R_o = [20] \quad Q_o = \begin{bmatrix} 0.001 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.03 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.001 \end{bmatrix}$$

Portanto, substituindo  $Q_o$  e  $R_o$  na equação (C.2), obtem-se a matriz  $P_o$  que substituída na equação (C.1)

fornece o vetor de ganho  $k$ , com os seguintes valores:

$$k = [-0.00156 \quad 0.02610 \quad -0.03816]$$

Os programas utilizados para calcular a matriz  $P_0$  e o ganho  $k$  foram desenvolvidos no trabalho de Guerra (1987).

É mostrado a seguir os autovalores das matrizes do sistema original e do sistema com realimentação ótima.

Auto-valores da matriz A (original)	Auto-valores da matriz A (ótima)
$-1.7821 + j8.6286$	$-4.4639 + j12.5516$
$-1.7821 - j8.6286$	$-4.4639 - j12.5516$
$-8.6444$	$-4.4730$

#### Plano S

Auto-valores da matriz A (original)	Auto-valores da matriz A (ótima)
$-2.6296 + j8.1887$	$-5.9707 + j11.0428$
$-2.6296 - j8.1887$	$-5.9707 - j11.0428$
$-7.7742$	$-4.320$

#### Plano Delta

Para determinar o polinômio  $T(\delta)$ , deve-se montar um polinômio com os auto-valores da matriz A (ótima) que são os pólos desejados e um polinômio com os pólos do observador, e então multiplica-los.

O polinômio montado a partir dos auto-valores da matriz A (ótima) é dado como a seguir:

$$pd = [1 \quad 16.1735 \quad 208.1304 \quad 666.9362]$$

O pólos do observador, como colocado no capítulo 4 deve fornecer uma dinâmica mais rápida do que a dos pólos da matriz A (ótima), portanto escolheremos os pólos do observador como a seguir:

$$po1 = -35 \quad e \quad po2 = -35$$

Portanto, o polinômio do observador é dado por:

$$p_o = [1 \quad 70 \quad 1225]$$

Assim, o polinômio  $T(\delta)$  é igual a:

$$T(\delta) = [1 \quad 86.173 \quad 2565.273 \quad 35048.558 \quad 301645.306 \quad 816996.802]$$





$$t_2 = 35048,5576$$

na equação Diofantina, vem:

$$\begin{bmatrix} 1,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 \\ 13,0334 & 1,0000 & -3577,6300 & 0,0000 & 0,0000 \\ 114,8564 & 13,0334 & 0,0000 & -3577,6300 & 0,0000 \\ 575,0572 & 114,8564 & 0,0000 & 0,0000 & -3577,6300 \\ 0,0000 & 575,0572 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f \\ f^1 \\ g^0 \\ g^2 \\ g^1 \\ g^0 \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 73,1401 \\ 2450,4164 \\ 34473,5004 \\ 301645,3057 \\ 816996,8023 \end{bmatrix}$$

e assim tem-se;

$$f_2 = 1$$

$$g_2 = -0,0214$$

$$f_1 = 73,1401$$

$$g_1 = -2,1120$$

$$f_0 = 1420,7226$$

$$g_0 = -26,9470$$

## BIBLIOGRAFIA

- Abdalla, O. H., & Walker, P. A. W., "Optimal Control of a Laboratory Power System Model with Output Feedback", IEEE Power Eng. Soc, Prepr, Summer Meet, Vancouver - BC, Jul 15-20, (1979)
- Anderson, J. H., "Matrix Method for the Study of Regulated Synchronous Machine", Proceedings of the IEEE, Vol. 57, pp 2122-2136, (1969)
- Anderson, J. H., Hutchison, M. A., Wilson, W. J., Zohdy, M. A., & Aplevich, J. D., "Microalternator Experiments to Verify the Physical Realisibility of Simulated Optimal Controllers and Associated Sensitivity Studies", IEEE Trans. Power App. Syst, Vol. PAS-97, pp 649-658, (1978).
- Anderson, P. M., & Fouad, A. A., "Power System Control and Stability", Vol. 1, The Iowa State University Press, Iowa, (1977).
- Åström, K. J., "Adaptive Feedback Control", Proceedings of the IEEE, Vol. 75, pp 185-217, (1987).
- , & Wittenmark, B., "Adaptive Control", Addison-Wesley Publishing Company, USA, (1989).
- Barreiros, J. A. L., "A Pole-Shifting Self-Tuning Power System Stabilizer", M. Sc. Thesis, The Victoria University of Manchester - UK, (1989).
- Bartlett, J. P., Gibbard, M. J., Woodward, J. L., "Performance of a 5 KVA Synchronous Generator with an Optimal Excitation Regulator", IEE Proceedings, Vol. 120, pp 1250-1256, (1973).
- Brickwedde, A., "Microprocessor-Based Adaptive Speed and Position Control for Electrical Drives", IEEE Trans. Industry Applications, Vol. 1A-21, pp 1154-11161, (1985).



