

Luiz Antonio de Souza Ribeiro

Estimação dinâmica de parâmetros e velocidade
da máquina assíncrona

Dissertação submetida ao corpo docente da Coordenação dos Cursos de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba - Campus II como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da energia

Cursino Brandão Jacobina, Dr.Ing.
Orientador

Antonio Marcus Nogueira Lima, Dr.
Orientador

Campina Grande, Paraíba, Brasil

©Luiz Antonio de Souza Ribeiro, 1995



R484e Ribeiro, Luiz Antônio de Souza.
 Estimação dinâmica de parâmetros e velocidade da máquina assíncrona / Luiz Antônio de Souza Ribeiro. - Campina Grande, 1995.
 109 f.

 Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 1995.
 "Orientação : Prof. Dr. Cursino Brandão Jacobina, Prof. Dr. Antônio Marcus Nogueira Lima".
 Referências.

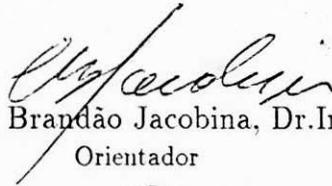
 1. Máquinas Assíncronas. 2. Operador Delta. 3. Sistemas Contínuos. 4. Dissertação - Engenharia Elétrica. I. Jacobina, Cursino Brandão. II. Lima, Antônio Marcus Nogueira. III. Universidade Federal da Paraíba - Campina Grande (PB). IV. Título

CDU 621.313.33(043)

Estimação dinâmica de parâmetros e velocidade da máquina assíncrona

Luiz Antonio de Souza Ribeiro

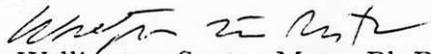
Dissertação de Mestrado aprovada em 23/02/1995



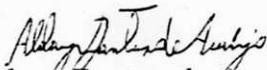
Cursino Brandão Jacobina, Dr. Ing.
Orientador



Antonio Marcus Nogueira Lima, Dr.
Orientador



Wellington Santos Mota, Ph.D.
Componente da Banca



Aldayr Dantas de Araújo, Dr.
Componente da Banca



Péricles Rezende Barros, Ph.D.
Componente da Banca

Campina Grande, Paraíba, Brasil, fevereiro/1995

Dedico este trabalho a minha mãe, Leonilde e a minha namorada, Candinha

Agradecimentos

Aos professores Cursino Brandão Jacobina e Antônio Marcus Nogueira Lima pela intensa orientação e colaboração sem as quais não seria possível a realização deste trabalho.

Ao companheiro de trabalho Alexandre Cunha pela colaboração nos trabalhos realizados em laboratório.

Aos amigos Reginaldo Corteletti, Amauri, Armando e Ribamar pelas discussões e apoio nas horas difíceis.

A toda minha família que tanto me incentivou no decorrer deste trabalho.

Ao Centro Federal de Educação Tecnológica do Maranhão e ao CNPq que financiaram a realização deste trabalho.

Resumo

Este trabalho objetiva dar uma contribuição ao estudo de estimação de parâmetros e velocidade da máquina assíncrona. A partir do modelo dinâmico da máquina desenvolvem-se modelos de estimação baseados somente nas medições das correntes e tensões estatóricas. Os modelos utilizados são discretizados no operador delta, o que possibilita a obtenção de parâmetros contínuos via modelos discretos. Nesta formulação há a necessidade de medições das derivadas dos sinais medidos, o que é conseguido através de filtros lineares discretos. Os modelos propostos são analisados via simulação onde considera-se a influência dos sinais de alimentação, da velocidade da máquina, período de amostragem e dos filtros. Basicamente utilizam-se três critérios de avaliação dos modelos: erro nas estimações, variância das estimativas e valores da função de custo minimizada. Baseado nos estudos de simulação os sinais de excitação podem ser utilizados de acordo com o modelo empregado e condição de operação da máquina. Finalmente os modelos são avaliados através de resultados experimentais, onde procura-se fazer uma análise semelhante aos resultados de simulação.

Abstract

This work aims to contribute to the study of the problem of parameters and speed estimation for asynchronous machines. The estimation models are derived from the dynamical machine equations such that only stator quantities are required. The discrete time version of the estimation models employs the delta operator in order to simplify the determination of the continuous time parameters. In the proposed approach one needs the time derivatives of the measured quantities. These derivatives are obtained using discrete linear filtering techniques. The proposed models are studied via digital simulation where the influence of the supply voltage, the machine speed, the sampling period, and the filter design is evaluated. The different estimation models are compared through their estimation errors, variances, and the value of the cost function. The estimation models are also evaluated under experimental conditions quite similar to those considered in the simulation studies. The obtained results demonstrate the correctness of the proposed methodology.

Sumário

Introdução Geral	4
1 O Operador Delta	7
1.1 Introdução	7
1.2 Definição	8
1.3 Avaliação de modelos discretos no operador- δ	9
1.4 A transformada delta	10
1.5 Função de transferência em delta	11
1.6 Pólos e zeros	13
1.7 Conclusão	17
2 Estimação de Parâmetros	18
2.1 Introdução	18
2.2 Estimação de Parâmetros de Sistemas Contínuos	20
2.2.1 Modelos não-paramétricos	21
2.2.2 Modelos paramétricos	23
2.2.3 Métodos de obtenção das derivadas dos sinais	28
2.2.4 Métodos de estimação de parâmetros	32
2.3 Conclusão	40

3	Modelos de Estimação	42
3.1	Introdução	42
3.2	Modelo da máquina assíncrona	43
3.2.1	Modelo da máquina no espaço de estados	45
3.3	Estimação dos parâmetros da máquina assíncrona utilizando o modelo corrente-tensão	46
3.3.1	Modelo discreto da máquina assíncrona	47
3.3.2	Modelos de estimação sem conhecimento <i>a priori</i> dos parâmetros	49
3.3.3	Modelos de estimação com conhecimento <i>a priori</i> dos parâmetros	52
3.4	Conclusão	57
4	Resultados de Simulação	58
4.1	Introdução	58
4.2	Sinais de excitação	59
4.2.1	Influência dos sinais de excitação e da frequência na estimação .	63
4.3	Influência do período de amostragem	75
4.4	Influência do filtro	77
4.5	Conclusão	80
5	Resultados Experimentais	82
5.1	Introdução	82
5.2	Sistema de acionamento	82
5.3	Resultados experimentais de estimação	84
5.3.1	Influência dos sinais de excitação e da frequência na estimação .	84
5.3.2	Influência do período de amostragem	98
5.3.3	Influência do filtro de obtenção das derivadas	99
5.4	Conclusão	100

Lista de Tabelas

4.1	Configuração das chaves do inversor para os vetores de tensão ativos . . .	65
4.2	Modelo B: alimentação seis degraus, $\Delta = 50\mu s$	66
4.3	Modelo B: alimentação seis degraus+Schroeder, $\Delta = 50\mu s$	66
4.4	Modelo E (ω_m conhecida): alimentação seis degraus	67
4.5	Modelo F: alimentação senoidal+Schroeder	71
4.6	Estimação da velocidade: alimentação senoidal	74
4.7	Estimação da constante de tempo rotórica: alimentação senoidal	75
4.8	Parâmetros contínuos e discretos: $\omega_m = 375.25 \text{ rad/s}$	77
4.9	Modelo A: alimentação seis degraus+Schroeder	77
4.10	Modelo B: alimentação seis degraus+Schroeder	78
5.1	Modelo B: alimentação seis degraus	88
5.2	Modelo B: alimentação seis degraus+Schroeder	89
5.3	Modelo E (ω_m conhecida): alimentação seis degraus	93
5.4	Modelo F: alimentação senoidal+Schroeder	94
5.5	Estimação da velocidade: alimentação senoidal - 60Hz e 10Hz	95
5.6	Estimação de τ_r : alimentação senoidal+Schroeder - 60Hz e 30Hz	98
5.7	Parâmetros contínuos em três velocidades diferentes: $\Delta = 50\mu s$	99

Lista de Figuras

1.1	Localização dos pólos e zeros de sistemas discretos em delta para vários períodos de amostragem	15
1.2	Localização dos pólos e zeros de sistemas discretos em z para vários períodos de amostragem	16
1.3	Região de estabilidade para sistemas em delta	16
2.1	Composição de dois degraus unitários para formar uma função pulso . .	23
2.2	Identificação de sistemas contínuos via modelos discretos	24
2.3	Esquema de estimação de parâmetros de sistemas lineares contínuos . .	25
2.4	a) OE; b) EE; c) PE no contexto OE; d) PE no contexto EE	26
2.5	Esquemas para identificação baseada em modelos adaptativos: a) paralelo; b) série; c) série-paralelo.	27
2.6	Estimação de parâmetros em sistemas contínuos	28
2.7	Princípio de estimação de parâmetros utilizando filtros lineares.	30
2.8	Implementação do filtro de variáveis de estado.	32
2.9	Resposta em frequência do processo e SVF.	33
2.10	Modelo completo do sistema com ruído.	33
3.1	Representação da máquina assíncrona: a) trifásica; b) em componentes dq	45

4.1	Inversor de tensão trifásico	60
4.2	Sinais de entrada e saída: a e b) senoide - S1; c e d) senoide+Schroeder - S2; e e f) seis degraus - S3; g e h) seis degraus+Schroeder - S4	61
4.3	Sinal de entrada e saída: a e b) Vetores ativos com média nula - S5 . .	62
4.4	Vetores gerados pelo inversor de tensão	64
4.5	Parâmetros estimados: Modelo B, sinal S3, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$	68
4.6	Parâmetros estimados: Modelo B, sinal S3, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$	69
4.7	Parâmetros estimados: Modelo B, sinal S4, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$	70
4.8	Estimação de ω_m e τ_r : Modelo F, sinal S2, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$	72
4.9	Estimação com velocidade nula: Modelo D, sinal S5, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda =$ 0.999	73
4.10	Estimação da velocidade: Modelos G e H, sinal S1, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$	74
4.11	Estimação de τ_r : Modelos I e J, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$	75
4.12	Estimação de σl_s em três períodos de amostragem diferentes (Modelo B)	78
4.13	Diagrama de Bode dos filtros contínuos e discretos equivalentes	79
4.14	Diagrama de Bode do filtro discreto ($\Delta = 50\mu s$) e contínuo da máquina	80
4.15	Implementação do filtro discreto na forma canônica do controlador . . .	80
4.16	Estimação de ω_m com filtros de frequências de corte diferentes: sinal S1, $\Delta = 100\mu s$	81
5.1	Representação do sistema de acionamento	85
5.2	Sinais de entrada e saída: a e b) senoide - S1; c e d) senoide+Schroeder - S2; e e f) seis degraus - S3; g e h) seis degraus+Schroeder - S4	86
5.3	Sinal de entrada e saída: a e b) Vetores ativos com média nula - S5 . .	87
5.4	Formas de onda de y , $\Gamma\hat{\theta}$ e $y - \Gamma\hat{\theta}$	88

5.5	Parâmetros estimados: Modelo B, sinal S3, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	90
5.6	Parâmetros estimados: Modelo B, sinal S3, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	91
5.7	Parâmetros estimados: Modelo B, sinal S4, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	92
5.8	Estimação com velocidade nula: Modelo D, sinal S5, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	94
5.9	Estimação de τ_r e ω_m : Modelo F, sinal S2, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	95
5.10	Estimação da velocidade: Modelo H, sinal S1 e S3, $\Delta = 100\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	96
5.11	Estimação da velocidade: Modelos G e H, sinal S1, $\Delta = 100\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	97
5.12	Parâmetros estimados : Modelo B, sinal S3, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	98
5.13	Estimação de τ_r : Modelos I e J, sinal S2, 60Hz $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$, dados experimentais	99
5.14	Estimação da velocidade: Modelo H, sinal S1, transitório 60Hz-50Hz-60Hz, $\lambda = 0.999$	100
5.15	Estimação da velocidade: Modelo H, sinal S1, transitório 60Hz-50Hz, $\Delta = 100\mu s$, $\lambda = 0.999$	101

Lista de Símbolos e Abreviaturas

δ	: operador delta
q	: operador de deslocamento
Δ	: período de amostragem
γ	: variável transformada associada ao operador δ
$F_{\Delta}(\gamma)$: transformada delta de $f(t)$
$T\{f(t)\}$: transformada generalizada de $f(t)$, representada por $F(\gamma)$
$\rho^i y(t)$: $d^i y(t)/d^i t$ para os sistemas contínuos e $\delta^i y(t)$ para os sistemas discretos no operador delta
$u(t)$: vetor de entrada no tempo t
$y(t)$: vetor de saída no tempo t
$w(t)$: ruído branco no tempo t
$r(t)$: ruído colorido no tempo t
$h(t)$: resposta ao degrau
$x(t)$: vetor de estados
$\varepsilon(t)$: erro de predição
$\hat{y}(t)$: predição de $y(t)$
$U(s)$: transformada de Laplace de $u(t)$
$Y(s)$: transformada de Laplace de $y(t)$
$J(\theta)$: função de custo
LD	: operador linear utilizado para evitar diferenciação de sinais medidos
$\varphi(t)$: vetor de regressão

$\Gamma(t)$: matriz de regressão
$\bar{\Gamma}(t)$: matriz de regressão utilizada nos modelos com conhecimento <i>a priori</i> de parâmetros
$\Phi(t)$: matriz de regressão computada após N medições
P_N	: matriz de covariância
θ	: vetor paramétrico real
$\hat{\theta}_N$: vetor paramétrico estimado
$\tilde{\theta}$: diferença entre os vetores $\hat{\theta}_N$ e θ
g	: expoente que representa a posição genérica dos eixos de referência dq
s	: expoente que representa grandezas no referencial estatórico
ω_m	: velocidade angular elétrica do rotor (rad/s)
ω_g	: velocidade angular elétrica dos eixos dq (rad/s)
v_s^g	: vetor de tensão estatórica (V)
i_s^g e i_r^g	: vetores de corrente estatórica e rotórica (A)
i_{sd}^s e i_{sq}^s	: componentes de corrente estatórica de eixos dq
v_{sd}^s e v_{sq}^s	: componentes de tensão estatórica de eixos dq
ϕ_s^g e ϕ_r^g	: vetores de fluxo estatórico e rotórico (Wb)
ϕ_{rd}^s e ϕ_{rq}^s	: componentes de fluxo rotórico de eixos dq (Wb)
r_s e r_r	: resistência de uma bobina do estator e rotor (Ω)
l_s e l_r	: indutâncias próprias do estator e rotor da máquina bifásica (H)
l_m	: indutância mútua entre o estator e rotor da máquina bifásica (H)
σ	: coeficiente de dispersão magnética
τ_r	: constante de tempo rotórica (s)
P	: número de pares de pólos
c_e	: conjugado eletromagnético (N.m)
c_m	: conjugado mecânico (N.m)
J	: momento de inércia da máquina (kg.m ²)
K_f	: coeficiente de atrito (N.m/rad/s)
$y_i^*(t)$: medida de $\rho^i y(t)$ obtida através do operador LD
$u_i^*(t)$: medida de $\rho^i u(t)$ obtida através do operador LD

$w_i^*(t)$: medida de $\rho^i w(t)$ obtida através do operador LD
$v_i^*(t)$: medida de $\rho^i v(t)$ obtida através do operador LD
OE	: erro de saída (output error)
EE	: erro de equação (equation error)
PE	: erro de predição (prediction error)
rbv	: testes de rotor bloqueado e em vazio
ARX	: auto regressivo com entrada externa
$MIMO$: múltipla entrada - múltipla saída
$S1$: sinal de alimentação senoidal
$S2$: sinal de alimentação senoidal+Schroeder
$S3$: sinal de alimentação seis degraus
$S4$: sinal de alimentação seis degraus+Schroeder
$S5$: sinal de alimentação vetores ativos com média nula

Introdução Geral

A partir da crescente utilização das máquinas assíncronas em acionamentos de alto desempenho [1],[2], em substituição às máquinas de corrente contínua que são menos robustas, de maior preço e de rotores com maior inércia [3], tornou-se de grande interesse o conhecimento de seus parâmetros, seja com o objetivo de controle ou mesmo a análise de como eles variam com as condições de operação.

Este interesse é ainda maior quando utilizam-se as técnicas de controle vetorial no acionamento com máquinas assíncronas. O controle vetorial é caracterizado por transformar o controle da máquina assíncrona em um semelhante ao acionamento dos motores de corrente contínua com excitação independente, criando um desacoplamento entre as grandezas de comando de fluxo e conjugado [2]. A informação essencial para o acionamento em campo orientado é o conhecimento da posição instantânea do fluxo rotórico, também chamado de ângulo de campo. Este pode ser medido, o que caracteriza os esquemas chamados diretos, ou estimado, caracterizando os esquemas indiretos. No acionamento em campo orientado direto a posição angular do fluxo rotórico é medida através de sensores especiais tais como bobinas sensoras de fluxo ou sensores de efeito Hall [2], [4],[5]. No método indireto o ângulo de campo é determinado a partir do comando direto do escorregamento e da realimentação da velocidade. Por não necessitar de máquinas especiais este método é preferível em relação ao primeiro, embora com a desvantagem de ser dependente dos parâmetros da máquina que são utilizados na estimação do ângulo de campo.

Sabe-se que os parâmetros da máquina assíncrona, principalmente a constante de tempo rotórica (τ_r), variam de acordo com as condições de temperatura e saturação

da mesma [4]. Estas variações podem acarretar efeitos indesejáveis no comportamento do acionamento em campo orientado indireto. Por exemplo: sobre ou sub excitação da máquina; aumento das perdas rotóricas; erro no conjugado em relação ao conjugado de referência; desacoplamento imperfeito entre as grandezas de comando de fluxo e conjugado, etc.[3],[4],[6].

Vários esquemas adaptativos têm sido propostos visando minimizar os efeitos das variações de τ_r no acionamento em campo orientado indireto [5],[6],[7],[8],[9], porém na maioria deles necessita-se do conhecimento de outros parâmetros da máquina como por exemplo: r_s , σl_s , l_s . Em tais casos há sempre a necessidade de estimação destes parâmetros [10],[11],[12],[13].

Também, a realização de acionamento de máquinas assíncronas de alto desempenho sem necessidade de sensores de velocidade é importante, na medida que elimina um dos sensores mais frágeis do sistema.

Com a crescente utilização dos microcomputadores, é necessário modelar o processo a ser controlado na sua forma discreta no tempo. Neste trabalho, o problema de estimação de parâmetros e velocidade da máquina assíncrona é abordado no domínio discreto. Os modelos dinâmicos para estimação são desenvolvidos no operador delta [14]. A escolha deste operador se deve principalmente à sua conexão com os sistemas contínuos, além de suas vantagens numéricas em relação ao operador q . Isto possibilita a estimação dos parâmetros contínuos via modelos discretos, uma vez que os sistemas em delta aproximam-se dos seus contínuos equivalentes à medida que o período de amostragem diminui. O método de estimação utilizado é o dos mínimos quadrados. A diferenciação de sinais medidos, necessários a estimação, é obtida com filtros de variáveis de estados discretos em delta.

Organização do trabalho

No Capítulo 1 descrevem-se o operador delta, a sua transformada e algumas de suas propriedades. Mostram-se suas vantagens em relação ao operador q e a semelhança com os sistemas contínuos.

No Capítulo 2 apresenta-se a teoria de estimação de parâmetros, dando-se ênfase a estimação de parâmetros de sistemas contínuos. Os vários métodos de estimação de parâmetros contínuos são apresentados. O problema de obtenção das derivadas dos sinais é abordado e descreve-se o método que utiliza filtros. O método dos mínimos quadrados é apresentado. As propriedades de convergência, variância e distribuição das estimativas são discutidas. A versão recursiva do algoritmo é mostrada.

No Capítulo 3 apresenta-se o modelo da máquina em espaço de estados. Desenvolve-se o modelo discreto no operador- δ . A partir do modelo discreto da máquina desenvolvem-se vários modelos de regressão lineares, nos parâmetros, para estimação tanto dos parâmetros como da velocidade.

No Capítulo 4 são analisados aspectos relacionados à estimação de parâmetros e velocidade da máquina com os modelos apresentados no Capítulo 3. Todos os modelos são estudados por simulação considerando ruído de medição. Os seguintes pontos são considerados: tipos de sinais de tensão utilizados para excitação, frequência de alimentação, influência do período de amostragem e da filtragem dos sinais. A análise dos resultados é feita através dos erros e variâncias das estimativas, bem como por curvas de evolução dos parâmetros estimados.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados experimentais e realiza-se uma análise semelhante à desenvolvida para os resultados de simulação. Inicialmente apresenta-se o sistema de acionamento utilizado e, em seguida, os resultados experimentais com os modelos de estimação.

Capítulo 1

O Operador Delta

1.1 Introdução

Com o crescente desenvolvimento da microeletrônica e informática, os computadores tornaram-se parte fundamental na maioria das aplicações de controle de processos. A formulação dos problemas de controle neste contexto requer o desenvolvimento de modelos discretos para os processos em estudo. A utilização da transformada- z tem sido, de modo geral, a ferramenta matemática básica empregada nestas formulações. Quando o período de discretização escolhido torna-se muito pequeno ou quando objetiva-se reconstruir o modelo contínuo do processo, o emprego da transformada- z não é o mais recomendado devido às suas propriedades numéricas. Nestes casos recomenda-se o emprego da transformada- γ . Neste trabalho os algoritmos são desenvolvidos no operador δ em virtude de sua semelhança com os sistemas contínuos e vantagens em relação ao operador q [14]. Dessa forma é possível estimar-se parâmetros contínuos via modelos discretos com precisão razoável.

Visando a utilização do operador δ , os detalhes de sua implementação, suas principais características, conexão com os sistemas contínuos e vantagens em relação ao operador- q serão descritos nas próximas seções.

1.2 Definição

De modo geral, os modelos discretos de sistemas dinâmicos são representados utilizando-se o operador q ($qx(k) = x(k+1)$). O operador δ pode ser definido a partir do operador q através da seguinte expressão [15]:

$$\delta = \frac{q-1}{\Delta} \quad (1.1)$$

onde Δ é o período de amostragem.

Deste modo a expressão $\delta x(k)$ equivale a

$$\delta x(k) = \frac{x(k+1) - x(k)}{\Delta} \quad (1.2)$$

A relação entre os operadores q e δ é linear. Portanto, a substituição do operador q pelo operador δ nas expressões polinomiais discretas preserva a ordem. A decisão de que tipo de operador utilizar (q ou δ) não é uma tarefa fácil.

O operador q , de modo geral, leva a expressões mais simples, porém em [15] é mostrado que a representação em δ apresenta características numéricas superiores. Estas características são mais evidentes quando o período de amostragem é pequeno, a ordem do sistema é elevada, ou os cálculos numéricos são realizados com palavras de comprimento finito. A razão para isso é que nos modelos discretos toda a informação do sistema está contida na distância que os pólos e zeros estão de 1. Porém a representação numérica no computador é feita com aritmética de precisão finita. Quando o período de amostragem é pequeno e o modelo está em q , os números a serem armazenados são próximos de 1, o que não é adequado para armazenamento em aritmética de ponto flutuante. Com o operador delta isso não acontece pois, para números próximos a 1 em q , ele gera números próximos a zero (e escala) que são mais fáceis de armazenar em aritmética de ponto flutuante. Além disso os modelos empregando o operador- δ convergem para seu contínuo equivalente à medida que a frequência de amostragem aumenta. Isto sugere o uso de uma transformada generalizada, chamada em [14] de

transformada- γ , para unificação da modelagem de sistemas dinâmicos contínuos e discretos .

1.3 Avaliação de modelos discretos no operador- δ

Dado o modelo contínuo na forma de espaço de estado

$$\frac{dx(t)}{dt} = Ax(t) + Bu(t) \quad (1.3)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (1.4)$$

O modelo discreto equivalente no operador- δ , supondo segurador de ordem zero na entrada, é dado por:

$$x(k) = \delta^{-1}[Fx(k) + Hu(k)] \quad (1.5)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (1.6)$$

onde:

$$F = \Omega A \quad (1.7)$$

$$H = \Omega B$$

e

$$\Omega = \frac{1}{\Delta} \int_0^{\Delta} e^{A\tau} d\tau = I + \frac{A\Delta}{2!} + \frac{A^2\Delta^2}{3!} + \dots \quad (1.8)$$

Observa-se em (1.5) que o bloco básico para a implementação dos modelos em delta é a função (δ^{-1}) cuja computação é dada abaixo.

Se

$$a(k) = \delta^{-1}b(k) \quad (1.9)$$

então

$$a(k+1) = a(k) + \Delta b(k) \quad (1.10)$$

1.4 A transformada delta

Em (1.1) foi definido o operador delta em função do operador- q . Como associado ao operador- q há a variável transformada z , para o operador- δ tem-se:

$$\gamma = \frac{z-1}{\Delta} \quad (1.11)$$

Então, a transformada delta é definida [14]:

$$F_{\Delta}(\gamma) = \Delta F(z) |_{z=\Delta\gamma+1} \quad (1.12)$$

onde $F(z)$ é a transformada- z . Para uma dada seqüência (f_k) , a transformada- γ é definida:

$$F_{\Delta}(\gamma) = \Delta \sum_{k=0}^{\infty} f(k) (1 + \Delta\gamma)^{-k} \quad (1.13)$$

A partir da definição em (1.12) é demonstrado em [14] e [15] que a transformada- γ converge para a transformada de Laplace à medida que o período de amostragem tende para zero, como mostrado em (1.14):

$$\lim_{\Delta \rightarrow 0} [F_{\Delta}(\gamma)] = F(s) |_{s=\gamma} = \int_0^{\infty} f(t) e^{-\gamma t} dt \quad (1.14)$$

Baseada nesta conclusão é desenvolvida uma teoria unificada chamada de transformada unificada, que para uma função $f(t)$, é simbolizada por:

$$F(\gamma) = T[f(t)] \quad (1.15)$$

Ela corresponde à transformada de Laplace para o caso contínuo, ou à transformada delta para o caso discreto. Então, observa-se que a transformada delta apresenta muitas propriedades similares à transformada de Laplace, como por exemplo:

- Linearidade: para quaisquer escalares α_1, α_2 :

$$T[\alpha_1 f(t) + \alpha_2 g(t)] = \alpha_1 T[f(t)] + \alpha_2 T[g(t)] \quad (1.16)$$

- Diferenciação:

$$T[\rho f(t)] = \gamma T[f(t)] - f(0)(1 + \Delta\gamma) \quad (1.17)$$

onde

$$\rho = \begin{cases} d/dt & - \text{para o caso contínuo} \\ \delta & - \text{para o caso discreto} \end{cases}$$

- Teorema do valor inicial:

$$\lim_{t \rightarrow 0^+} f(t) = \lim_{\gamma \rightarrow \infty} \left\{ \frac{\gamma F(\gamma)}{1 + \Delta\gamma} \right\} \quad (1.18)$$

- Teorema do valor final:

Se o $\lim_{t \rightarrow \infty} f(t)$ existe, então

$$\lim_{t \rightarrow \infty} f(t) = \lim_{\gamma \rightarrow 0} \{\gamma F(\gamma)\} \quad (1.19)$$

Observa-se claramente em (1.16-1.19) a conexão entre a transformada- γ e a transformada de Laplace, pois, basta trocar o γ por s e fazer $\Delta = 0$ para obter-se o modelo em Laplace.

1.5 Função de transferência em delta

A vantagem de se trabalhar no domínio das transformadas é que elas convertem equações diferenciais lineares ou de diferenças em equações algébricas. Além disso, o comportamento de entrada e saída de um sistema, para condições iniciais nulas, é descrito por sua função de transferência. Para os sistemas contínuos descritos na forma de espaço de estados (1.3-1.4) sabe-se que a função de transferência é dada por [16]:

$$G(s) = C(sI_n - A)^{-1} B \quad (1.20)$$

onde I_n é a matriz identidade de ordem n ($n = \dim(A)$).

Para os sistemas discretos no operador delta tem-se de (1.5):

$$\delta x(k) = Fx(k) + Hu(k) \quad (1.21)$$

Aplicando-se a transformada- γ em (1.21) e sabendo-se que a transformada- γ de $\delta x(k)$ é dada pela regra da diferenciação (1.17), tem-se:

$$\gamma X(\gamma) - x(0)(1 + \Delta\gamma) = FX(\gamma) + HU(\gamma) \quad (1.22)$$

$$Y(\gamma) = CX(\gamma) \quad (1.23)$$

onde $X(\gamma)$, $Y(\gamma)$ e $U(\gamma)$ são as transformadas delta de $x(t)$, $y(t)$ e $u(t)$ respectivamente, e $x(0)$ é o valor inicial do vetor de estados em $t = 0$. Obtém-se de (1.22):

$$X(\gamma) = [\gamma I_n - F]^{-1} x(0)(1 + \Delta\gamma) + [\gamma I_n - F]^{-1} HU(\gamma) \quad (1.24)$$

Substituindo-se, então, (1.24) em (1.23) e considerando-se condições iniciais nulas tem-se:

$$Y(\gamma) = G'(\gamma)U(\gamma)$$

onde

$$G'(\gamma) = C(\gamma I_n - F)^{-1}H \quad (1.25)$$

é a função de transferência do sistema discreto.

A partir de (1.25) pode-se chegar a um resultado semelhante ao obtido em (1.14), ou seja, substituindo-se os valores de $F = \frac{e^{A\Delta} - I}{\Delta}$ e $H = (\frac{1}{\Delta} \int_0^\Delta e^{A\tau} d\tau)B$ em (1.25) e tomando-se o limite de $G'(\gamma)$ quando $\Delta \rightarrow 0$ tem-se:

$$\lim_{\Delta \rightarrow 0} G' = \lim_{\Delta \rightarrow 0} C \left(\gamma I_n - \frac{e^{A\Delta} - I}{\Delta} \right)^{-1} \frac{1}{\Delta} \int_0^\Delta e^{A\tau} d\tau B = C(\gamma I_n - A)^{-1} B \quad (1.26)$$

simplificando, tem-se:

$$\lim_{\Delta \rightarrow 0} G' = C(\gamma I_n - A)^{-1} B = G(\gamma) = G(s)$$

Até aqui foi descrita a maneira como se obtém funções de transferência de sistemas discretos no operador- δ a partir da representação em espaço de estado. Porém, em [14] é demonstrada uma forma direta para a obtenção de funções de transferência em γ a

partir da representação de funções de transferência no operador s . Tal conexão entre as funções de transferência entre γ e s é dada por:

$$G'(\gamma) = \frac{\gamma}{1 + \Delta\gamma} T \left[L^{-1} \left\{ \frac{1}{s} G(s) \right\} \right] \quad (1.27)$$

onde L^{-1} é a transformada inversa de Laplace.

1.6 Pólos e zeros

Suponha que a função de transferência de (1.25) seja dada na forma da razão de dois polinômios:

$$\frac{Y(\gamma)}{U(\gamma)} = D(\gamma)^{-1} N(\gamma) \quad (1.28)$$

Então, os pólos da função de transferência são definidos como as raízes de $D(\gamma) = 0$, ou ainda, correspondem aos modos que podem estar presentes na saída do sistema quando nenhuma entrada é aplicada [14]. Os zeros são definidos como as raízes de $N(\gamma) = 0$ ou os modos presentes na entrada do sistema que produziram saída nula.

A relação entre os pólos de sistemas contínuos e discretos, quando um segurador de ordem zero é usado na entrada, é dada por

$$p'_i = \frac{e^{pi\Delta} - 1}{\Delta} \quad (1.29)$$

para discretização em delta (para períodos de amostragem pequenos), ou

$$p'_i = e^{pi\Delta} \quad (1.30)$$

para modelos em q , onde $p_i, i = 1, \dots, n$ são os pólos do sistema contínuo, e $p'_i, i = 1, \dots, n$, os pólos discretos. Observa-se de (1.29) e (1.30) que o $\lim_{\Delta \rightarrow 0} p'_i = p_i$, para o caso em delta, e que o $\lim_{\Delta \rightarrow 0} p'_i = 1$, para o caso em z .

Sabe-se que sistemas contínuos que tem n pólos e $m (< n)$ zeros, em geral, originam sistemas discretos com n pólos e $(n - 1)$ zeros [14]. Portanto, os zeros de sistemas discretos basicamente podem ser classificados em duas categorias:

- aqueles que surgem de mapeamento dos sistemas contínuos;
- aqueles que surgem do processo de amostragem.

Para os zeros discretos ξ'_i que são provenientes do mapeamento dos zeros ξ_i dos sistemas contínuos tem-se

$$\xi'_i = \frac{e^{\xi_i \Delta} - 1}{\Delta} \quad (1.31)$$

para o caso do operador delta, ou

$$\xi'_i = e^{\xi_i \Delta} \quad (1.32)$$

para o caso do operador- q .

Observa-se de (1.31) e (1.32) que o $\lim_{\Delta \rightarrow 0} \xi'_i = \xi_i$, para o caso em delta, e o $\lim_{\Delta \rightarrow 0} \xi'_i = 1$, para o caso em z .

Os zeros que surgem do processo de amostragem tendem para pontos distantes no lado esquerdo do plano- γ ($-\infty$) quando $\Delta \rightarrow 0$, para sistemas em delta, ao passo que para sistemas no operador- q estes zeros tendem para localizações finitas no plano- z . Um estudo detalhado sobre os zeros de sistemas discretos no operador q é dado em [17]. Uma conclusão dessa análise é que todos os sistemas contínuos cuja diferença entre os graus dos polinômios do denominador e numerador da função de transferência é maior que 2, que é o caso do filtro que será utilizado para a obtenção das derivadas dos sinais medidos, dará origem a sistemas de fase não mínima quando a amostragem é feita com períodos pequenos. Em [15] é mostrado que, sob determinadas circunstâncias, os zeros fora da região de estabilidade, provenientes da amostragem, podem ser ignorados para os modelos em delta, o que não é claro para os modelos em z , visto que esses zeros estão em localizações finitas no plano- z .

Nas Figuras 1.1 e 1.2 são mostrados os comportamentos dos pólos e zeros da função de transferência do filtro Butterworth de 3ª ordem em (1.33), com $\omega_n = 377 \text{ rad/s}$. Nestas figuras observa-se o comportamento dos pólos e zeros dos sistemas discretos equivalentes em delta (Figura 1.1) e em q (Figura 1.2), quando o período de amostragem varia no intervalo $[50 \mu\text{s}, 2 \text{ ms}]$. Observa-se na Figura 1.1 que os pólos dos sistemas em delta movem-se lentamente com o período de amostragem e tendem para os pólos do

sistema contínuo equivalente quando $\Delta \rightarrow 0$. A exceção a isto ocorre para o caso dos zeros que surgem devido a amostragem que tendem para $-\infty$ quando $\Delta \rightarrow 0$. Por outro lado, para o caso dos sistemas em z observa-se (Figura 1.2) pouca variação dos zeros que surgem com a discretização, que tendem para posições finitas no plano- z quando $\Delta \rightarrow 0$, enquanto os pólos variam significativamente com Δ e tendem para 1 quando $\Delta \rightarrow 0$.

$$G(s) = \frac{\omega_n^3}{s^3 + 2\omega_n s^2 + 2\omega_n s + \omega_n^3} \quad (1.33)$$

Na Figura 1.3 é mostrada a região de estabilidade para os sistemas discretos em delta. Observa-se que a medida que $\Delta \rightarrow 0$ a região de estabilidade coincide exatamente com o lado esquerdo do plano- s o que demonstra mais uma vez a analogia entre os sistemas em δ e os sistemas contínuos.

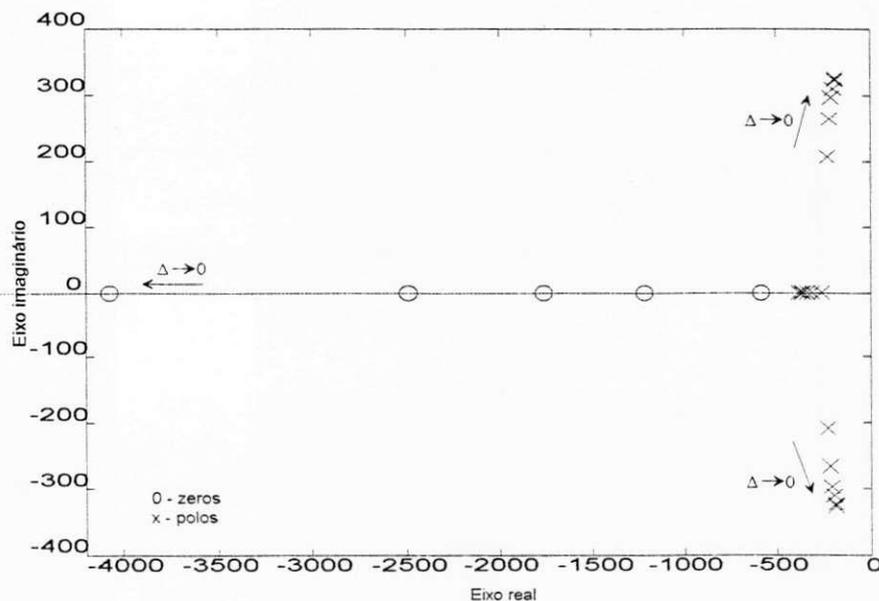


Figura 1.1: Localização dos pólos e zeros de sistemas discretos em delta para vários períodos de amostragem

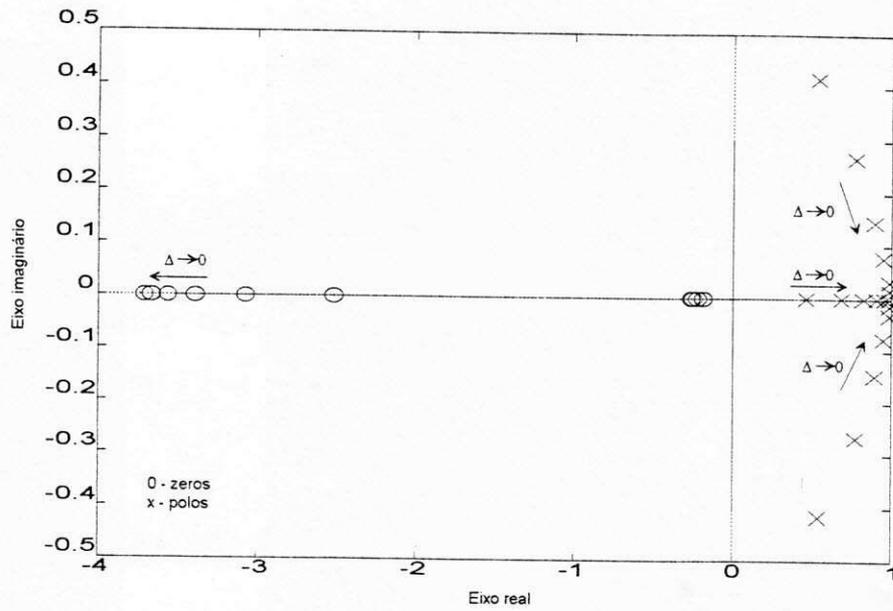


Figura 1.2: Localização dos polos e zeros de sistemas discretos em z para vários períodos de amostragem

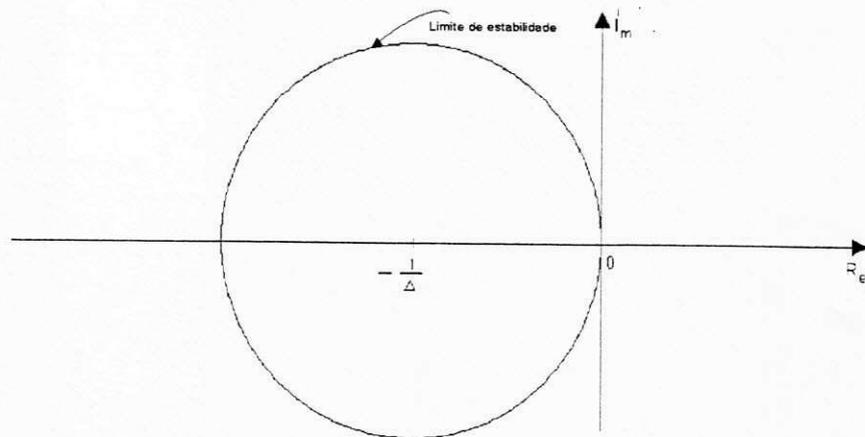


Figura 1.3: Região de estabilidade para sistemas em delta

1.7 Conclusão

Neste capítulo apresentou-se o operador delta, a sua transformada e suas características. Os modelos discretos em delta são numericamente melhores condicionados que os modelos em q , especialmente quando o período de amostragem é pequeno e os cálculos computacionais são feitos com palavras de comprimento finito. Os modelos em delta convergem para seus modelos contínuos equivalentes á medida que o período de amostragem tende para zero. Isso sugere o uso de uma transformada generalizada ($F(\gamma)$) que unifica os sistemas contínuos e discretos. Os pólos e zeros dos sistemas em delta variam pouco com o período de amostragem, exceto os zeros que surgem durante o processo de discretização que tendem para $-\infty$ quando $\Delta \rightarrow 0$.

Capítulo 2

Estimação de Parâmetros

2.1 Introdução

No procedimento de identificação de sistemas a tarefa básica é o desenvolvimento de um modelo matemático adequado, capaz de descrever com precisão as características do sistema em estudo. Tal desenvolvimento é baseado na observação do comportamento dos sinais de entrada e saída do sistema em um determinado período de tempo [18]. Segundo essa metodologia é preciso que se considere três requisitos:

- classe de modelos;
- sinais de entrada;
- conceito de equivalência.

As classes de modelos podem ser caracterizadas por representações não paramétricas tais como resposta ao impulso, resposta ao degrau e funções de resposta em frequência, que são representações de ordem infinita. Podem, também, ser caracterizadas por representações paramétricas tais como [19]:

$$y(t) = G(\rho)u(t) + G_n(\rho)w(t) \quad (2.1)$$

onde ρ representa d/dt para os sistemas contínuos e δ para os sistemas discretos no operador delta, $G(\rho) = B(\rho)/A(\rho)$ é a função de transferência do processo e $w(t)$ é um ruído branco. Cada elemento deste conjunto difere basicamente da forma como o filtro de modelagem de ruído $G_n(\rho)$ é apresentado.

O procedimento de estimação refere-se à escolha de um modelo que melhor representa os dados observados em um intervalo T . Uma das maneiras de se avaliar se um modelo é "bom" ou "não" é através do erro de predição:

$$\varepsilon(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad (2.2)$$

onde $\hat{y}(t)$ é a predição de $y(t)$ feita com os dados disponíveis.

A partir de (2.2) define-se um conceito de equivalência de modo que se possa escolher qual o modelo que melhor represente os dados observados. Tal conceito é representado por um critério ou função de custo. O critério é formulado em função do erro de predição $\varepsilon(t)$, que reflete a discrepância entre o modelo e o sistema real, como mostra (2.3).