- Castro, J. C., & Mota, W. S., "Aplicação da Teoria de Controle Moderno na Estabilização de Sistemas de Potência", 5<sup>o</sup> Congresso Brasileiro de Automática, Anais 84, Minicursos, pp 1-69, (1984).
- Cheng, S. J., Chou, Y. S., Malik, O. P., & Hope, G. S., "An Adaptive Synchronous Machine Stabilizer", IEEE Proceedings, Vol. PWR5-1, pp 101-109, (1985)
- , Malik, O. P., & Hope, G. S., "Damping of Multi-Model Oscillations in Power System Using a Dual-Rate Adaptive Stabilizer", IEEE Trans. Power Systems, Vol. 3, pp 101-108, (1988).
- Clarke, D. W., Phil, D., & Gawthrop, P. J., "Self-Tuning Controller", IEE Proceedings, Vol. 122, pp 929-933 (1975)
- , & Gawthrop, P. J., "Self-Tuning Control", IEE Proceedings, Vol. 126, pp 633-640, (1979).
- Demello, F. P., & Concordia, C., "Concepts of Synchronous Machine Stability as Affected by Excitation Control", IEEE Trans. Power App. Syst, Vol. PAS-88, pp 316-329, (1969).
- Elgerd, O. J., "Introdução à Teoria de Sistemas de Energia Elétrica", McGraw-Hill do Brasil, S.P, (1977).
- Elmetwally, M. M., Rao, N. D., & Malik, O. P., "Experimental Results on the Implementation of an Optimal Control for Synchronous Machines", IEEE Trans. Power App. Syst, Vol. PAS-94, pp 1192-1200, (1975).
- Fan, J. Y., Ortmeyer, T. H., & Mukundan, R., "Power System Stability Improvement with Multivariable Self-Tuning Control", IEEE Trans. Power Systems, Vol. 5, pp 227-234, (1990)
- Gawthrop, P. J., & Phil, D., "Some Interpretation of the Self-Tuning Controller", IEE Proceedings, Vol. 124, pp 889-893, (1977).
- Gosh, A., Ledwich, G., Malik, O. P., & Hope, G. S., "Power System Stabilizer Based on Adaptive Control Technique", IEEE Trans. Power App. Syst, Vol. PAS-103, pp 1983-1989, (1984)
- , "Power System Stabilizer for Large Disturbances",

- IEE Proceedings, Vol 132, pp 14-19, (1985).
- Gu, W., & Bollinger, K. E., "A Self-Tuning Power System Stabilizer for Wide-Range", IEEE Trans. Power App. Syst, Vol. 4, pp 1191-1199, (1989).
- Guerra, M. F. A., "Modelos de Máquinas Síncronas para Projeto de Sinais Estabilizadores Usando-se Teoria de Controle Ótimo", Tese de Mestrado, UFPb - P.B., (1987).
- Hammos, T. J., "Comparisons of Synchronous Machine Models with the Study of the Transient Behaviour of Electric Power System", Proceedings IEE, Vol. 118, pp 1442-1458, (1971).
- Hsu, Y., & Liou, K., "Design of Self-Tuning PID System Stabilizers for Synchronous Generators", IEEE Trans. Energy Conversion, Vol. EC 2, pp 343-348, (1987).
- IEEE Comittee Report, "Excitation System Models for Power System Stability Studies", IEEE Trans Power App. Syst, Vol. PAS-100, (1981).
- Kanniah, J., Malik, O. P., & Hope, G. S., "Excitation Control of Synchronous Generators Using Adaptive Regulators - Part I - Theory and Simulation Results", IEEE Trans Power App. Syst, Vol. PAS-103, pp 897-903, (1984).
- , "Excitation Control of Synchronous Generators Using Adaptive Regulators - Part II - Theory and Simulation Results", IEEE Trans. Power App. System, Vol. PAS-103, pp 897-903, (1984).
- Kimbark, E. W., "Power System Stability: Synchronous Machine", Vol. 3, Dover Publications Inc., N. Y., (1956)
- Ljung, L., "System Identification: Theory for the User", Prentice-Hall Inc., N. J., (1987).
- Middleton, R. H., & Goodwin, G. C., "Digital Control and Estimation - A Unified Approach", Prentice-Hall International Inc., N. J., (1990)
- Mota, W. S., "Simulação Dinâmica de Sistemas de Potência", Apostila do Curso de Dinâmica de Sistemas, UFPb - P. B., (1986).
- Newton, M. E., & Hogg, B. W., "Optimal Control Of a Micro-Alternator System", IEEE Trans. Power App. Syst,



- Vol. PAS-95, pp 1822-1833, (1976).
- Ogata, K., "Engenharia de Controle Moderno", Editora Prentice-Hall do Brasil Ltda, R. J., (1982).
- Oppenheim, A. V., & Willsky, A. S., "Signals and Systems", Prentice-Hall Inc., N. J., (1983).
- Seborg, D. E., Edgar, T. F., & Shah, S. L., "Adaptive Control Strategies for Process Control: A Survey", Journal Review, Vol. 32, pp 881-913, (1986).
- Sherbiny, M. K. E., & Mehta, D. M., "Dynamic System Stability - Parte 1- Investigation of the Effect of Diffent Loading and Excitation System", IEEE Trans. Power App Syst, Vol. PAS-92, pp 1538-1546, (1973).
- Sripada, N. R., & Fisher, D. G., "Improved Least Squares Identification", Journal Control, Vol. 46, pp 1889-1913, (1987).
- Wellstead, P. E., Prager, D. L., & Zanker, P. M., "Pole Assignment Self-Tuning Regulator", Proceedings IEE, Vol. 26, pp 781- 787, (1979).
- Yong, C. C., "Equipment and System Modeling for Large Scale Stability Studies", IEEE Trans Power App. Syst, Vol PAS-91, pp 99-108, (1972).
- Yung, C. S., "Técnicas de Controle Adaptativo Aplicadas ao Sinal Adicional Estabilizador", Tese de Mestrado, IME - R.J, (1988).