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N f(\varepsilon(t)) \quad (2.3)$$

onde $f(\cdot)$ é uma função escalar. Uma escolha comum de $f(\cdot)$ é $f(\varepsilon(t)) = \frac{1}{2}\varepsilon^2(t)$. Baseado nesta escolha a equação (2.3) pode ser escrita como:

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{1}{2}\varepsilon^2(t) \quad (2.4)$$

O preditor de um passo para a classe representada em (2.1) é dado por [19]

$$\hat{y}(t) = G_n^{-1}(\rho)G(\rho)u(t) + [1 - G_n^{-1}(\rho)]y(t) \quad (2.5)$$

que pode ser escrito na seguinte forma de regressão linear:

$$\hat{y}(t) = \varphi^T(t)\theta \quad (2.6)$$

onde $\varphi^T(t)$ é o vetor de regressão e θ é o vetor que representa os parâmetros do modelo. Para o caso em que $G_n(\rho) = 1$, $\varphi(t)$ é dado por

$$\varphi(t) = [-\rho y(t) \quad -\rho^2 y(t) \quad \dots \quad -\rho^n y(t) \quad u(t) \quad \rho u(t) \quad \dots \quad \rho^m u(t)]^T \quad (2.7)$$

onde n é a ordem de $A(\rho)$ e m a ordem de $B(\rho)$

Em [19] é formulado um princípio para a estimação de parâmetros. Segundo este princípio, o vetor paramétrico estimado $\hat{\theta}$ deve ser escolhido, baseado em um intervalo T de medições, de modo que os erros de predição sejam tão pequenos quanto possível, ou seja, o vetor paramétrico deve ser escolhido de modo que a função de custo seja minimizada.

A classe de sinais de entrada deve ser escolhida de modo que os sinais satisfaçam a condição de excitação persistente [20], ou seja, um sinal $u(t)$ deve garantir a inversão da matriz $\varphi^T(t)\varphi(t)$. Observa-se que os sinais de entrada devem ser escolhidos de forma a excitar todos os modos do sistema a ser identificado. Em geral, o número de parâmetros a estimar especifica o quanto deve ser amplo o espectro de frequências do sinal de entrada.

Escolhido o critério, os sinais de entrada e a classe de modelos, o problema de identificação resume-se à escolha do modelo que minimize a função de custo (2.3). Para o caso de representações paramétricas onde o modelo é conhecido, o problema de identificação resume-se a um problema de estimação de parâmetros. Ou seja, deve-se encontrar o melhor conjunto de parâmetros que minimize a função de custo dada por (2.3).

2.2 Estimação de Parâmetros de Sistemas Contínuos

Até cerca de 1960 a maioria dos modelos de sistemas dinâmicos era obtida por referência a seus dados de resposta em frequência ou transitória [21]. Esses modelos eram geralmente formulados com equações diferenciais. Porém, com o advento dos computadores e o seu rápido desenvolvimento, os problemas de controle foram discretizados para compatibilidade com os mesmos. Como os computadores tornaram-se parte fundamental da maioria das novas aplicações, há uma tendência de trabalhar-se

principalmente com sistemas discretos. Aliado a isto, o problema da necessidade do conhecimento das derivadas dos sinais medidos (2.7), que inevitavelmente contém ruído, tem obscurecido o desenvolvimento de identificação de sistemas contínuos.

Contudo, recentemente novos métodos para superar o problema de obtenção das derivadas em sistemas contínuos têm sido reportados na literatura [22],[23]. Esses métodos, juntamente com os fatos de que: a escolha do período de amostragem não é uma tarefa fácil quando não se tem informação *a priori* sobre o sistema; muitos conceitos da teoria de controle ainda relacionam-se com os sistemas contínuos; e em muitos casos, como no acionamento das máquinas assíncronas, há a necessidade de conhecimento dos parâmetros contínuos do processo, têm incentivado o estudo sobre identificação de sistemas contínuos.

Vários modelos de estimação têm sido propostos ao longo dos anos com o objetivo de estimar os parâmetros contínuos de sistemas dinâmicos. Entre estes pode-se citar:

- modelos não-paramétricos;
- modelos paramétricos:
 - não-lineares;
 - lineares:
 - * regime permanente;
 - * regime dinâmico:
 - discretos;
 - contínuos.

2.2.1 Modelos não-paramétricos

Modelos não-paramétricos são descrições de ordem infinita tais como a resposta ao degrau e resposta ao impulso (domínio do tempo) e respostas em frequência (domínio da frequência) [22]. Tais descrições estão geralmente na forma de curvas, funções ou

tabelas. O processo de identificação basicamente resume-se à coleta de pontos da função que representa o modelo, baseada em dados de entrada e saída. Como exemplo da medição da resposta ao degrau, seja o sistema contínuo dado em (2.8):

$$Y(s) = G(s)U(s) \quad (2.8)$$

Aplicando-se a este sistema a forma de onda mostrada na Figura 2.1, tem-se:

$$Y(s) = G(s) [U_1(s) - U_2(s)] \quad (2.9)$$

onde u_1 e u_2 são dois degraus unitários ponderados por k e defasados de T . As transformadas de Laplace de u_1 e u_2 são dadas por: $u_1(s) = k/s$ e $u_2(s) = ke^{-sT}/s$, respectivamente. Substituindo as expressões de $U_1(s)$ e $U_2(s)$ em (2.9):

$$Y(s) = k \left[\frac{G(s)}{s} - \frac{e^{-sT}G(s)}{s} \right] \quad (2.10)$$

Aplicando-se a transformada inversa de Laplace em (2.10)

$$y(t) = kh(t) - kh(t - T) \quad (2.11)$$

que pode ser escrita como

$$h(t) = \frac{y(t)}{k} + h(t - T)$$

onde $h(t)$ é a resposta ao degrau do sistema. Portanto, a partir de medições da saída do sistema $y(t)$, consegue-se determinar a resposta ao degrau do modelo.

Após ter obtido os dados de resposta do sistema, no domínio do tempo ou da frequência, pode-se determinar os modelos paramétricos equivalentes na forma de função de transferência. Vários métodos para a obtenção de funções de transferência a partir de formas não-paramétricas são reportados em [23]. Como exemplo, observa-se que alguns parâmetros da função de transferência de um sistema de segunda ordem estão diretamente relacionados a determinadas características de sua resposta ao degrau, como o sobre sinal máximo (overshoot). Esses métodos de identificação de sistemas contínuos via formas não-paramétricas são classificados em [22] como métodos indiretos: numa primeira etapa as formas não-paramétricas são determinadas e numa segunda os parâmetros do modelo equivalente são obtidos.

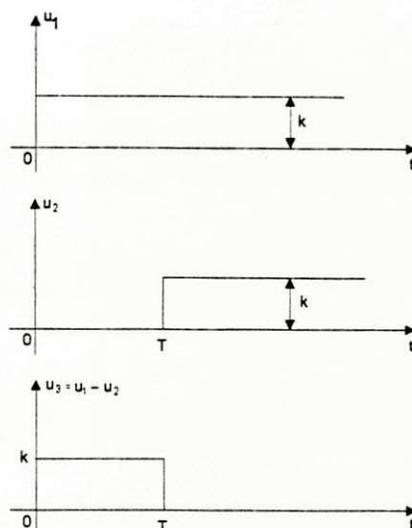


Figura 2.1: Composição de dois degraus unitários para formar uma função pulso

2.2.2 Modelos paramétricos

Para os modelos paramétricos não-lineares geralmente procede-se na obtenção de modelos lineares aproximados. Quando isso não é possível desenvolve-se um modelo não-linear adequado. As técnicas de identificação de sistemas não-lineares ainda não atingiram o mesmo grau de maturidade que as técnicas usadas em sistemas lineares. A principal razão disso é a complexidade dos modelos não-lineares. Particularmente, para o caso das máquinas assíncronas consegue-se, com modelos não-lineares, estimar todos os parâmetros do circuito equivalente, porém a custo de uma elevada carga computacional [12].

Já os modelos lineares de regime permanente são mais simples, o que diminui o esforço computacional [10],[11], além de não necessitarem das derivadas dos sinais medidos. Porém, estes modelos apresentam a desvantagem de necessitarem de vários pontos de operação da máquina, quando se considera alimentação senoidal, para que todos os parâmetros sejam estimados.

Com os modelos dinâmicos discretos consegue-se estimar os parâmetros contínuos de uma maneira indireta (Figura 2.2). Num primeiro estágio estimam-se os parâmetros

discretos e depois determinam-se os parâmetros contínuos através de transformações entre os domínios discreto e contínuo. Como exemplo de tais transformações citam-se: a transformação de Tustin [22]; uma aproximação de primeira ordem para a matriz de transição de estados [24]; aproximações de modelos contínuos via modelos discretos em δ conforme será mostrado neste trabalho. Em [25] várias transformações entre os sistemas discretos e contínuos são discutidas e uma comparação entre elas é feita. A transformação bilinear é sugerida para um grande número de situações práticas.

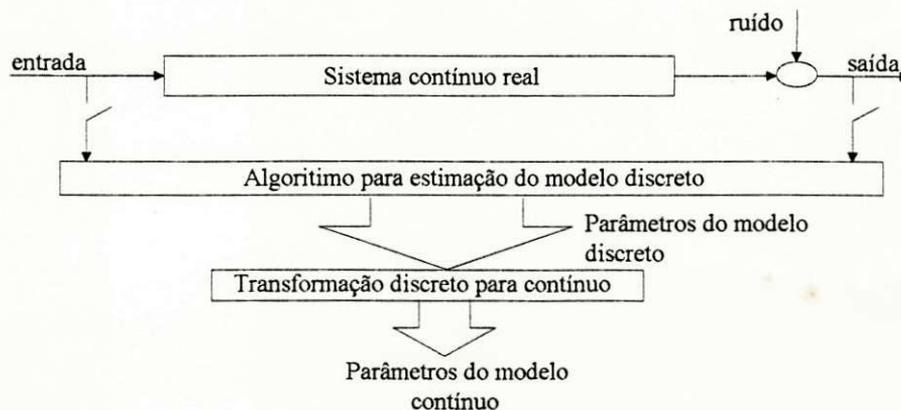


Figura 2.2: Identificação de sistemas contínuos via modelos discretos

A partir dos modelos dinâmicos contínuos consegue-se estimar os parâmetros contínuos de uma maneira direta. Neste esquema é definida uma função de custo (geralmente função de um erro) que deve ser minimizada em relação aos parâmetros do modelo de estrutura conhecida, como mostra a Figura 2.3. Dependendo de como o modelo do erro é definido tem-se basicamente [21],[23]:

- OE (output error): os parâmetros são escolhidos de modo a minimizar uma norma ou medida adequada do erro entre a saída do modelo e a saída do sistema a ser identificado, conforme mostra a Figura 2.4a;
- EE (equation error): os parâmetros são determinados a partir das equações de entrada e saída do sistema (Figura 2.4b);

- Métodos estocásticos (também chamados métodos de erro de predição (PE) [21]), que podem ser na formulação OE (Figura 2.4c) ou EE (Figura 2.4d), método da máxima verossimilhança e métodos Bayesianos. Nos métodos PE na formulação OE o erro é definido como $\varepsilon(t) = y(t) - \hat{y}(t)$, onde $\hat{y}(t)$ é a melhor predição de $y(t)$ dado o conhecimento dos parâmetros recentemente estimados. Esses métodos são mais complexos que os OE e EE equivalentes. Isso se deve a estimação dos parâmetros do filtro do ruído ($G_n(\gamma)$ nas Figura 2.4c e d).

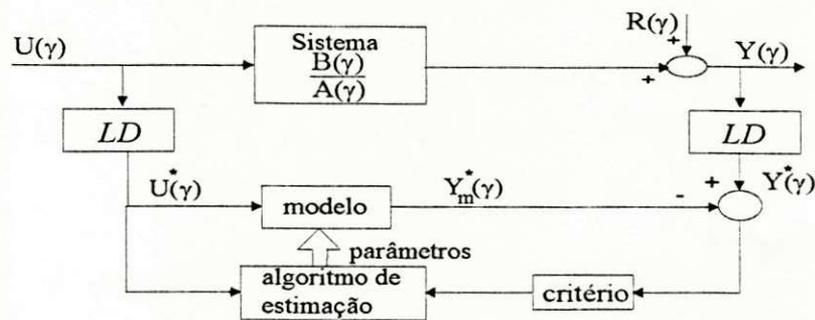


Figura 2.3: Esquema de estimação de parâmetros de sistemas lineares contínuos

Uma classe de identificação baseada na formulação OE, denominada SRAM (Sistemas adaptativos por modelo de referência) foi bastante influenciada pelos trabalhos de Landau [26] sobre modelos de referência (MRAS). A idéia básica é determinar um mecanismo de ajuste que minimize a discrepância entre duas unidades, uma que serve de modelo para a outra seguir. Nesses métodos, o modelo de referência é o sistema real e o ajuste é feito nos parâmetros do modelo que segue a unidade de referência, como mostra a Figura 2.5. Essas técnicas podem ser classificadas de acordo com:

- estrutura: conforme a disposição do modelo de ajuste em relação ao modelo de referência esses esquemas podem ser classificados como: i) paralelo (Figura 2.5a); ii) série (Figura 2.5b) e iii) série-paralelo (Figura 2.5c).
- métodos de projeto: basicamente o mecanismo de ajuste é dado por [20],[22],[26]:

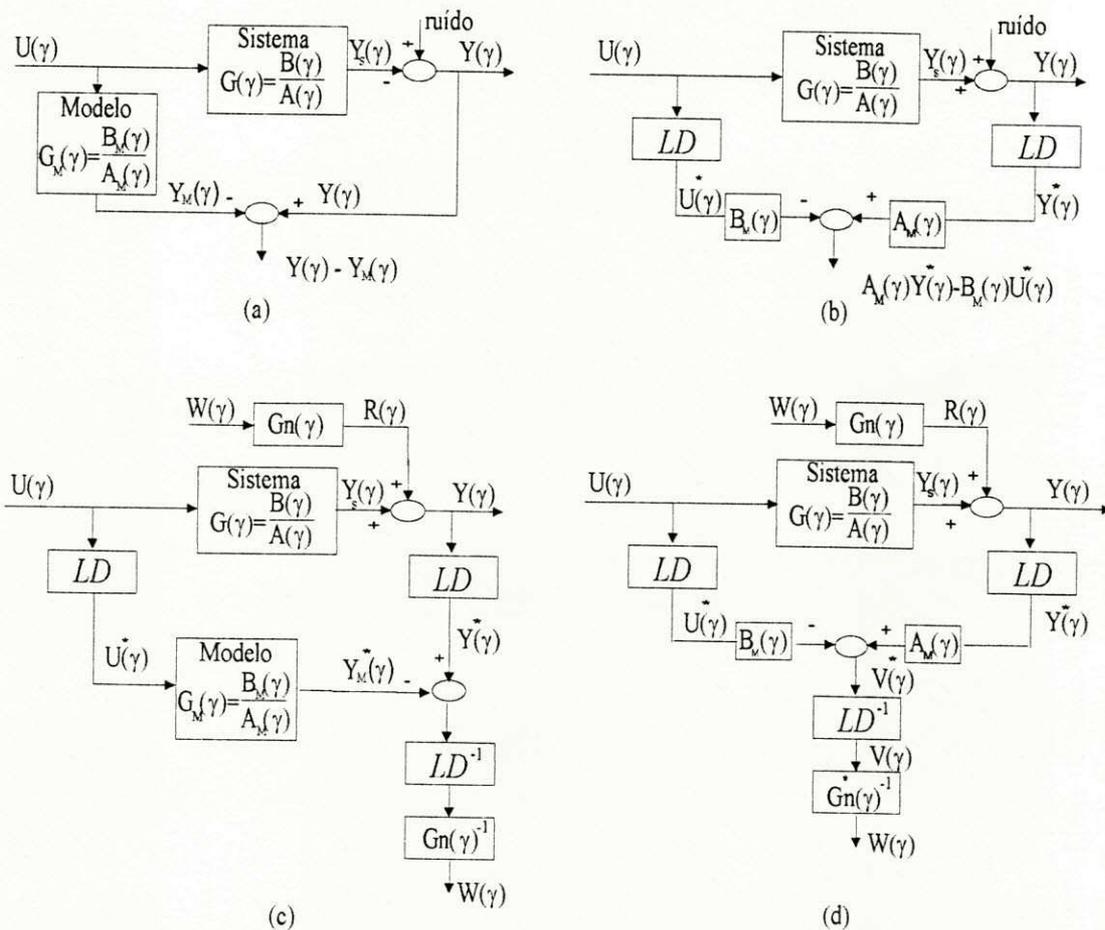


Figura 2.4: a) OE; b) EE; c) PE no contexto OE; d) PE no contexto EE

- método do gradiente (minimização local);
- segundo método de Liapunov;
- método de projeto por hiperestabilidade.

Em [27] é apresentado um método para identificação da resistência rotórica da máquina assíncrona baseado em modelos de referência na configuração em paralelo, e em [28] são apresentados vários modelos para identificação de parâmetros e velocidade da máquina assíncrona baseados nos mesmos princípios.

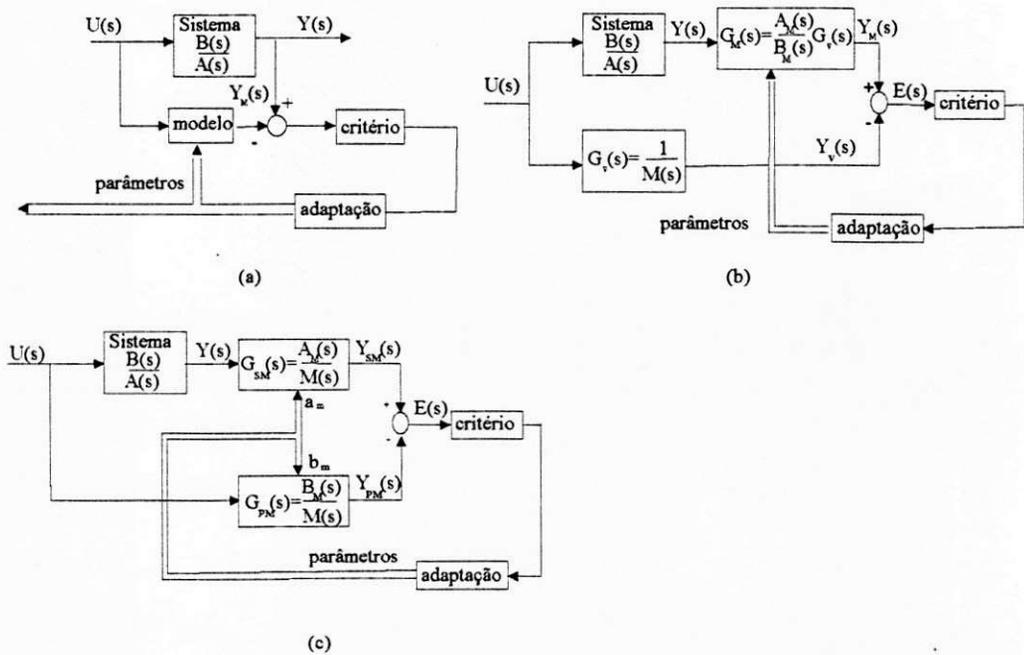


Figura 2.5: Esquemas para identificação baseada em modelos adaptativos: a) paralelo; b) série; c) série-paralelo.

Nas técnicas utilizadas para a estimação de parâmetros de modelos dinâmicos contínuos e discretos no operador δ geralmente necessita-se do conhecimento das derivadas dos sinais medidos. Para evitar diferenciação direta desses sinais utiliza-se operadores lineares, representados por LD nas Figuras 2.3 e 2.4. Portanto, o processo de identificação pode ser dividido em duas etapas [23], como mostra a Figura 2.6:

- na primeira etapa as equações que descrevem o comportamento dinâmico dos modelos são formuladas. Nesta etapa é que são manipulados os sinais de modo a evitar-se a necessidade de diferenciação dos mesmos.
- a segunda etapa corresponde a estimação de parâmetros propriamente dita.

Depois da primeira etapa, onde manipulam-se os sinais, a segunda etapa é basicamente a mesma tanto para os sistemas contínuos como para os discretos.

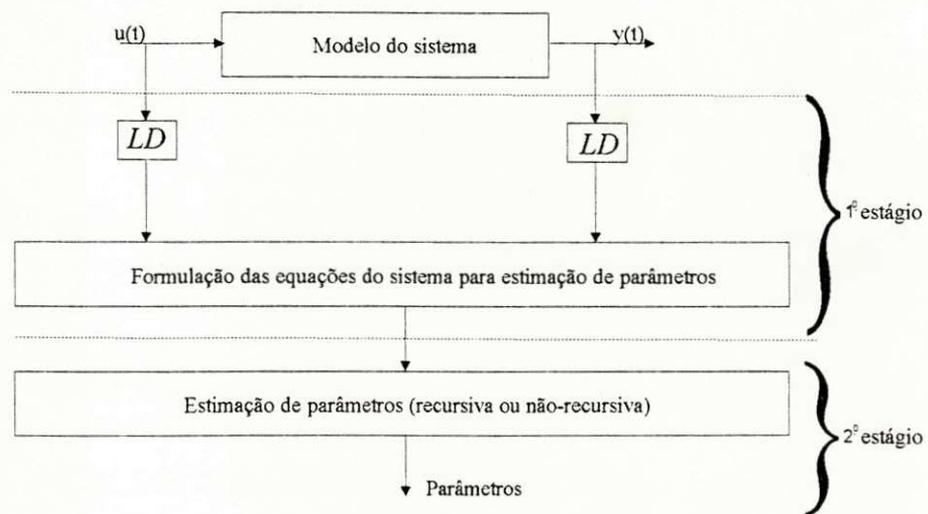


Figura 2.6: Estimação de parâmetros em sistemas contínuos

2.2.3 Métodos de obtenção das derivadas dos sinais

Seja o modelo dinâmico linear representado pela seguinte equação:

$$\sum_{i=0}^n a_i \rho^i y(t) = \sum_{i=0}^m b_i \rho^i u(t) \quad (2.12)$$

onde $m < n$. Para estimar os parâmetros desse modelo necessita-se do conhecimento das derivadas de $y(t)$ e $u(t)$ (ver (2.7)), o que de modo geral não é disponível na prática. Porém, pode-se aplicar um operador linear LD a ambos os lados de (2.12),

transformando os sinais de derivadas em valores mensuráveis $y_i^*(t)$ e $u_i^*(t)$. Portanto, (2.12) pode ser transformada em

$$\sum_{i=0}^n a_i y_i^*(t) = \sum_{i=0}^m b_i u_i^*(t) \quad (2.13)$$

onde

$$y_i^*(t) = LD \{ \rho^i y(t) \} \quad (2.14)$$

e

$$u_i^*(t) = LD \{ \rho^i u(t) \} \quad (2.15)$$

Em [23] as várias formas de realização do operador LD são classificadas como:

- Métodos das funções ou funções modulantes
 - que podem ser de uma ou duas dimensões
- Filtros lineares
 - Filtros de variáveis de estado (SVF)
 - Cadeia de integradores
 - Momentos funcionais de Poisson (PMF)
- Caracterização espectral dos sinais
 - Fourier
 - Funções base constante por partes (PCBF)
 - * Funções de Walsh (WF)
 - * Funções bloco de pulsos (BPF)
 - * Funções de Haar (HF)
 - * Funções de Rademacher (RF)
 - Polinômios ortogonais

- * Jacobi
- * Chebyshev
- * Legendre
- * Laguerre
- * Sistemas de Hermite

Filtros Lineares

Nas técnicas caracterizadas como filtros lineares os sinais de entrada e saída do processo são operados através de filtros lineares. Quando estão em forma de cadeia, com estágios idênticos, cada estágio com função de transferência da forma $\frac{1}{s+\lambda}$, $\lambda > 0$, a técnica resultante é chamada de momento funcional de Poisson (PMF). Quando $\lambda = 1$, tem-se os filtros de variáveis de estado (SVF) e quando $\lambda = 0$, as cadeias de integradores [23]. Como nesse trabalho utiliza-se filtros de variável de estado, somente esta técnica será descrita. Maiores informações sobre as outras técnicas podem ser encontradas em [22],[23].

No método onde utilizam-se filtros de variáveis de estado [21],[22],[29],[30],[31], os sinais de entrada e saída do processo são filtrados como mostra a Figura 2.7

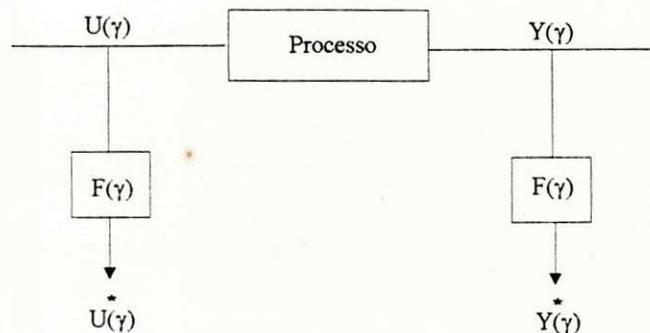


Figura 2.7: Princípio de estimação de parâmetros utilizando filtros lineares.

onde a função de transferência do filtro é dada por[30]

$$F(\gamma) = \frac{w_n^i}{(\gamma + w_n)^i} = \frac{b_f}{\gamma^i + f_1\gamma^{i-1} + f_2\gamma^{i-2} + \dots + f_i} \quad (2.16)$$

A representação em espaço de estado na forma de controlador [16] é

$$\begin{aligned} \rho x(t) &= A_f x(t) + B_f u(t) \\ y(t) &= C_f x(t) \end{aligned} \quad (2.17)$$

onde

$$A_f = \begin{bmatrix} -f_1 & -f_2 & \dots & -f_i \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \dots & \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_f = \begin{bmatrix} b_f \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C_f = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Na Figura 2.8 é mostrada a implementação da função de transferência do filtro representado em espaço de estados (2.17).

Na escolha dos parâmetros do filtro de variáveis de estado (SVF) tem-se dois graus de liberdade [32]: um é a escolha da ordem do filtro $i \geq n$, onde i é a ordem do filtro e n é a ordem do sistema; e o outro é a escolha dos parâmetros f_i . A escolha dos parâmetros do filtro deve ser feita de modo que o algoritmo de estimação identifique os parâmetros do modelo na faixa de frequência em que a magnitude de $F(j\omega)$ é alta. Logo, para processos passa-baixa, o filtro deve ter frequência de corte de mesma ordem de grandeza da frequência de corte do sistema [30],[32]. Desta forma, o filtro atenuará o ruído que estiver na faixa de frequência bem maior que a sua frequência de corte e preservará a faixa de frequência de interesse, como mostra a Figura 2.9. Um outro

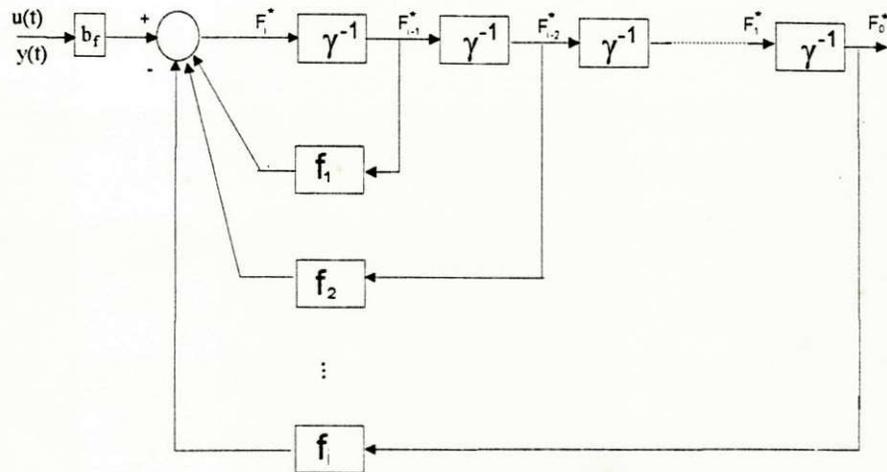


Figura 2.8: Implementação do filtro de variáveis de estado.

aspecto a observar é que os sinais não devem perder a persistência após a passagem pelo filtro, ou seja, se um sinal $u(t)$ é persistente de ordem k , o sinal filtrado $u^*(t)$ também deve ser persistente de mesma ordem. Em [30] é mostrado que se o espectro do filtro F não é nulo nas frequências onde o espectro do sinal $u(t)$ está concentrado, então o sinal não perde a persistência. Porém, o tempo de convergência e o transitório de estimação dependem bastante da escolha do filtro F .

Esta técnica é interessante para estimação *on-line*, uma vez que consegue-se medir os sinais diretamente do filtro sem necessidade de nenhum cálculo adicional.

2.2.4 Métodos de estimação de parâmetros

Referindo-se à Figura 2.6, os esquemas de estimação de parâmetros correspondem à segunda etapa do procedimento de identificação. Estes esquemas classificam-se basicamente pela forma de representação da função de transferência $G_n(\gamma)$ do ruído.

Seja o modelo genérico mostrado em (2.1). A parte estocástica desse modelo pode ser representada pela seguinte função de transferência:

$$G_n(\gamma) = \frac{R(\gamma)}{W(\gamma)} \tag{2.18}$$

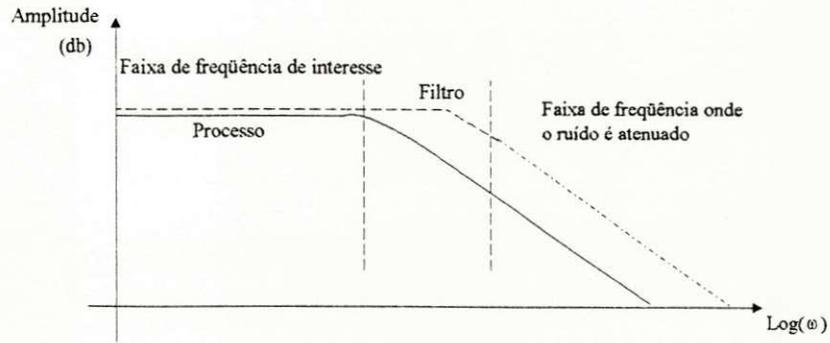


Figura 2.9: Resposta em frequência do processo e SVF.

onde $r(t) = T^{-1} \{R(\gamma)\}$ é devido ao ruído branco $w(t) = T^{-1} \{W(\gamma)\}$.

Então, o modelo completo do sistema (com ruído) é representado na Figura 2.10. A saída deste sistema é dada por:

$$Y^*(\gamma) = Y_m^*(\gamma) + R^*(\gamma) = Y_m^*(\gamma) + G_n(\gamma)W^*(\gamma) \quad (2.19)$$

onde o sinal $W(\gamma)$ em (2.20) é interpretado como o modelo de erro de saída (OE), como mostrado na Figura 2.4c.

$$W(\gamma) = (LD^{-1}) G_n^{-1}(\gamma) [Y^*(\gamma) - Y_m^*(\gamma)] \quad (2.20)$$

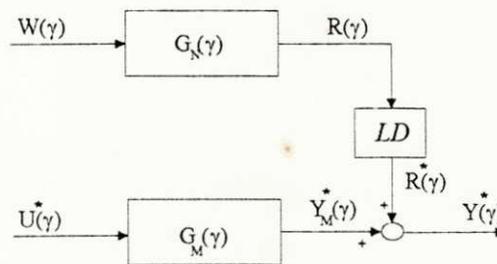


Figura 2.10: Modelo completo do sistema com ruído.

Enquanto a parte determinística do modelo pode ser identificada por

$$G_m(\gamma) = B_m(\gamma)/A_m(\gamma) = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} b_i \gamma^i}{1 + \sum_{i=1}^n a_i \gamma^i} \quad (2.21)$$

existem várias possibilidades para a parte estocástica $G_n(\gamma)$. Se

$$G_n(\gamma) = \frac{1}{A(\gamma)} G_n^*(\gamma) \quad (2.22)$$

então (2.1) pode ser reescrita como

$$Y(\gamma) = \frac{B(\gamma)}{A(\gamma)} U(\gamma) + \frac{1}{A(\gamma)} G_n^*(\gamma) W(\gamma) \quad (2.23)$$

ou

$$Y(\gamma)A(\gamma) - B(\gamma)U(\gamma) = G_n^*(\gamma)W(\gamma) = V(\gamma) \quad (2.24)$$

onde $V(\gamma)$ é um ruído colorido. A equação (2.24) corresponde ao modelo PE da Figura 2.4d.

Aplicando-se a transformada inversa generalizada em (2.24) tem-se

$$y(t) + \sum_{i=1}^n a_i \rho^i y(t) - \sum_{i=0}^{n-1} b_i \rho^i u(t) = v(t) \quad (2.25)$$

Em (2.25) a expressão de $v(t)$ depende da forma escolhida para $G_n^*(\gamma)$. Na sua forma genérica $G_n^*(\gamma)$ é dada por

$$G_n^*(\gamma) = \frac{D(\gamma)}{C(\gamma)} \quad (2.26)$$

onde $C(\gamma) = 1 + \sum_{j=1}^n c_j \gamma^j$, e $D(\gamma) = 1 + \sum_{j=0}^{n-1} d_j \gamma^j$. Então $V(\gamma)$ pode ser escrito como

$$V(\gamma) = \frac{1 + \sum_{j=1}^{n-1} d_j \gamma^j}{1 + \sum_{j=1}^n c_j \gamma^j} W(\gamma) \quad (2.27)$$

Aplicando-se a transformada inversa generalizada em (2.27), tem-se

$$v(t) = - \sum_{j=1}^n c_j \rho^j v(t) + \sum_{j=1}^{n-1} d_j \rho^j w(t) + w(t) \quad (2.28)$$

Substituindo (2.28) em (2.25)

$$y(t) + \sum_{i=1}^n a_i \rho^i y(t) - \sum_{i=0}^{n-1} b_i \rho^i u(t) = - \sum_{j=1}^n c_j \rho^j v(t) + \sum_{j=1}^{n-1} d_j \rho^j w(t) + w(t) \quad (2.29)$$

e aplicando o operador LD em (2.29), tem-se

$$y^*(t) + \sum_{i=1}^n a_i y_i^*(t) - \sum_{i=0}^{n-1} b_i u_i^*(t) = - \sum_{j=1}^n c_j v_j^*(t) + \sum_{j=1}^{n-1} d_j w_j^*(t) + w^*(t) \quad (2.30)$$

onde t corresponde a um instante de medição, $y_i^*(t)$ e $u_i^*(t)$ ($y^*(t) = LD \{y(t)\}$ e $u^*(t) = LD \{u(t)\}$) são dados de acordo com (2.14) e (2.15), respectivamente, e $v_j^*(t)$ e $w_j^*(t)$ são dados por

$$v_j^*(t) = LD \{ \rho^j v(t) \} \quad (2.31)$$

e

$$w_j^*(t) = LD \{ \rho^j w(t) \}, \quad w^*(t) = LD \{ w(t) \} \quad (2.32)$$

A equação (2.30) pode ser reescrita da seguinte forma

$$y^*(t) = \varphi^T(t) \theta + w^*(t) \quad (2.33)$$

onde o vetor de medição $\varphi(t)$ é dado por

$$\varphi(t) = [-y_1^*(t) \quad -y_2^*(t) \quad \dots \quad -y_n^*(t) \quad u^*(t) \quad u_1^*(t) \quad \dots \quad u_{n-1}^*(t) \\ w_1^*(t) \quad w_2^*(t) \quad \dots \quad w_{n-1}^*(t) \quad -v_1^*(t) \quad -v_2^*(t) \quad \dots \quad -v_n^*(t)]^T \quad (2.34)$$

e o vetor de parâmetros θ é

$$\theta = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_n \quad b_0 \quad b_1 \quad \dots \quad b_{n-1} \quad d_1 \quad d_2 \quad \dots \quad d_{n-1} \quad c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_n]^T \quad (2.35)$$

Para um conjunto de pontos de medições $t = 1, 2, \dots, N$, a equação (2.33) pode ser colocada na seguinte forma

$$Y_N^* = \Phi(t) \theta + W_N^* \quad (2.36)$$

onde

$$Y_N^* = [y^*(1) \ y^*(2) \ \dots \ y^*(N)]^T \quad (2.37)$$

$$W_N^* = [w^*(1) \ w^*(2) \ \dots \ w^*(N)]^T \quad (2.38)$$

$$\Phi(t) = \begin{bmatrix} \varphi^T(1) \\ \vdots \\ \varphi^T(N) \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

A matriz $\Phi(t)$ e o vetor θ variam de acordo com as estruturas adotadas para $G_n^*(\gamma)$, que podem ser: I , $1/C$, D , e D/C .

Mínimos Quadrados

Para o caso em que $G_n^*(\gamma) = I$, tem-se o modelo que para o caso discreto é chamado ARX. Neste modelo, o vetor paramétrico e o vetor de medição são dados por:

$$\theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n \ b_0 \ b_1 \ \dots \ b_{n-1}]^T \quad (2.40)$$

$$\varphi(t) = [-y_1^*(t) \ -y_2^*(t) \ \dots \ -y_n^*(t) \ u^*(t) \ u_1^*(t) \ \dots \ u_{n-1}^*(t)]^T \quad (2.41)$$

O problema de estimação é encontrar um vetor paramétrico $\hat{\theta}$ de modo que o erro entre o vetor de medições Y_N^* e $\Phi(t)\theta$ seja minimizado segundo um critério pré-estabelecido. Normalmente, o critério utilizado é a minimização da soma do erro quadrático médio [19]. Para esse propósito a função de custo $J_N(\theta)$ é definida como

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{1}{2} w^{*2}(t) = \frac{1}{N} \frac{1}{2} W_N^{*T}(t) W_N^*(t) \quad (2.42)$$

onde W_N^* é definido em (2.36) e pode ser escrito como

$$W_N^* = Y_N^* - \Phi(t)\theta \quad (2.43)$$

Inserindo (2.43) em (2.42), tem-se

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \frac{1}{2} [Y_N^* - \Phi(t)\theta]^T [Y_N^* - \Phi(t)\theta] \quad (2.44)$$

Tomando a derivada parcial de (2.44) em relação a θ e igualando a zero tem-se o mínimo de $J_N(\theta)$, ou seja,

$$\frac{\partial J_N(\theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\hat{\theta}} = -\Phi(t)^T Y_N^* + \Phi(t)^T \Phi(t) \hat{\theta} = 0 \quad (2.45)$$

Então, o vetor $\hat{\theta}$ que minimiza $J_N(\theta)$ é dado por

$$\hat{\theta}_N^{LS} = \arg \min J_N(\theta) = [R(N)]^{-1} f(N) \quad (2.46)$$

onde

$$R(N) = \Phi(t)^T \Phi(t) \quad (2.47)$$

e

$$f(N) = \Phi(t)^T Y_N^*(t) \quad (2.48)$$

O mínimo de $J_N(\theta)$ é encontrado desde que a inversa de $R(N)$ exista, o que é garantido pela persistência do sinal de excitação.

Se N é suficientemente grande ($N \rightarrow \infty$), a matriz $R(N)$ pode ser aproximada por

$$R(N) \simeq N \begin{bmatrix} R_{y_1^* y_1^*} & \dots & R_{y_1^* y_n^*} & -R_{u^* y_1^*} & \dots & -R_{u^*_{n-1} y_1^*} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{y_1^* y_n^*} & \dots & R_{y_n^* y_n^*} & -R_{u^*_{n-1} y_1^*} & \dots & -R_{u^*_{n-1} y_n^*} \\ -R_{u^* y_1^*} & \dots & -R_{u^*_{n-1} y_1^*} & R_{u^* u^*} & \dots & R_{u^* u^*_{n-1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -R_{u^*_{n-1} y_1^*} & \dots & -R_{u^*_{n-1} y_n^*} & R_{u^* u^*_{n-1}} & \dots & R_{u^*_{n-1} u^*_{n-1}} \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

onde as funções de correlação são definidas como

$$R_{y_i^* y_j^*} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N y_i^*(t) y_j^*(t), \quad i, j = 1, \dots, n \quad (2.50)$$

$$R_{u_i^* u_j^*} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N u_i^*(t) u_j^*(t), \quad i, j = 0, \dots, n-1 \quad (2.51)$$

$$R_{u_i^* y_j^*} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N u_i^*(t) y_j^*(t), \quad \begin{cases} i = 0, \dots, n-1 \\ j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (2.52)$$

Propriedades assintóticas da estimativa utilizando-se o método dos mínimos quadrados

Para investigar as propriedades dos mínimos quadrados, suponha que o vetor de medições tenha sido gerado por (2.36). Suponha também que $w(t)$ é uma seqüência de variáveis aleatórias com média nula e variância λ_0 . Então, pode-se destacar três propriedades básicas do método dos mínimos quadrados:

- convergência

Considere que o vetor paramétrico estimado é dado por (2.46). Substituindo (2.36) nesta equação tem-se

$$\hat{\theta}_N = [\Phi(t)^T \Phi(t)]^{-1} \Phi(t)^T [\Phi(t)\theta + W_N^*] = \theta + \tilde{\theta} \quad (2.53)$$

onde

$$\tilde{\theta} = [\Phi(t)^T \Phi(t)]^{-1} \Phi(t)^T W_N^* = \left[\sum_{t=1}^N \varphi(t) \varphi^T(t) \right]^{-1} \sum_{t=1}^N \varphi(t) w^*(t) \quad (2.54)$$

é o desvio na estimativa de $\hat{\theta}_N$ em relação ao vetor de parâmetros verdadeiro θ . Se $N \rightarrow \infty$, então, $\tilde{\theta}$ tende para

$$\tilde{\theta} = R(N)^{-1} R_{\varphi w} \quad (2.55)$$

onde $R_{\varphi w}$ é a função de correlação entre as medições e o ruído.

Se $R(N)$ é inversível (que corresponde ao sinal de entrada ser persistente) e $R_{\varphi w} = 0$ (que corresponde ao ruído ser independente das medições), então $\hat{\theta}_N \rightarrow \theta$.

- variância

A variância da estimação é dada por

$$E\tilde{\theta}\tilde{\theta}^T = E \left\{ [\Phi(t)^T \Phi(t)]^{-1} \Phi(t)^T W_N^* W_N^{*T} \Phi(t) [\Phi(t)^T \Phi(t)]^{-1} \right\} = R(N)^{-1} E \{ W_N^* W_N^{*T} \} \Phi(t)^T \Phi(t) [\Phi(t)^T \Phi(t)]^{-1} \quad (2.56)$$

Se a variância do ruído é λ_0 , então λ_0^* , a variância de sua medida, é menor [23]. Substituindo a variância de W_N^* em (2.56) tem-se a matriz de covariância P_N :

$$P_N = \lambda_0^* R(N)^{-1} = \lambda_0^* [\Phi(t)^T \Phi(t)]^{-1} \quad (2.57)$$

Sabendo-se que $\Phi(t)$ é o gradiente de Y_N^* em relação a θ , a precisão de um certo parâmetro está relacionada a quanto Y_N^* é sensível com respeito a este determinado parâmetro [19]. Portanto, quanto mais um parâmetro afeta Y_N^* , mais fácil será determiná-lo.

- distribuição das estimativas

Em [19] é mostrado que se $w(t)$ tem uma distribuição normal, então, a distribuição do desvio entre o valor estimado $\hat{\theta}$ e o valor real θ do vetor paramétrico é dada por

$$\hat{\theta} - \theta \in \mathcal{N}(0, P_N) \quad (2.58)$$

onde \mathcal{N} significa distribuição normal. Para o i -ésimo componente do vetor paramétrico, tem-se

$$\hat{\theta}^i - \theta^i \in \mathcal{N}(0, P_N^{ii}) \quad (2.59)$$

onde P_N^{ii} indica o i -ésimo elemento da diagonal principal de P_N .

Mínimos quadrados recursivo

A estimação dos mínimos quadrados dada em (2.46) tem a desvantagem de que para calcular $\hat{\theta}$ é necessário N pares de medições de $u^*(t)$ e $y^*(t)$. Quando um novo par de medições está disponível, as matrizes $R(N)$ e $f(N)$ devem ser calculadas novamente com a inclusão do novo par de medições, e uma nova inversão de $R(N)$ deve ser feita.

Estes cálculos podem ser evitados através da forma recursiva do algoritmo. É mostrado em [33] que a forma recursiva dos mínimos quadrados é dada por

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t)[y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)] \quad (2.60)$$

onde

$$L(t) = \frac{P(t-1)\varphi(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \quad (2.61)$$

$$P(t) = [P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)}] / \lambda(t) \quad (2.62)$$

Em (2.60) a estimação $\hat{\theta}(t)$ é obtida adicionando-se um termo de correção à estimação prévia $\hat{\theta}(t-1)$. O termo de correção é proporcional a $y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)$, onde o último termo pode ser considerado a previsão de $y(t)$ dada a estimação $\hat{\theta}(t-1)$. O valor $L(t)$ é que determina como a correção e a estimação prévia devem ser combinadas. $P(t)$ é a matriz de covariância associada ao erro de estimação ($P(0) = 1/\epsilon$, $\epsilon \ll 1$) e $\lambda(t)$ é o fator de esquecimento. A versão MIMO (múltipla entrada - múltipla saída) deste algoritmo é dada pelas seguintes equações

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \Gamma(t)\hat{\theta}(t-1)] \quad (2.63)$$

com

$$K(t) = P(t-1)\Gamma^T(t)[\lambda(t)I_m + \Gamma(t)P(t-1)\Gamma^T(t)]^{-1} \quad (2.64)$$

$$P(t) = [P(t-1) - K(t)\Gamma(t)P(t-1)] / \lambda(t) \quad (2.65)$$

onde $\hat{\theta}(t)$ é o vetor de parâmetros estimado, $K(t)_{[n,m]}$ é a matriz de ganho, $P(t)_{[n,m]}$ é a matriz de covariância associada ao erro de estimação e I_m é a matriz identidade de ordem m .

2.3 Conclusão

Considerou-se neste capítulo o problema de identificação de sistemas. Especial atenção foi dada a estimação de parâmetros. Os vários modelos de estimação de parâmetros

de sistemas contínuos foram mostrados. O problema de obtenção das derivadas dos sinais foi abordado. A estimação caracterizou-se por duas etapas: uma primeira onde manipulam-se os sinais para evitar o problema de diferenciação e uma segunda onde é feita a estimação propriamente dita. Dentre as técnicas empregadas para a obtenção das derivadas dos sinais medidos, descreveu-se a dos filtros lineares. Os métodos de estimação classificam-se pela forma de representação da função de transferência do ruído. O método dos mínimos quadrados foi desenvolvido na sua forma não-recursiva e mostrado na forma recursiva. As propriedades de convergência, variância e distribuição das estimativas utilizando o algoritmo dos mínimos quadrados foram discutidas.

Capítulo 3

Modelos de Estimação

3.1 Introdução

A estimação de parâmetros é uma das tarefas mais importantes no projeto de acionamento de máquinas assíncronas de alto desempenho. Este fato é confirmado pela existência de inúmeros trabalhos que tratam da estimação de parâmetros da máquina assíncrona [7],[8],[11],[13],[34],[35].

Em alguns trabalhos recentes [13],[35] o problema de estimação de parâmetros da máquina assíncrona foi tratado através do modelo dinâmico da máquina e empregando medições das tensões e correntes estatóricas.

Jacobina [35] empregou o modelo discreto em z para a estimação dos parâmetros da máquina. Vélez-Reyes [13] utilizou o modelo contínuo. Em [35] a estimação baseou-se na medição somente das correntes e tensões estatóricas, porém em [13] necessitou-se das medições das derivadas das correntes e tensões estatóricas. Isso foi conseguido através de filtros de variáveis de estado analógicos, que aumentaram o *hardware* do sistema.

O uso de modelos discretos [35] é interessante, pois os sistemas de acionamento modernos são controlados digitalmente e o projeto de controladores pode ser feito diretamente do modelo discreto da máquina. Contudo, os modelos discretos na

transformada- z não convergem para o seu contínuo equivalente à medida que o período de amostragem diminui.

Neste Capítulo, a estimação de parâmetros do modelo dinâmico da máquina assíncrona é formulada no operador δ ou sua equivalente transformada- γ [36]. No Capítulo 2 foi mostrado que o uso da transformada- γ unifica a modelagem de sistemas contínuos e discretos. Além disso, os modelos em δ são numericamente melhores condicionados que os modelos em q , e convergem para o seu contínuo equivalente à medida que o período de amostragem diminui [15].

O problema de conhecimento das quantidades $\delta^2 i_{sd}$, $\delta^2 i_{sq}$, δi_{sd} , δi_{sq} , δv_{sd} , δv_{sq} é evitado utilizando-se filtros de variáveis de estado. Esses filtros foram sugeridos em [21] na forma contínua e utilizados em [37] na forma discreta no operador q . Aqui eles são implementados na forma discreta em δ . Com os filtros discretos evita-se o aumento do *hardware* do sistema de acionamento.

3.2 Modelo da máquina assíncrona

A máquina assíncrona, suposta simétrica trifásica, com distribuição senoidal de fluxo, sem saturação e enrolamentos em estrela não conectados, pode ser representada por uma máquina de indução bifásica dq equivalente, segundo um par de eixos dq arbitrário (Figura 3.1). As variáveis bifásica dq podem ser ainda representadas por seus vetores resultantes. As equações vetoriais características da máquina assíncrona segundo um referencial dq qualquer, indicado pelo expoente g , podem ser escritas como [38]

- equações elétricas

$$v_s^g = r_s i_s^g + \frac{d\phi_s^g}{dt} + j\omega_g \phi_s^g \quad (3.1)$$

$$0 = r_r i_r^g + \frac{d\phi_r^g}{dt} + j(\omega_g - \omega_m) \phi_r^g \quad (3.2)$$

$$\phi_s^g = l_s i_s^g + l_m i_r^g \quad (3.3)$$

$$\phi_r^g = l_m i_s^g + l_r i_r^g \quad (3.4)$$

- equações mecânicas

$$c_e = Pl_m Im (i_s^g (i_r^g)^*) \quad (3.5)$$

$$P (c_e - c_m) = J \frac{d\omega_m}{dt} + K_f \omega_m \quad (3.6)$$

$$\frac{d\theta}{dt} = \omega_m \quad (3.7)$$

Onde as variáveis $v_s^g = v_{sd}^g + jv_{sq}^g$, $i_s^g = i_{sd}^g + ji_{sq}^g$, $\phi_s^g = \phi_{sd}^g + j\phi_{sq}^g$, são os vetores tensão, corrente e fluxo do estator respectivamente (os vetores do rotor são obtidos trocando-se os índices s por r); ω_m , ω_g , θ representam a velocidade angular da máquina, a velocidade angular dos eixos dq e o ângulo elétrico de posição rotórica; c_e , c_m são os conjugados eletromagnético e mecânico. Os parâmetros são: l_s , l_r , l_m , indutâncias próprias e mútuas do estator e rotor; r_s , r_r resistências do estator e do rotor; J , K_f , P momento de inércia, coeficiente de atrito e pares de pólos. Com Im indicando a parte imaginária e o expoente "*" significando o complexo conjugado.

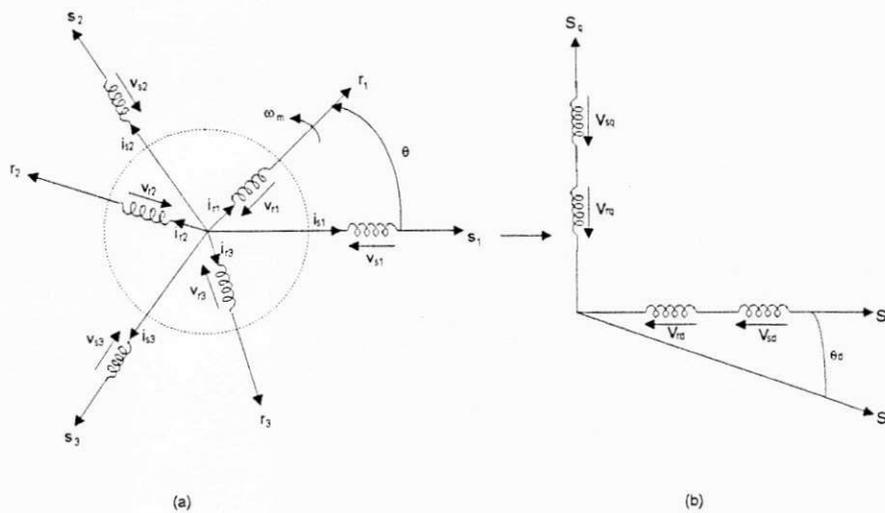


Figura 3.1: Representação da máquina assíncrona: a) trifásica; b) em componentes dq

3.2.1 Modelo da máquina no espaço de estados

As equações elétricas e mecânicas da máquina (3.1-3.7) constituem um sistema não-linear. Porém, em [39] é mostrado que para a maioria das máquinas elétricas as constantes de tempo rápidas estão associadas ao subsistema elétrico, enquanto que as constantes de tempo lentas estão associadas ao subsistema mecânico. A implicação disto é que, para a maioria das máquinas elétricas, a velocidade rotórica permanece quase constante durante intervalos de tempo suficientes para caracterizar a dinâmica das variáveis elétricas, visto que eles são bem menores que a constante de tempo mecânica. Considera-se, então, a velocidade como um parâmetro variável da matriz dinâmica do sistema $A(\omega_m)$. Este parâmetro pode ser medido ou estimado em intervalos de tempo muito menores que a constante de tempo mecânica, durante os quais é considerado constante. Tal procedimento transforma o modelo elétrico da máquina em um modelo linear variante com o tempo.

A partir das expressões de tensões (3.1 e 3.2) e fluxos (3.3 e 3.4) pode-se escrever as equações da máquina assíncrona em termos das correntes estatóricas e fluxos rotóricos, no referencial genérico, como segue [35]:

$$v_s^g = (r_s + r_r \frac{l_m^2}{l_r^2}) i_s^g + \sigma l_s \frac{di_s^g}{dt} + (j\omega_m - \frac{1}{\tau_r}) \frac{l_m}{l_r} \Phi_r^g + j\omega_g \sigma l_s i_s^g \quad (3.8)$$

$$\frac{l_m}{\tau_r} i_s^g = \frac{1}{\tau_r} \Phi_r^g + \frac{d\Phi_r^g}{dt} + j(\omega_g - \omega_m) \Phi_r^g \quad (3.9)$$

Escrevendo-se o modelo elétrico da máquina (3.8) e (3.9) no referencial estatórico ($\omega_g = 0$, indicado pelo expoente s), na forma de equações de estado, com as correntes estatóricas e os fluxos rotóricos como as variáveis de estado, obtém-se

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A(\omega_m)x(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (3.10)$$

com

$$A(\omega_m) = \begin{bmatrix} -\frac{r_s + r_r(l_m/l_r)^2}{\sigma l_s} & 0 & \frac{l_m}{\sigma l_s l_r \tau_r} & \frac{\omega_m l_m}{\sigma l_s l_r} \\ 0 & -\frac{r_s + r_r(l_m/l_r)^2}{\sigma l_s} & -\frac{\omega_m l_m}{\sigma l_s l_r} & \frac{l_m}{\sigma l_s l_r \tau_r} \\ \frac{l_m}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & -\omega_m \\ 0 & \frac{l_m}{\tau_r} & \omega_m & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma l_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma l_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$x(t) = \begin{bmatrix} i_{sd}^s & i_{sq}^s & \phi_{rd}^s & \phi_{rq}^s \end{bmatrix}^T \quad u(t) = \begin{bmatrix} v_{sd}^s & v_{sq}^s \end{bmatrix}^T \quad y(t) = \begin{bmatrix} i_{sd}^s & i_{sq}^s \end{bmatrix}^T$$

Observando o modelo de estado nota-se que as sub-matrizes quadradas 2x2 formadoras de A e B apresentam uma anti-simetria da forma:

$$M = \begin{bmatrix} a & b \\ -b & a \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Duas matrizes desse tipo apresentam a seguinte propriedade:

$$MN = NM \quad (3.13)$$

3.3 Estimação dos parâmetros da máquina assíncrona utilizando o modelo corrente-tensão

Para realizar a estimação dos parâmetros da máquina assíncrona utilizando o método dos mínimos quadrados apresentado no Capítulo 2, é necessário obter uma representação do modelo dinâmico da máquina na forma de uma regressão linear nos parâmetros.

$$y(t) = \Gamma\theta \quad (3.14)$$

Com o modelo dinâmico da máquina descrito pelas equações (3.8) e (3.9), só é possível a obtenção de regressores lineares caso haja medição de fluxo rotórico, o que não é uma tarefa fácil. A obtenção da representação do modelo da máquina, sem necessidade de medição de fluxo rotórico, pode ser conseguida admitindo-se condições de regime permanente como proposto em [11]. Neste trabalho objetiva-se encontrar uma representação que seja válida tanto nos regimes transitórios quanto nos regimes permanentes.

Para este propósito, o modelo dinâmico da máquina expresso em (3.10) será discretizado utilizando-se o operador δ . Isso possibilita a obtenção de parâmetros contínuos via modelos discretos.

3.3.1 Modelo discreto da máquina assíncrona

Assumindo que durante o período de amostragem (Δ) as tensões e a velocidade são mantidas constantes, o modelo discreto da máquina no operador- δ é dado por:

$$\delta x(t) = Fx(t) + Hx(t) \quad (3.15)$$

onde δ é definido em (1.1-1.2) e as matrizes F e H são calculadas de acordo com (1.7), (1.8) e (3.10). Em termos dos elementos das matrizes, (3.15) pode ser escrita como

$$\begin{bmatrix} \delta i_s \\ \delta \phi_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} \\ F_{21} & F_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ \phi_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_{11} \\ H_{21} \end{bmatrix} [v_s] \quad (3.16)$$

onde $i_s = [i_{sd}^s \ i_{sq}^s]^T$, $\phi_r = [\phi_{rd}^s \ \phi_{rq}^s]^T$, $v_s = [v_{sd}^s \ v_{sq}^s]^T$ e todas as sub-matrizes F 's e H 's são de ordem 2x2 com a propriedade (3.13).

A partir do modelo de estado discreto no operador δ pode-se chegar à função de transferência corrente-tensão. Aplicando a transformada- γ em (3.16) tem-se

$$\gamma I_s(\gamma) = F_{11}I_s(\gamma) + F_{12}\Phi_r(\gamma) + H_{11}V_s(\gamma) \quad (3.17)$$

$$\gamma \Phi_r(\gamma) = F_{21}I_s(\gamma) + F_{22}\Phi_r(\gamma) + H_{21}V_s(\gamma) \quad (3.18)$$

onde $I_s(\gamma)$, $\Phi_r(\gamma)$ e $V_s(\gamma)$ são as transformadas- γ de i_s , ϕ_r e v_s , respectivamente. Pode-se ainda reescrever (3.17) e (3.18) da seguinte forma:

$$(\gamma I_2 - F_{11})I_s(\gamma) = F_{12}\Phi_r(\gamma) + H_{11}V_s(\gamma) \quad (3.19)$$

$$(\gamma I_2 - F_{22})\Phi_r(\gamma) = F_{21}I_s(\gamma) + H_{21}V_s(\gamma) \quad (3.20)$$

onde I_2 é a matriz identidade 2x2.

Explicitando-se Φ_r em (3.19) tem-se

$$\Phi_r(\gamma) = F_{12}^{-1}(\gamma I_2 - F_{11})I_s(\gamma) - F_{12}^{-1}H_{11}V_s(\gamma) \quad (3.21)$$

Substituindo-se (3.21) em (3.20)

$$\begin{aligned} (\gamma I_2 - F_{22}) [F_{12}^{-1}(\gamma I_2 - F_{11})I_s(\gamma) - F_{12}^{-1}H_{11}V_s(\gamma)] &= F_{21}I_s(\gamma) + H_{21}V_s(\gamma) \implies \\ [(\gamma I_2 - F_{22})F_{12}^{-1}(\gamma I_2 - F_{11}) - F_{21}] I_s(\gamma) &= \gamma F_{12}^{-1}H_{11}V_s(\gamma) + (H_{21} - F_{22}F_{12}^{-1}H_{11})V_s(\gamma) \end{aligned}$$

que pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} \gamma^2 F_{12}^{-1}I_s(\gamma) - \gamma(F_{12}^{-1}F_{11} + F_{22}F_{12}^{-1})I_s(\gamma) + (F_{22}F_{12}^{-1}F_{11} - F_{21})I_s(\gamma) &= \\ \gamma F_{12}^{-1}H_{11}V_s(\gamma) + (H_{21} - F_{22}F_{12}^{-1}H_{11})V_s(\gamma) \end{aligned} \quad (3.22)$$

Multiplicando (3.22) por F_{12} tem-se

$$\begin{aligned} \gamma^2 I_s(\gamma) - \gamma(F_{11} + F_{12}F_{22}F_{12}^{-1})I_s(\gamma) + (F_{12}F_{22}F_{12}^{-1}F_{11} - F_{12}F_{21})I_s(\gamma) &= \\ \gamma H_{11}V_s(\gamma) + (F_{12}H_{21} - F_{12}F_{22}F_{12}^{-1}H_{11})V_s(\gamma) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Aplicando-se a propriedade (3.13) a (3.23) e definindo

$$F_1 = F_{11} + F_{12}F_{22}F_{12}^{-1} = F_{11} + F_{22} \quad (3.24)$$

$$F_0 = -F_{12}F_{22}F_{12}^{-1}F_{11} + F_{12}F_{21} = -F_{22}F_{11} + F_{12}F_{21} \quad (3.25)$$

$$H_1 = H_{11} \quad (3.26)$$

$$H_0 = F_{12}H_{21} - F_{12}F_{22}F_{12}^{-1}H_{11} \quad (3.27)$$

tem-se

$$\gamma^2 I_s(\gamma) - \gamma F_1 I_s(\gamma) - F_0 I_s(\gamma) = \gamma H_1 V_s(\gamma) + H_0 V_s(\gamma)$$

e a matriz de transferência corrente-tensão em δ é dada por

$$\frac{I_s(\gamma)}{V_s(\gamma)} = G_s(\gamma) = \frac{H_1 \gamma + H_0}{I_2 \gamma^2 - F_1 \gamma - F_0} \quad (3.28)$$

Introduzindo-se os elementos das matrizes F_1 , F_0 , H_1 , H_0 e aplicando-se a transformada γ inversa em (3.28), chega-se à seguinte expressão:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd}^s(t) \\ \delta^2 i_{sq}^s(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} f_{1a} & f_{1b} \\ -f_{1b} & f_{1a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta i_{sd}^s(t) \\ \delta i_{sq}^s(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_{0a} & f_{0b} \\ -f_{0b} & f_{0a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd}^s(t) \\ i_{sq}^s(t) \end{bmatrix} + \\ &\begin{bmatrix} h_{1a} & h_{1b} \\ -h_{1b} & h_{1a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta v_{sd}^s(t) \\ \delta v_{sq}^s(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_{0a} & h_{0b} \\ -h_{0b} & h_{0a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sd}^s(t) \\ v_{sq}^s(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.29)$$

Pode ser notado que $A = \lim_{\Delta \rightarrow 0} F$ e $B = \lim_{\Delta \rightarrow 0} H$, então, se Δ é muito pequeno:

$$F_1 \approx \begin{bmatrix} -\frac{r_s l_r + r_r l_s}{\sigma l_s l_r} & -\omega_m \\ \omega_m & -\frac{r_s l_r + r_r l_s}{\sigma l_s l_r} \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

$$F_0 \approx \begin{bmatrix} -\frac{r_s}{\sigma l_s \tau_r} & -\frac{r_s \omega_m}{\sigma l_s} \\ \frac{r_s \omega_m}{\sigma l_s} & -\frac{r_s}{\sigma l_s \tau_r} \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

$$H_1 \approx \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma l_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma l_s} \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

$$H_0 \approx \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma l_s \tau_r} & \frac{\omega_m}{\sigma l_s} \\ -\frac{\omega_m}{\sigma l_s} & \frac{1}{\sigma l_s \tau_r} \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

3.3.2 Modelos de estimação sem conhecimento *a priori* dos parâmetros

Os parâmetros do modelo dinâmico da máquina assíncrona podem ser estimados utilizando-se o modelo corrente-tensão descrito em (3.29). Para tanto é necessário rearranjar o modelo dinâmico discreto na forma de um regressor linear.

Modelo A: Estimação dos parâmetros do modelo discreto

Definindo (3.34), (3.35) e (3.36) como abaixo, o modelo dado em (3.29) é expresso na forma de um regressor linear (3.14). Então, (3.36) pode ser estimado usando o algoritmo dos mínimos quadrados [33]

$$y(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} \\ \delta^2 i_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

$$\Gamma(t) = \begin{bmatrix} -\delta i_{sd} & -\delta i_{sq} & -i_{sd} & -i_{sq} & \delta v_{sd} & \delta v_{sq} & v_{sd} & v_{sq} \\ \delta i_{sq} & -\delta i_{sd} & i_{sq} & -i_{sd} & \delta v_{sq} & -\delta v_{sd} & v_{sq} & -v_{sd} \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

$$\theta = \left[f_{1a} \quad f_{1b} \quad f_{0a} \quad f_{0b} \quad h_{1a} \quad h_{1b} \quad h_{0a} \quad h_{0b} \right]^T \quad (3.36)$$

Todos os sinais em (3.35) são obtidos através de filtros lineares discretos no operador δ , como descrito no Capítulo 2.

Os pólos discretos da matriz de transferência em (3.28) são obtidos de $\nabla(\gamma) = \det |I_2\gamma^2 - F_1\gamma - F_0|$, que é dado por

$$\nabla(\gamma) = \gamma^4 - 2f_{a1}\gamma^3 + (f_{a1}^2 + f_{b1}^2 - 2f_{a0})\gamma^2 + 2(f_{a1}f_{a0} + f_{b1}f_{b0})\gamma + f_{a0}^2 + f_{b0}^2 \quad (3.37)$$

As raízes de $\nabla(\gamma) = 0$ são os pólos do modelo dinâmico. Observa-se que os coeficientes do polinômio em (3.37) são obtidos a partir do vetor (3.36).

As sub-matrizes F_{11} , F_{22} , H_{11} , H_{21} e o produto $F_{12}F_{21}$ podem ser obtidos dos parâmetros do modelo discreto (3.36), como mostrado abaixo.

De (3.26), obtém-se:

$$H_{11} = H_1 \quad (3.38)$$

e de (3.27), tem-se:

$$F_{22} = -H_0H_1^{-1}(H_{21} \cong 0) \quad (3.39)$$

De (3.24):

$$F_{11} = F_1 + H_0H_1^{-1} \quad (3.40)$$

e, de (3.25), obtém-se:

$$F_{12}F_{21} = F_0 - H_0H_1^{-1}(F_1 + H_0H_1^{-1}) \quad (3.41)$$

Modelo B: Estimação indireta dos parâmetros contínuos ($\sigma l_s, \tau_r, r_s, l_s, \omega_m$)

O conjunto de parâmetros contínuos $\sigma l_s, \tau_r, r_s, l_s$ básicos do modelo dinâmico contínuo da máquina, e a velocidade podem ser obtidos a partir das sub-matrizes F_{11} , F_{22} , H_{11} e $F_{12}F_{21}$ (3.38-3.41). Isto é possível através do truncamento de F e H no primeiro ou segundo termo de suas séries infinitas (1.7), desde que haja convergência. Com uma aproximação de segunda ordem ($F = A + A^2h/2$ e $H = B + AB\Delta/2$), σl_s e τ_r

são computados utilizando-se (3.42) e (3.43). Usando-se uma aproximação de primeira ordem ($F = A$ e $H = B$) r_s , l_s e ω_m podem ser obtidos de (3.44-3.46).

$$\widehat{\sigma l_s} = \frac{1 + F_{11}(1,1)h/2}{H_{11}(1,1)} \quad (3.42)$$

$$\widehat{\tau_r} = \frac{-b_r \pm \sqrt{b_r^2 - 4a_r c_r}}{2a_r} \quad (3.43)$$

$$\widehat{r_s} = -\left(F_{11}(1,1) + \frac{F_{12}F_{21}(1,2)}{F_{22}(1,2)}\right)\widehat{\sigma l_s} \quad (3.44)$$

$$\widehat{l_s} = -\widehat{\sigma l_s} \frac{1 + F_{12}F_{21}(1,2)\widehat{\tau_r}}{F_{22}(1,2)} \quad (3.45)$$

$$\widehat{\omega_m} = -F_{22}(1,2)\tau_r \quad (3.46)$$

com $a_r = F_{22}(1,1) + F_{22}(1,2)^2\Delta/2$, $b_r = -1 + 2F_{12}F_{21}(1,2)/(F_{22}(1,2)\Delta)$, $c = \Delta/2$ e o símbolo ' $\widehat{}$ ' significa parâmetros estimados.

Modelo C: Estimação direta dos parâmetros contínuos (σl_s , τ_r , r_s , l_s , ω_m)

Se o período de amostragem é suficientemente pequeno tal que $\Delta \cong 0$ então (3.30-3.33) podem ser empregadas. Neste caso o modelo de regressão dado por (3.34), (3.35) e (3.36) pode ser escrito em termos dos parâmetros contínuos.

$$y(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} \\ \delta^2 i_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.47)$$

$$\Gamma(t) = \begin{bmatrix} -\delta i_{sd} & -\delta i_{sq} & -i_{sd} & -i_{sq} & \delta v_{sd} & v_{sd} & v_{sq} \\ -\delta i_{sq} & \delta i_{sd} & -i_{sq} & i_{sd} & \delta v_{sq} & v_{sq} & -v_{sd} \end{bmatrix} \quad (3.48)$$

$$\theta = \left[\frac{r_s l_r + r_r l_s}{\sigma l_s l_r} \quad \omega_m \quad \frac{r_s}{\sigma l_s \tau_r} \quad \frac{r_s \omega_m}{\sigma l_s} \quad \frac{1}{\sigma l_s} \quad \frac{1}{\sigma l_s \tau_r} \quad \frac{\omega_m}{\sigma l_s} \right]^T \quad (3.49)$$

e os parâmetros contínuos são dados por:

$$\widehat{\omega_m} = \widehat{\theta}(2)$$

$$\begin{aligned}
\widehat{\sigma l_s} &= 1/\widehat{\theta}(5) \quad \text{ou} \quad \widehat{\sigma l_s} = \widehat{\theta}(2)/\widehat{\theta}(7) \\
\widehat{\tau_r} &= \widehat{\theta}(5)/\widehat{\theta}(6) \\
\widehat{r_s} &= \widehat{\theta}(3)/\widehat{\theta}(6) \quad \text{ou} \quad \widehat{r_s} = \widehat{\theta}(4)/(\widehat{\theta}(2)\widehat{\theta}(5)) \\
\widehat{l_s} &= \widehat{\sigma l_s} [\widehat{\theta}(1) - \widehat{r_s}/\widehat{\sigma l_s}] \widehat{\tau_r}
\end{aligned} \tag{3.50}$$

Modelo D: Estimação com velocidade nula ($\sigma l_s, \tau_r, r_s, l_s$)

Se a velocidade é nula ($\omega_m = 0$), as equações (3.47-3.49) podem ser reescritas como

$$y(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} \\ \delta^2 i_{sq} \end{bmatrix} \tag{3.51}$$

$$\Gamma(t) = \begin{bmatrix} -\delta i_{sd} & -i_{sd} & \delta v_{sd} & v_{sd} \\ -\delta i_{sq} & -i_{sq} & \delta v_{sq} & v_{sq} \end{bmatrix} \tag{3.52}$$

$$\theta = \left[\frac{r_s l_r + r_r l_s}{\sigma l_s l_r} \quad \frac{r_s}{\sigma l_s \tau_r} \quad \frac{1}{\sigma l_s} \quad \frac{1}{\sigma l_s \tau_r} \right]^T \tag{3.53}$$

e os parâmetros contínuos são dados por

$$\begin{aligned}
\widehat{\sigma l_s} &= 1/\widehat{\theta}(3) \\
\widehat{\tau_r} &= \widehat{\theta}(3)/\widehat{\theta}(4) \\
\widehat{r_s} &= \widehat{\theta}(2)/\widehat{\theta}(4) \\
\widehat{l_s} &= \widehat{\sigma l_s} [\widehat{\theta}(1) - \widehat{r_s}/\widehat{\sigma l_s}] \widehat{\tau_r}
\end{aligned} \tag{3.54}$$

3.3.3 Modelos de estimação com conhecimento *a priori* dos parâmetros

Nos modelos até agora apresentados foi admitido que todos os parâmetros eram desconhecidos. Considere o caso em que alguns dos parâmetros do modelo sejam conhecidos. Então, é possível modificar (3.14) de modo a incorporar este conhecimento *a priori*.

Suponha que $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$, sejam conhecidos, e que $\theta_{m+1}, \dots, \theta_n$ sejam desconhecidos. Definindo

$$\bar{y}(t) = y(t) - \sum_{i=1}^m \Gamma_i \theta_i \quad (3.55)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = [\Gamma_{m+1} \dots \Gamma_n] \quad (3.56)$$

$$\bar{\theta} = [\theta_{m+1} \dots \theta_n]^T \quad (3.57)$$

então, (3.14) pode ser reescrita como

$$\bar{y}(t) = \bar{\Gamma}(t)\bar{\theta} \quad (3.58)$$

que também está na forma de um regressor linear, porém a dimensão do problema foi reduzida de um fator m .

Modelo E: Estimação dos parâmetros com a velocidade conhecida ($\sigma l_s, \tau_r, r_s, l_s$)

Se a velocidade é conhecida, por meio de medição ou estimação anterior, então o modelo de regressão pode ser escrito da seguinte forma

$$\bar{y}(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} + \omega_m \delta i_{sq} \\ \delta^2 i_{sq} - \omega_m \delta i_{sd} \end{bmatrix} \quad (3.59)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = \begin{bmatrix} -\delta i_{sd} & -i_{sd} & -\omega_m i_{sq} & \delta v_{sd} + \omega_m v_{sq} & v_{sd} \\ -\delta i_{sq} & -i_{sq} & \omega_m i_{sd} & \delta v_{sq} - \omega_m v_{sd} & v_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.60)$$

$$\bar{\theta} = \begin{bmatrix} \frac{r_s l_r + r_r l_s}{\sigma l_s l_r} & \frac{r_s}{\sigma l_s \tau_r} & \frac{r_s}{\sigma l_s} & \frac{1}{\sigma l_s} & \frac{1}{\sigma l_s \tau_r} \end{bmatrix}$$

onde os parâmetros contínuos podem ser calculados por

$$\begin{aligned} \widehat{\sigma l_s} &= 1/\widehat{\theta}(4) \\ \widehat{\tau_r} &= \widehat{\theta}(4)/\widehat{\theta}(5) \\ \widehat{r_s} &= \widehat{\theta}(2)/\widehat{\theta}(5) \quad \text{ou} \quad \widehat{r_s} = \widehat{\theta}(3)/\widehat{\theta}(4) \\ \widehat{l_s} &= \widehat{\sigma l_s} \left[\widehat{\theta}(1) - \widehat{r_s}/\widehat{\sigma l_s} \right] \widehat{\tau_r} \end{aligned} \quad (3.61)$$

Modelo F: Estimação da constante de tempo rotórica e velocidade (τ_r e ω_m)

Em alguns casos é interessante estimar somente a velocidade e a constante de tempo rotórica. Isso porque com a estimação da velocidade é possível eliminar o sensor de velocidade que faz parte do sistema de acionamento. Por outro lado, o desempenho dinâmico do sistema sofre uma grande influência de τ_r , que varia sensivelmente com as condições de operação da máquina. Então, se r_s , σl_s e l_s são admitidos conhecidos, pode-se determinar um modelo para estimar somente ω_m e τ_r .

Definindo $a_1 = 1/\sigma l_s$, $a_2 = r_s/\sigma l_s$ e $a_3 = 1/\sigma$, as seguintes equações podem ser derivadas de (3.47-3.49):

$$\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - \omega_m (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) - a_1 \delta v_{sd} = \frac{1}{\tau_r} (-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) \quad (3.62)$$

$$\delta^2 i_{sq} = -a_2 \delta i_{sq} + \omega_m (\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd}) + a_1 \delta v_{sq} + \frac{1}{\tau_r} (-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq}) \quad (3.63)$$

De (3.62) e (3.63), pode-se obter o seguinte modelo de regressão

$$\bar{y}(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd} \\ \delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.64)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = \begin{bmatrix} -\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq} & -a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd} \\ \delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd} & -a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.65)$$

$$\bar{\theta} = \begin{bmatrix} \omega_m & \frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix}^T \quad (3.66)$$

Modelo G: Estimação da velocidade - τ_r conhecido

Algumas vezes é necessário somente que se estime a velocidade rotórica, quando se tem uma boa estimação dos valores de r_s , σl_s , l_s , τ_r . Neste caso o modelo de regressão linear obtido de (3.47-3.49) torna-se

$$\bar{y}(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} + (a_2 + \frac{a_3}{\tau_r}) \delta i_{sd} + \frac{a_2}{\tau_r} i_{sd} - a_1 \delta v_{sd} - \frac{a_1}{\tau_r} v_{sd} \\ \delta^2 i_{sq} + (a_2 + \frac{a_3}{\tau_r}) \delta i_{sq} + \frac{a_2}{\tau_r} i_{sq} - a_1 \delta v_{sq} - \frac{a_1}{\tau_r} v_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.67)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = \begin{bmatrix} -\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq} \\ \delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd} \end{bmatrix} \quad (3.68)$$

$$\bar{\theta} = [\omega_m] \quad (3.69)$$

Modelo H: Estimação da velocidade - τ_r desconhecido

Se os valores de r_s , σl_s , l_s são conhecidos, mas o valor da constante de tempo rotórica não é disponível, então as equações (3.62) e (3.63) podem ser reescritas para eliminar τ_r . Isolando $1/\tau_r$ em (3.62), tem-se

$$\frac{1}{\tau_r} = \frac{\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - \omega_m (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) - a_1 \delta v_{sd}}{-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}} \quad (3.70)$$

Substituindo (3.70) em (3.63), tem-se

$$\begin{aligned} \delta^2 i_{sq} &= -a_2 \delta i_{sq} + \omega_m (\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd}) + a_1 \delta v_{sq} + \\ &\frac{\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - \omega_m (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) - a_1 \delta v_{sd}}{-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}} (-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq}) \implies \\ &(\delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq})(-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) = \\ &\omega_m (\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd})(-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) + \\ &(\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd})(-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq}) - \\ &\omega_m (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq})(-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq}) \end{aligned} \quad (3.71)$$

que escrito na forma de regressão linear

$$\bar{y}(t) = [(\delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq})(-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) - (\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd})(-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})] \quad (3.72)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = [(\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd})(-a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) - (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq})(-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})] \quad (3.73)$$

$$\bar{\theta} = [\omega_m] \quad (3.74)$$

Em (3.72) e (3.73) os termos envolvendo somente as correntes estatóricas (i_{sd} e i_{sq}) são bem menores, em amplitude, que aqueles envolvendo derivadas. Então, eles podem

ser eliminados para se obter expressões mais simples, como segue

$$\bar{y}(t) = [(\delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq})(-a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) - (\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd})(-a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})] \quad (3.75)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = [(\delta i_{sd} - a_1 v_{sd})(-a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd}) - (-\delta i_{sq} + a_1 v_{sq})(-a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})] \quad (3.76)$$

Modelo I: Estimação da constante de tempo rotórica $\tau_r - \omega_m$ conhecida

Se a velocidade mecânica é disponível e os valores de r_s , σl_s e l_s são conhecidos o modelo de regressão linear obtido de (3.62) e (3.63) pode ser reescrito como

$$\bar{y}(t) = \begin{bmatrix} -a_2 i_{sd} - a_3 \delta i_{sd} + a_1 v_{sd} \\ -a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq} \end{bmatrix} \quad (3.77)$$

$$\bar{\Gamma}(t) = \begin{bmatrix} \delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd} - \omega_m (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) \\ \delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq} - \omega_m (\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd}) \end{bmatrix} \quad (3.78)$$

$$\bar{\theta} = [\tau_r] \quad (3.79)$$

Modelo J: Estimação da constante de tempo rotórica $\tau_r - \omega_m$ desconhecida

Quando é requerido estimar somente a constante de tempo rotórica sem qualquer conhecimento sobre a velocidade, mas, assumindo que r_s , σl_s e l_s são conhecidos, então (3.62) e (3.63) podem ser reescritas para eliminar ω_m . Isolando ω_m em (3.62):

$$\begin{aligned} \omega_m (-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) &= \delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd} + \tau_r^{-1} (a_2 i_{sd} + a_3 \delta i_{sd} - a_1 v_{sd}) \implies \\ \omega_m &= \frac{\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd} + \tau_r^{-1} (a_2 i_{sd} + a_3 \delta i_{sd} - a_1 v_{sd})}{-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}} \end{aligned} \quad (3.80)$$

Substituindo (3.80) em (3.63) tem-se

$$\delta^2 i_{sq} = -a_2 \delta i_{sq} + \frac{\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd} + \tau_r^{-1} (a_2 i_{sd} + a_3 \delta i_{sd} - a_1 v_{sd})}{-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}} (\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd}) + a_1 \delta v_{sq} + \tau_r^{-1} (-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})$$

$$\begin{aligned}
& (\delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq})(-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) = \\
& \tau_r^{-1} (a_2 i_{sd} + a_3 \delta i_{sd} - a_1 v_{sd})(\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd}) + \\
& (\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd})(\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd}) + \\
& \tau_r^{-1} (-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})(-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq})
\end{aligned} \tag{3.81}$$

que pode ser escrito na forma de regressão linear como mostrado abaixo

$$\begin{aligned}
\bar{y}(t) = [& (-a_2 i_{sq} - a_3 \delta i_{sq} + a_1 v_{sq})(-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) - \\
& (a_3 \delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd})(\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd})]
\end{aligned} \tag{3.82}$$

$$\begin{aligned}
\bar{\Gamma}(t) = [& (\delta^2 i_{sq} + a_2 \delta i_{sq} - a_1 \delta v_{sq})(-\delta i_{sq} - a_2 i_{sq} + a_1 v_{sq}) - \\
& (\delta^2 i_{sd} + a_2 \delta i_{sd} - a_1 \delta v_{sd})(\delta i_{sd} + a_2 i_{sd} - a_1 v_{sd})]
\end{aligned} \tag{3.83}$$

$$\bar{\theta} = [\tau_r] \tag{3.84}$$

3.4 Conclusão

Neste capítulo foi apresentado o modelo dinâmico da máquina assíncrona em espaço de estados. O desenvolvimento foi feito considerando-se que a dinâmica das variáveis elétricas é bem mais rápida que a dinâmica das variáveis mecânicas. O posicionamento do sistema de eixos dq de referência foi feito no estator fixo. O modelo discreto foi desenvolvido no operador- δ , supondo segurador de ordem zero na entrada e que a velocidade é constante durante o período de amostragem. A partir do modelo discreto apresentou-se a função de transferência corrente-tensão, através da qual foram desenvolvidos os algoritmos de estimação de parâmetros. Os modelos de estimação propostos permitem estimar os parâmetros discretos do modelo dinâmico bem como os parâmetros contínuos básicos σl_s , τ_r , r_s , l_s e a velocidade. Estes foram classificados como algoritmos com ou sem conhecimento *a priori* de parâmetros. Especial atenção foi dada aos modelos de estimação da velocidade e da constante de tempo rotórica.

Capítulo 4

Resultados de Simulação

4.1 Introdução

Neste capítulo, os modelos de estimação de parâmetros e velocidade da máquina assíncrona, descritos anteriormente, são analisados. Foi desenvolvido um programa, em linguagem C, para simulação das equações dinâmicas do modelo da máquina em espaço de estados. O método utilizado foi a resolução das equações de estado discretas, no operador- δ , com período de amostragem suficientemente pequeno ($5\mu s$) de modo a simular a máquina elétrica estudada como um sistema contínuo. Os algoritmos de estimação foram executados a partir de dados provenientes da simulação, para uma determinada tensão de alimentação. As tensões foram aplicadas à máquina, via simulação, através de um inversor de tensão trifásico (Figura 4.1), utilizando-se modulação por largura de pulso e alimentação seis degraus. Em todos os casos estudados, a contribuição do ruído nas medições de correntes e tensões estatóricas foi assumida aditiva, gaussiana, com média nula e desvio padrão de 20% em relação aos valores máximos de correntes e tensões estatóricas, respectivamente.

Os principais aspectos considerados no capítulo são:

- influência dos sinais de excitação na convergência da estimação

- influência do filtro de obtenção das derivadas
- influência do período de amostragem.

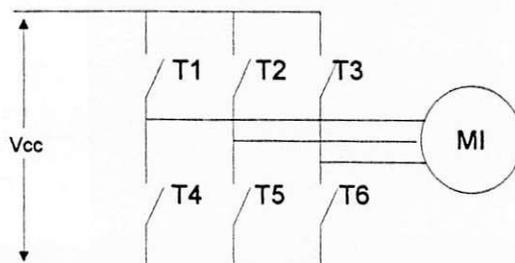


Figura 4.1: Inversor de tensão trifásico

4.2 Sinais de excitação

De modo geral num experimento de estimação de parâmetros assume-se que o sinal de entrada é selecionado de modo que excite todos os modos do sistema em estudo. Algumas vezes decide-se não excitar todos os modos do sistema, mas somente aqueles a serem identificados. Em geral, o número de parâmetros a estimar especifica o quanto deve ser amplo o espectro de frequência do sinal de entrada. Neste trabalho, os sinais de excitação foram escolhidos de acordo com o modelo (Modelos A a J) utilizado na estimação e com a região de operação da máquina. Para modelos com elevado número de parâmetros, utiliza-se sinais com espectro de frequência elevado, caso contrário utilizam-se sinais com baixo conteúdo harmônico. Nas Figuras 4.2 e 4.3 mostram-se os sinais utilizados, neste trabalho, para estimação dos parâmetros. Esses sinais estão plotados contaminado com o ruído de medição considerado na simulação.

Os sinais senoidais (Figuras 4.2a e 4.2b), simbolizados por $S1$, por serem sinais de baixo conteúdo harmônico, foram utilizados nos modelos onde estima-se apenas um parâmetro (Modelos G, H, I e J). Esses modelos são interessantes na medida em que a estimação é realizada sem necessidade de aplicação de sinais especiais à máquina.

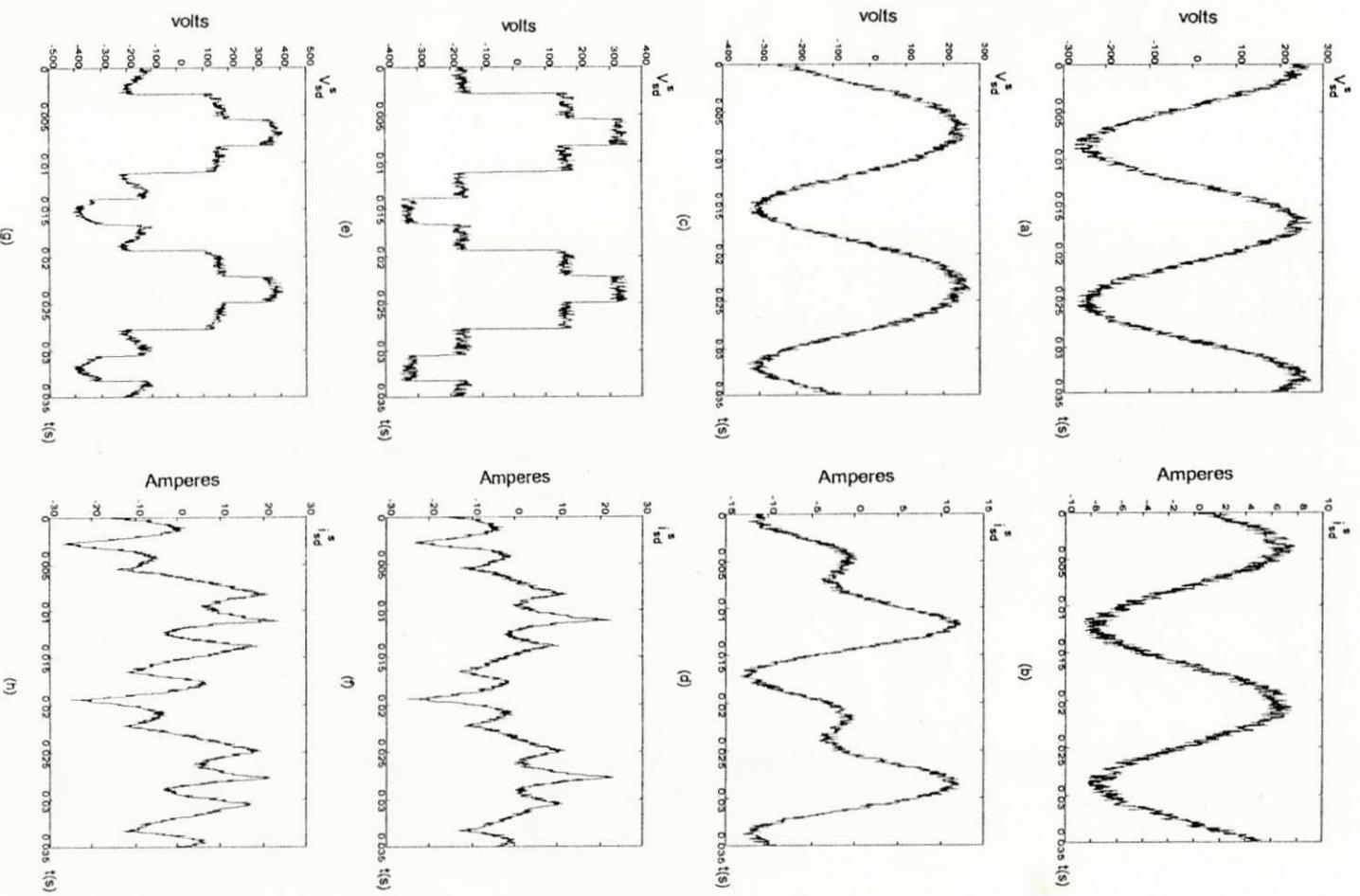


Figura 4.2: Sinais de entrada e saída: a e b) senoide - S1; c e d) senoide+Schroeder - S2; e e f) seis degraus - S3; g e h) seis degraus+Schroeder - S4

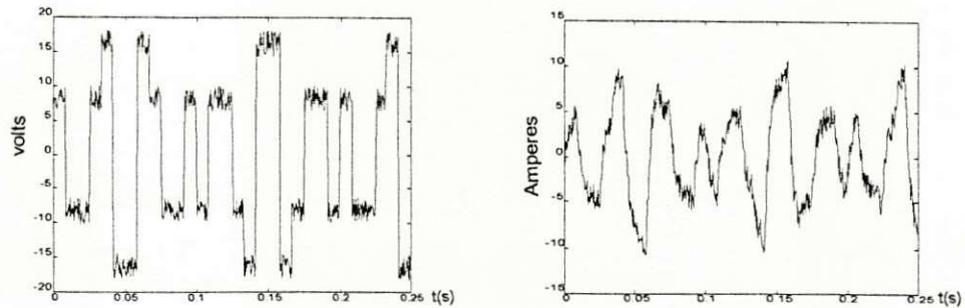


Figura 4.3: Sinais de entrada e saída: a e b) Vetores ativos com média nula - $S5$

O sinal seis degraus (Figuras 4.2e e 4.2f), simbolizado por $S3$, foi utilizado principalmente nos modelos onde estima-se o maior número de parâmetros (Modelos A, B, C e E), nos quais necessita-se de um sinal com mais harmônicos.

O sinal de Schroeder [40] foi utilizado sobreposto às formas de onda senoidal e seis degraus. Este sinal é caracterizado por apresentar um baixo fator de pico e espectro plano numa determinada faixa de frequência. Um sinal de Schroeder $r(t)$ é definido por [40]

$$r(t) = \sum_{k=1}^N \left(\frac{p_k}{2}\right)^{1/2} \cos\left(\frac{2\pi kt}{T} + \theta_k\right) \quad (4.1)$$

onde

p_k : é a potência relativa do k -ésimo harmônico do sinal ($\sum_{k=1}^N p_k = 1$);

N : número de harmônicos que compõe o sinal;

θ_k : é um ângulo de fase.

O ângulo θ_k e a potência relativa p_k são calculados de modo a minimizar a diferença $r_{\max} - r_{\min}$, onde

$$r_{\max} = \max(r(t)), \quad r_{\min} = \min(r(t))$$

Para minimizar esta diferença Schroeder mostra que os ângulos θ_k devem obedecer

a seguinte relação

$$\theta_k = \theta_1 - 2\pi \sum_{i=1}^{k-1} (k-i) p_i, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (4.2)$$

No caso de sinais com espectro plano ($p_i = 1/N$), os ângulos de fase, restritos ao intervalo $[0, \pi]$, são dados por:

$$\theta_k = \pi \text{int}\left(\frac{k^2}{2N}\right) \quad (4.3)$$

onde *int* significa o valor inteiro da expressão entre parênteses.

Quando utilizada com os sinais senoidais, a forma de onda de Schroeder foi projetada para ter duas harmônicas ($N = 2$), múltiplas da frequência da senoide. A sua amplitude foi de 20% do valor máximo do sinal senoidal. O sinal composto (Figuras 4.2c e 4.2d), simbolizado por *S2*, por possuir dois harmônicos, foi utilizado para a estimação da velocidade e da constante de tempo rotórica (Modelo F) e nos modelos para estimação de τ_r em baixas velocidades.

Quando utilizado com a forma de onda seis degraus, o sinal de Schroeder foi constituído por 5 harmônicos, múltiplos da frequência fundamental da onda seis degraus. A sua amplitude foi de 20% do valor máximo da onda seis degraus. O sinal seis degraus+Schroeder (Figuras 4.2g e 4.2h), simbolizado por *S4*, foi utilizado principalmente para estimação em velocidades baixas, onde os resultados com a onda seis degraus não foram satisfatórios.

O sinal composto pela aplicação dos seis vetores de tensão resultantes no plano *dq* $v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6$ (Figura 4.4) foi utilizado na estimação em velocidade nula (Modelo D). Como será visto na próxima seção, as estimações em baixas velocidades requerem sinais mais ricos em conteúdo harmônico. O sinal *S5* além de apresentar esta característica mantém a máquina parada automaticamente. Com esse sinal é possível estimar os parâmetros com a máquina em repouso e utilizá-los como ponto de partida para a sintonia dos controladores da máquina (por exemplo, de campo orientado). Na Tabela 4.1 é mostrada a configuração das chaves do inversor (Figura 4.1) para cada vetor v_i da Figura 4.4. Os vetores são aplicados à máquina numa determinada frequência, de forma a produzir um conjugado nulo. Para uma dada frequência de

alimentação f , este sinal é gerado aplicando-se a seguinte seqüência de chaveamento em cada ciclo $T = 1/f$:

- 1) $T/6$: $[v_1(T/24), v_4(T/12), v_1(T/24)]$
- 2) $T/6$: $[v_2(T/24), v_5(T/12), v_2(T/24)]$
- 3) $T/6$: $[v_3(T/24), v_6(T/12), v_3(T/24)]$
- 4) $T/6$: $[v_4(T/24), v_1(T/12), v_4(T/24)]$
- 5) $T/6$: $[v_5(T/24), v_2(T/12), v_5(T/24)]$
- 6) $T/6$: $[v_6(T/24), v_3(T/12), v_6(T/24)]$

Nesta seqüência (vetores ativos com média nula), o termo entre parênteses indica o tempo de aplicação do vetor e o padrão entre colchetes é aplicado em cada sexto do período T . Este padrão garante que o conjugado da máquina seja nulo. Isso permite manter a máquina parada sem necessidade de meios externos.

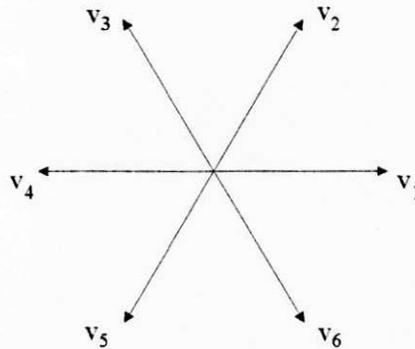


Figura 4.4: Vetores gerados pelo inversor de tensão

4.2.1 Influência dos sinais de excitação e da freqüência na estimação

A estimação dos parâmetros do modelo corrente-tensão foi estudada por simulação em baixas (menores que 180 rad/s) e altas velocidades (maiores que 180 rad/s), com os sinais de excitação descritos na seção anterior.

Vetores	Chaves ligadas		
v_1	T_1	T_3	T_5
v_2	T_1	T_6	T_5
v_3	T_1	T_6	T_2
v_4	T_4	T_6	T_2
v_5	T_4	T_3	T_2
v_6	T_4	T_3	T_5

Tabela 4.1: Configuração das chaves do inversor para os vetores de tensão ativos

Na Tabela 4.2 são mostrados os resultados em três velocidades diferentes. O modelo de estimação utilizado foi o B. A frequência de amostragem foi de $50\mu s$ e alimentação S3. O número de pontos utilizados para a estimação nesta tabela e em todas as outras apresentadas neste capítulo foi $N = 2000$. As variâncias são obtidas a partir dos elementos da diagonal principal da matriz P_N (2.57). Todos os valores de variância apresentados nas tabelas devem ser multiplicados por λ_0^* , que representa a variância do ruído de medição filtrado. Observa-se que o erro e a variância da estimação aumentam com a diminuição da velocidade. A razão para isto é que os pólos da máquina se distanciam a medida que a velocidade diminui e, portanto, o sinal de alimentação deve conter mais harmônicos de forma a excitar todos os modos do sistema. Comparando os resultados em 60Hz e 10Hz, observa-se que as variâncias de r_s e τ_r aumentam de 14.5 e 495.5 vezes respectivamente, quando a estimação é em 10Hz. Os parâmetros estimados com maiores erros e variâncias são a constante de tempo rotórica (τ_r) e a resistência estatórica (r_s). Uma das razões para isso é a pouca influência que as correntes de eixos dq têm sobre o vetor de regressão Γ . Como pode-se observar em (3.48) e (3.49), as variáveis relacionadas a estimação de r_s e τ_r são as correntes i_{sd} e i_{sq} . A amplitude desses termos na formulação da equação de predição (3.14) é bem inferior aos valores relacionados à estimação dos outros parâmetros. Observa-se que não se consegue estimar r_s e τ_r na frequência de 10Hz, quando a alimentação é seis degressos.

Sobrepondo o sinal de Schroeder à onda seis degressos (Figuras 4.2g e h) é possível

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 374$		30Hz - $\omega_m = 187$		10Hz - $\omega_m = 61$	
θ_i	real	erro (%)	variância	erro (%)	variância	erro (%)	variância
r_s	0.39	5.179	1.54	9.292	2.166	38.65	23.92
τ_r	0.0667	3.960	8.0×10^{-4}	0.949	0.0042	13.51	0.3972
σl_s	0.0059	0.310	2.4×10^{-9}	0.519	5.1×10^{-8}	2.230	3.5×10^{-5}
l_s	0.094	3.621	2.9×10^{-7}	2.476	1.5×10^{-6}	1.764	2.3×10^{-4}
ω_m	-	0.980	2.9×10^{-7}	1.329	1.5×10^{-6}	4.440	2.3×10^{-4}

Tabela 4.2: Modelo B: alimentação seis degraus, $\Delta = 50\mu s$

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 374$		30Hz - $\omega_m = 187$		10Hz - $\omega_m = 61$	
θ_i	real	erro (%)	variância	erro (%)	variância	erro (%)	variância
r_s	0.39	3.974	0.1636	7.236	0.3952	9.940	0.9551
τ_r	0.0667	2.332	8.0×10^{-5}	2.883	7.3×10^{-4}	5.091	0.0324
σl_s	0.0059	0.155	1.0×10^{-9}	1.037	2.9×10^{-8}	0.099	6.0×10^{-6}
l_s	0.094	2.890	6.3×10^{-8}	2.606	5.5×10^{-7}	1.379	4.0×10^{-5}
ω_m	-	0.639	6.3×10^{-8}	1.766	5.5×10^{-7}	0.429	4.0×10^{-5}

Tabela 4.3: Modelo B: alimentação seis degraus+Schroeder, $\Delta = 50\mu s$

reduzir as variâncias e os erros de estimação, como mostrado na Tabela 4.3. Observa-se que a influência do sinal é bem evidente na frequência de 10Hz, e principalmente nas estimações de r_s e τ_r .

Nas Figuras 4.5 a 4.7 mostram-se os resultados de simulação para os parâmetros contínuos (modelo B). O algoritmo utilizado foi o dos mínimos quadrados recursivo, com fator de esquecimento $\lambda = 0.999$. Os sinais de alimentação utilizados foram S3 e S4 e o período de amostragem $\Delta = 50\mu s$. Observa-se nas Figuras 4.5 e 4.6 que a velocidade influi não só na convergência mas também no transitório da estimação. Comparando as Figuras 4.5 e 4.6, observa-se que as estimativas de r_s e τ_r (Figuras 4.6a e 4.6b) não convergem para os valores reais (linha tracejada) quando a estimação é na frequência de 10Hz. A estimação da velocidade é praticamente constante na frequência de 60Hz (Figura 4.5e), enquanto que em 10Hz apresenta ondulação de até 10% do valor

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 374$		30Hz - $\omega_m = 187$		10Hz - $\omega_m = 61$	
θ_i	real	erro (%)	variância	erro (%)	variância	erro (%)	variância
r_s	0.39	4.897	0.0283	5.842	0.0272	12.82	0.1082
τ_r	0.0667	3.713	6.8×10^{-4}	2.076	0.0033	4.947	0.1237
σl_s	0.0059	0.320	3.9×10^{-10}	0.368	7.6×10^{-9}	0.160	2.2×10^{-6}
l_s	0.094	1.508	2.8×10^{-7}	1.349	1.3×10^{-6}	1.128	6.2×10^{-5}

Tabela 4.4: Modelo E (ω_m conhecida): alimentação seis degraus

real (Figura 4.6e). Observa-se que o pico inicial na estimação de l_s é de 30% quando a estimação é em 60Hz (Figura 4.5d) e de aproximadamente 219% na frequência de 10Hz (Figura 4.6d). De uma maneira geral os resultados de estimação são piores em baixas velocidades, quando comparados aos resultados em altas velocidades. Os parâmetros cujas estimativas sofrem menos influência da velocidade são a própria velocidade e σl_s . Comparando-se as Figuras 4.6 e 4.7, nota-se a melhoria na estimação quando o sinal de Schroeder é introduzido: consegue-se estimar r_s e τ_r , a ondulação na estimação da velocidade diminui de 10% (Figura 4.6e) para 3% do valor real (Figura 4.7e) e o pico inicial na estimação de l_s diminui para 165% do valor real (Figura 4.7d).

Quando a dimensão do vetor paramétrico é reduzida (isto é, assumindo-se alguma informação *a priori* sobre os parâmetros da máquina), é possível alimentar a máquina com sinais de menor número de harmônicos e ainda obter bons resultados. Mesmo nos casos onde necessita-se de sinais com vários harmônicos (Modelo E) consegue-se obter erros menores nas estimativas, quando se tem informação *a priori* da máquina. Um exemplo está na Tabela 4.4, que mostra os resultados para o modelo em que a velocidade é conhecida (Modelo E). Comparando esta tabela com a Tabela 4.2 observa-se a diminuição tanto nos erros quanto nas variâncias das estimativas, principalmente nos parâmetros r_s e τ_r . Como exemplo, há uma diminuição de 25.83% e de 8.56% nos erros da estimação de r_s e τ_r , respectivamente, quando a frequência é de 10Hz. As variâncias de r_s e τ_r são 221 e 3.2 vezes menor respectivamente, quando a estimação é em 10Hz.

Na Tabela 4.5 estão os resultados para o modelo onde estima-se apenas a velocidade

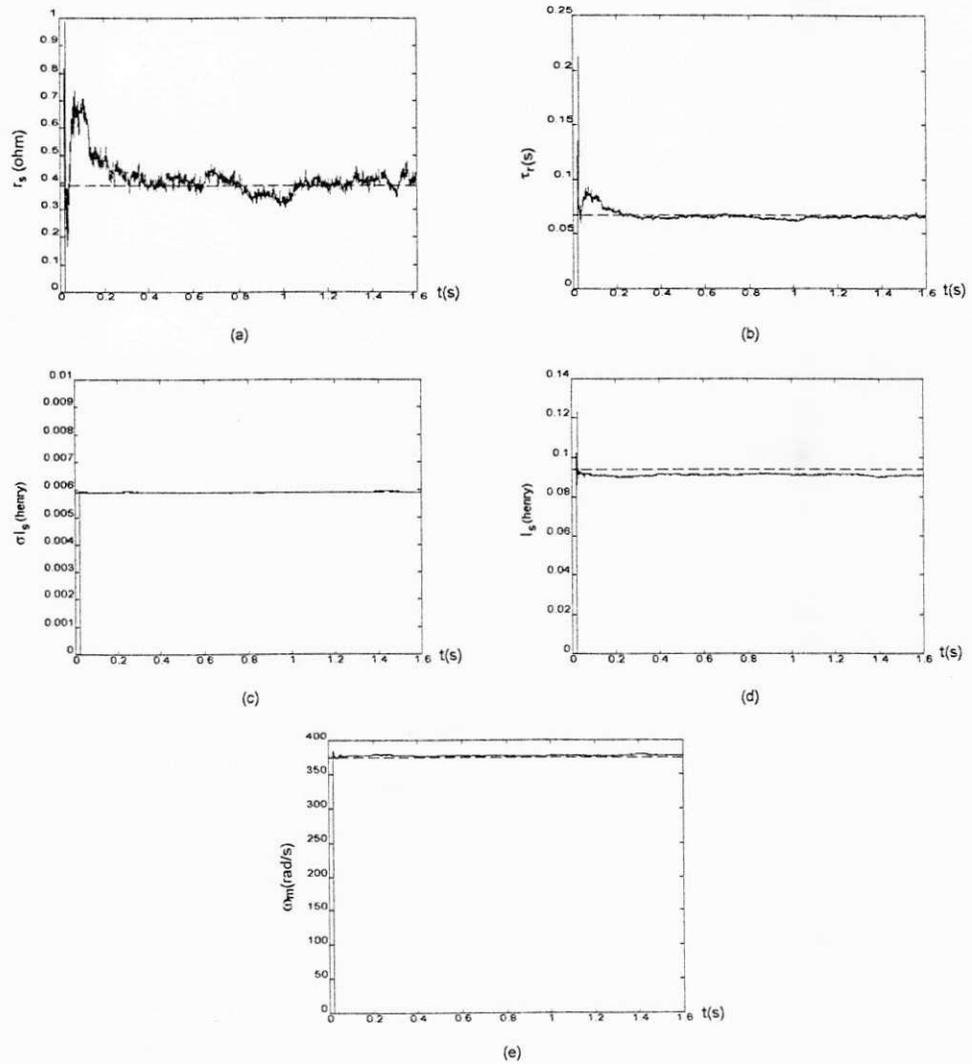


Figura 4.5: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal S3, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

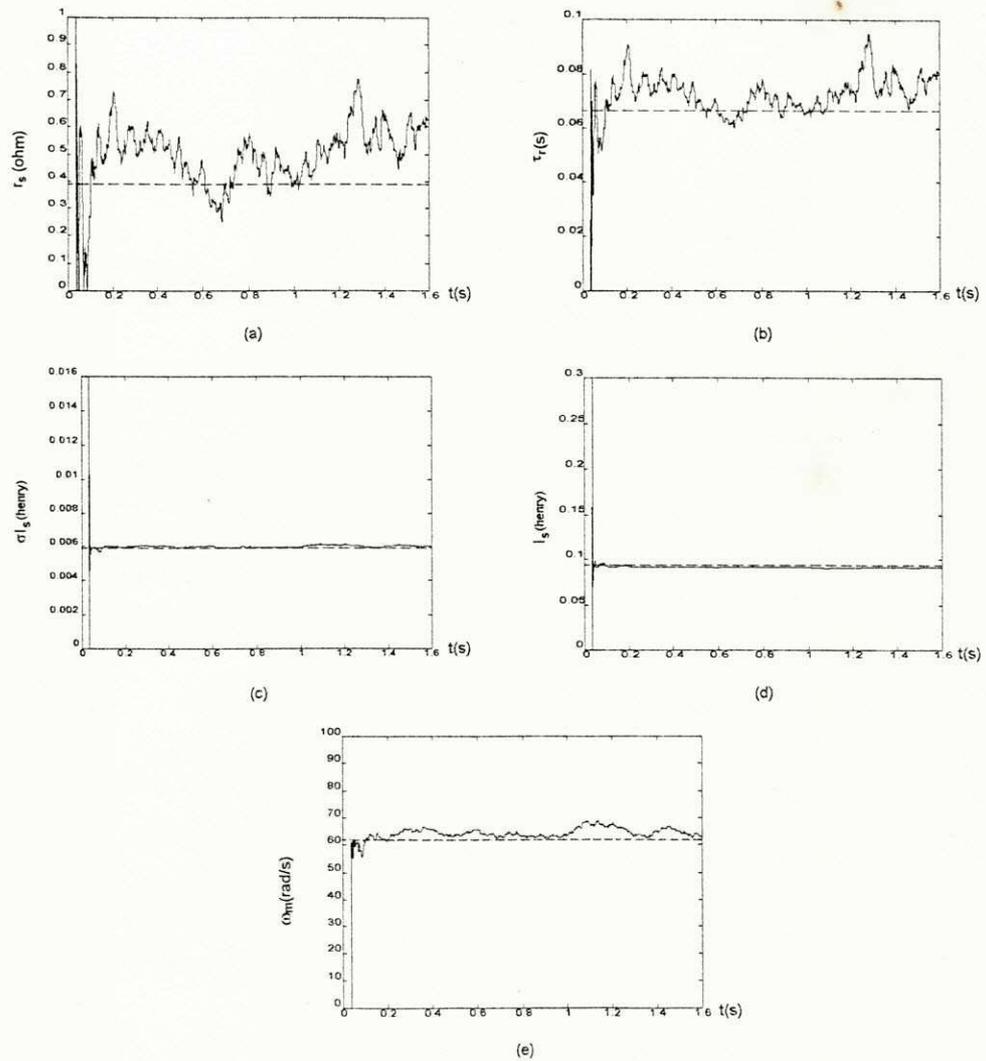


Figura 4.6: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal S3, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

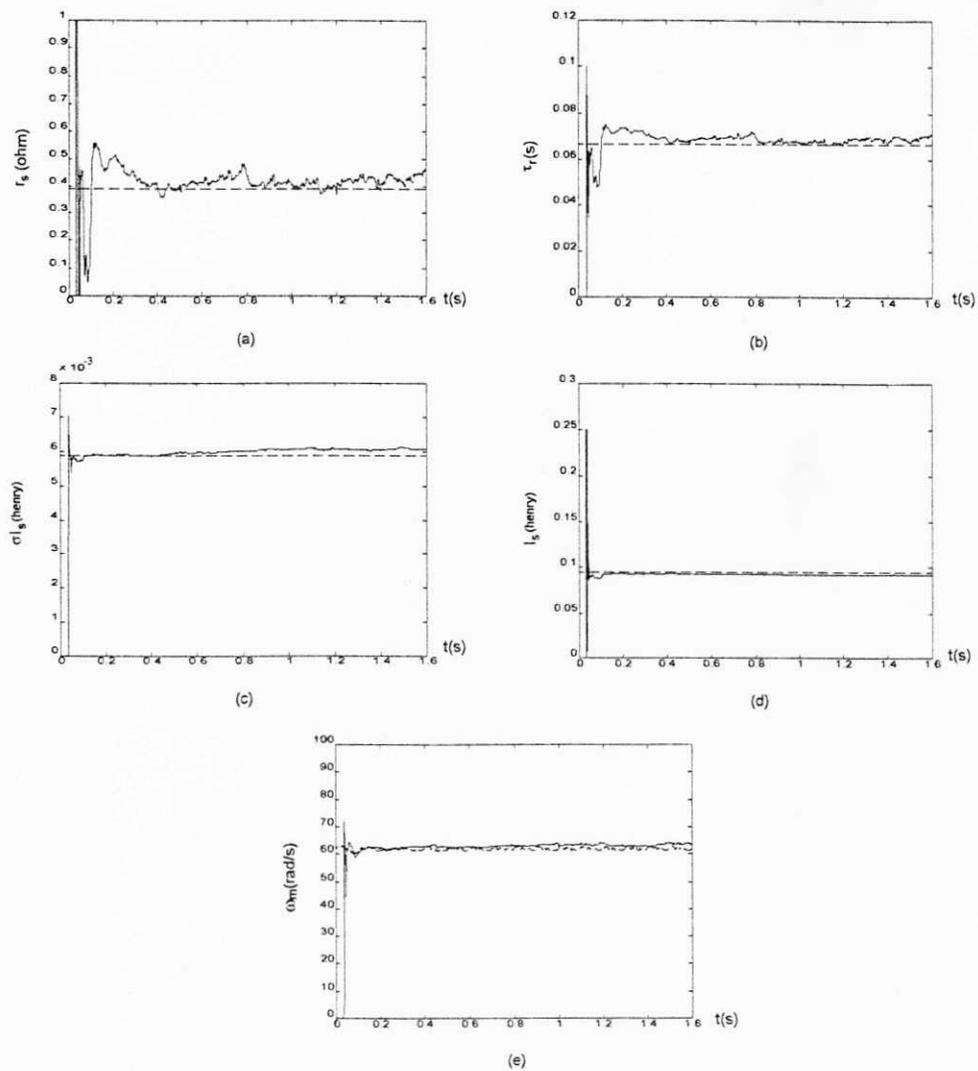


Figura 4.7: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal $S4$, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

Parâmetros		60Hz		10Hz	
θ_i	real	erro (%)	variância	erro (%)	variância
τ_r	0.0667	0.246	5.8×10^{-10}	3.526	6.4×10^{-8}
ω_m	-	0.054	3.4×10^{-10}	0.369	5.1×10^{-7}

Tabela 4.5: Modelo F: alimentação senoidal+Schroeder

e a constante de tempo rotórica (Modelo F). Observa-se que, apesar do sinal utilizado ser $S2$ (com apenas dois harmônicos), os erros nos valores estimados de ω_m e τ_r são pequenos, no máximo 3.5% para a estimação de τ_r em 10Hz. Os resultados em baixa velocidade apresentam erros e variâncias maiores. Os erros alcançam valores até 13.3 vezes maior quando a estimação é em 10Hz. Na Figura 4.8 estão as evoluções no tempo de ω_m e τ_r , quando o Modelo F é utilizado com a alimentação $S2$. O período de amostragem foi $\Delta = 50\mu s$ e o fator de esquecimento $\lambda = 0.999$. Os resultados em velocidade baixa (10Hz) são piores. Como exemplo, observa-se que o tempo de convergência de τ_r é aproximadamente 2.5ms em 60Hz e 90ms em 10Hz. Não há pico inicial na estimação de τ_r em 60Hz, porém em 10Hz há um pico inicial 17% maior que o valor real de τ_r . Observa-se que a ondulação em τ_r na Figura 4.7b é de 5% do valor real, enquanto que na Figura 4.8c é menor que de 1% do valor real. O pico na estimação de τ_r é aproximadamente 33% maior na Figura 4.7b. Estes resultados mostram que as estimativas de ω_m e τ_r com o Modelo F são melhores que com o Modelo B.

A estimação em velocidade nula (Modelo D) é mostrada na Figura 4.9. O sinal utilizado foi $S5$. Este sinal é interessante por manter a máquina parada sem necessidade de meios externos e como tem várias componentes harmônicas, consegue-se estimar os parâmetros com erros pequenos, o que não é possível com os sinais $S3$ e $S4$ nesta velocidade.

Os resultados de estimação da velocidade com os Modelos G e H são mostrados na Tabela 4.6 e na Figura 4.10. Na Tabela 4.6 observa-se que o erro máximo na estimação de ω_m é de 2.9% e ocorre na frequência de 10Hz para o Modelo H, que é não-linear. Na Figura 4.10 estão as evoluções no tempo das estimativas da velocidade nas frequências de 10Hz e 60Hz. Os modelos utilizados foram os Modelos G (10Hz) e H

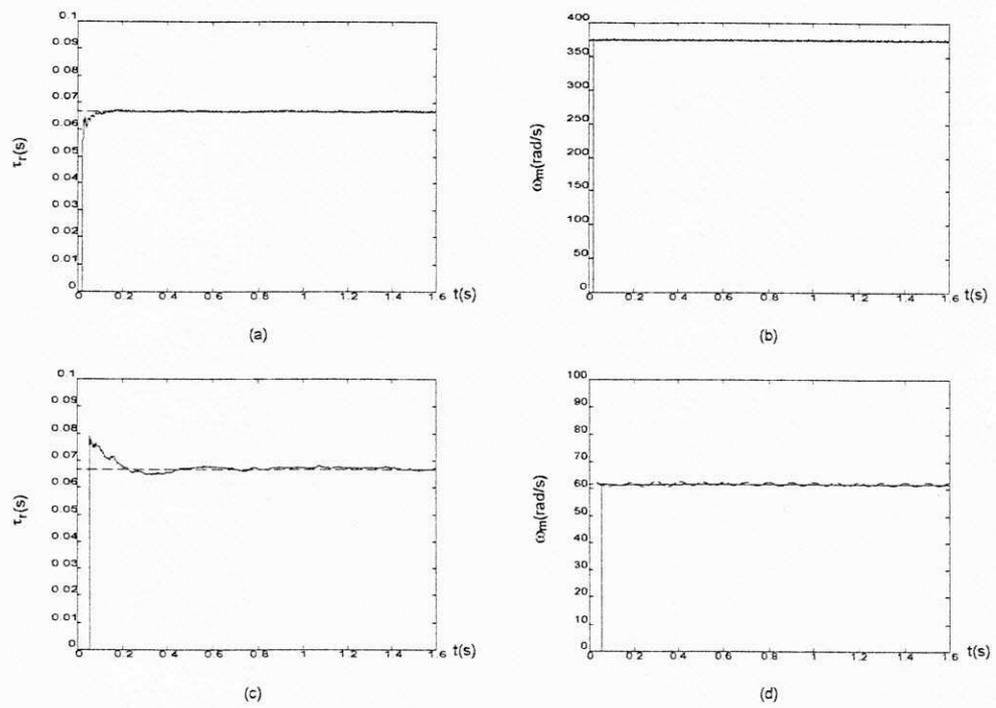


Figura 4.8: Estimação de ω_m e τ_r (Modelo F, sinal S2, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$): a e b) 60Hz; c e d) 10Hz

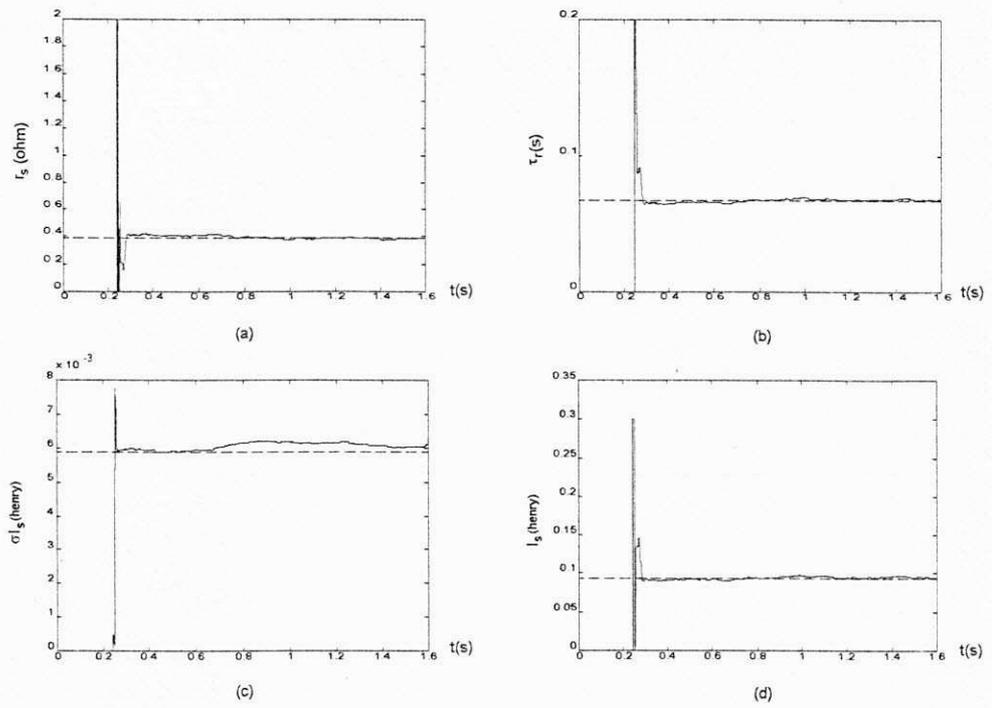


Figura 4.9: Estimação com velocidade nula (Modelo D, sinal S5, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s

θ_i	60Hz				10Hz			
	Modelo G		Modelo H		Modelo G		Modelo H	
	erro (%)	var.	erro (%)	var.	erro (%)	var.	erro (%)	var.
ω_m	0.03	7×10^{-8}	0.68	2×10^{-16}	0.02	7×10^{-8}	2.9	8×10^{-12}

Tabela 4.6: Estimação da velocidade: alimentação senoidal

(60Hz). O período de amostragem foi $\Delta = 50\mu s$ e o fator de esquecimento $\lambda = 0.999$. Comparando-se a Figura 4.10a, onde estima-se somente a velocidade, com a Figura 4.6e, onde estima-se a velocidade com os outros parâmetros, observa-se uma melhoria na estimação. Praticamente não há ondulação na estimação da Figura 4.10a, enquanto na Figura 4.6e a ondulação é de 5% do valor real.

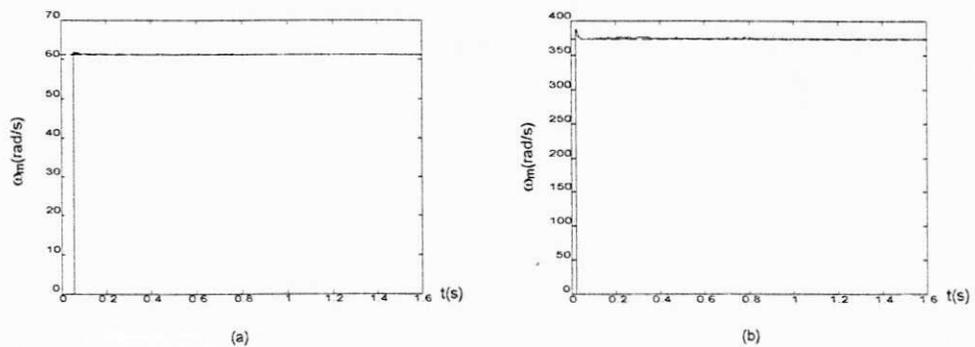


Figura 4.10: Estimação da velocidade (sinal S1, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$): a) Modelo G (10Hz); b) Modelo H (60Hz)

Na Tabela 4.7 e Figura 4.11 estão os resultados de estimação da constante de tempo rotórica utilizando os Modelos I e J. Observa-se na Tabela 4.7 que não se consegue estimar τ_r com o Modelo J, quando a alimentação é S1. Os erros e as variâncias aumentam com a diminuição da velocidade. Nas Figuras 4.11c e 4.11d, observa-se que, com a alimentação S2, é possível estimar τ_r utilizando o Modelo J, mesmo em baixas velocidades.

θ_i	60Hz				10Hz			
	Modelo I		Modelo J		Modelo I		Modelo J	
	erro (%)	var.	erro (%)	var.	erro (%)	var.	erro (%)	var.
τ_r	1.03	1×10^{-8}	10.6	0.072	7.9	7×10^{-8}	20	0.283

Tabela 4.7: Estimação da constante de tempo rotórica: alimentação senoidal

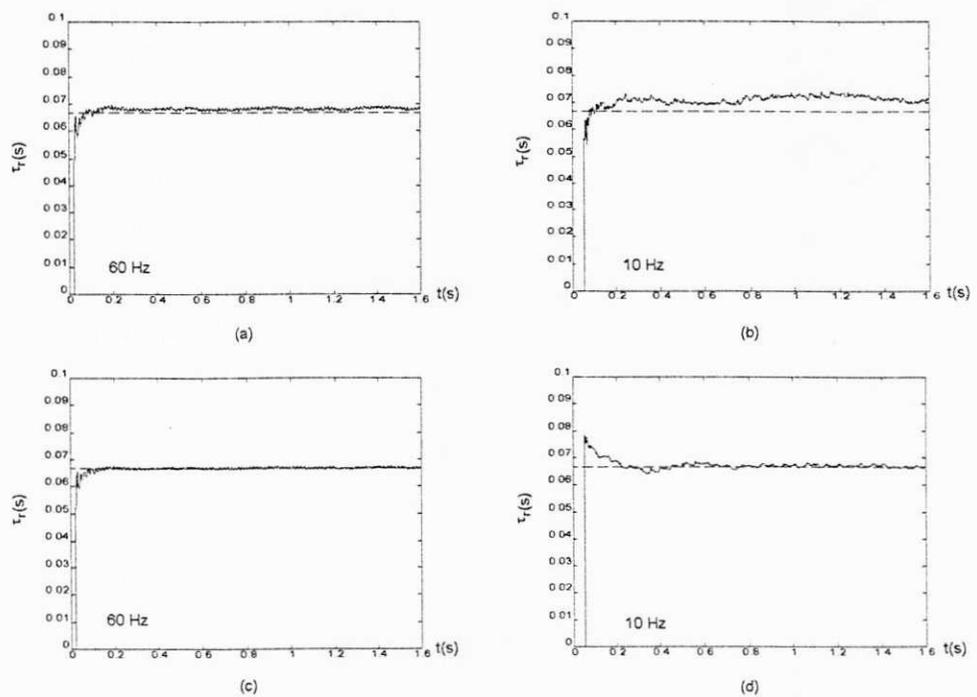


Figura 4.11: Estimação de τ_r ($\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$): a) e b) Modelo I: sinal S1; c e d) Modelo J: sinal S2

4.3 Influência do período de amostragem

A definição do período de amostragem é baseada no comportamento dinâmico do modelo discreto da máquina que será utilizado na implementação dos algoritmos de estimação.

O comportamento dinâmico do sistema é caracterizado pelos pólos da função de transferência. Em [41] é desenvolvida uma metodologia para determinar o período de amostragem de uma máquina genérica, baseada no comportamento dos pólos da máquina assíncrona para toda a faixa de velocidade, desde a partida até a velocidade nominal. Segundo esta metodologia, o período de amostragem para a máquina utilizada nos estudos de simulação deve ser menor ou igual a $500\mu s$.

Como neste trabalho há um interesse na estimação dos parâmetros contínuos da máquina assíncrona, o período de amostragem escolhido é bem menor que $500\mu s$. Na Tabela 4.8 mostram-se os parâmetros discretos, para três períodos de amostragem, e os parâmetros contínuos equivalentes quando $\omega_m = 375.25 \text{ rad/s}$. Nesta tabela $\Delta = 0$ indica o período correspondente ao intervalo de integração de $5\mu s$ utilizado na resolução das equações do modelo dinâmico da máquina. Observa-se que alguns parâmetros, aqueles associados a τ_r (f_{0a} e h_{0a}), variam cerca de quase 90% em relação aos parâmetros contínuos quando $\Delta = 200\mu s$. Baseado nesta observação e nos dados da Tabela 4.8, escolheu-se o período de amostragem de $50\mu s$ para os algoritmos nos quais utiliza-se aproximação de primeira ordem, ou seja, naqueles onde os parâmetros contínuos são considerados iguais aos discretos. A exceção ocorre para os modelos de estimação somente da velocidade, onde consegue-se estimar com períodos de amostragem de até $200\mu s$. No Modelo B, no qual é utilizada aproximação de segunda ordem, é possível estimar alguns parâmetros contínuos com amostragem de $200\mu s$.

Um outro aspecto em relação ao período de amostragem é o erro de estimação. Na Tabela 4.9 são mostrados os resultados de estimação dos parâmetros discretos para três períodos de amostragem. Observa-se que os erros e variâncias da estimação aumentam com o aumento do período de amostragem. Na Tabela 4.10 estão os resultados de estimação para os parâmetros contínuos equivalentes aos três períodos de amostragem

Δ	f_{1a}	f_{1b}	f_{0a}	f_{0b}	h_{1a}	h_{1b}	h_{0a}	h_{0b}
0s	-304.9	-375.2	-990.8	-24787	169.4	0.0	2540	63556
50 μ s	-306.1	-370.8	-1214	-24589	168.1	0.0059	3112	63048
100 μ s	-307.2	-366.3	-1432	-24389	166.9	0.0233	3671	62535
200 μ s	-309.4	-357.5	-1855	-23988	164.5	0.0920	4756	61507

Tabela 4.8: Parâmetros contínuos e discretos: $\omega_m = 375.25 \text{ rad/s}$

θ_i	$\Delta = 50\mu\text{s}$		$\Delta = 100\mu\text{s}$		$\Delta = 200\mu\text{s}$	
	erro (%)	variância	erro (%)	variância	erro (%)	variância
f_{1a}	0.797	4.0×10^{-5}	1.640	9.0×10^{-5}	6.276	1.1×10^{-4}
f_{1b}	0.094	4.0×10^{-5}	1.329	9.0×10^{-5}	5.112	1.1×10^{-4}
f_{0a}	60.30	0.9551	65.61	0.1325	43.50	0.1537
f_{0b}	8.221	0.9551	10.46	0.1325	8.581	0.1537
h_{1a}	0.176	6.0×10^{-6}	1.450	1.1×10^{-4}	6.341	2.1×10^{-4}
h_{1b}	4.765	6.0×10^{-6}	5.100	1.1×10^{-4}	7.038	2.1×10^{-4}
h_{0a}	3.387	0.0324	4.447	0.050	6.999	0.051
h_{0b}	0.599	0.0324	1.879	0.050	3.443	0.051

Tabela 4.9: Modelo A: alimentação seis degraus+Schroeder

da Tabela 4.9. Observa-se que os erros na estimação dos parâmetros discretos são menores que os erros na estimação dos parâmetros contínuos equivalentes (r_s obtido de f_{0b} , τ_r de h_{0a} , σl_s de h_{1a} , l_s de f_{1a} e ω_m de f_{1b}), a exceção dos parâmetros f_{0a} e f_{0b} que não são estimados com boa precisão quando o ruído é de 20%. Isto é de se esperar uma vez que os parâmetros contínuos são obtidos através de aproximações e transformações a partir dos parâmetros discretos. O parâmetro que melhor se consegue estimar com amostragem de 200 μ s é a velocidade.

Na Figura 4.12 é mostrada a evolução no tempo do parâmetro σl_s para três períodos de amostragem diferentes. Observa-se que o tempo de convergência da estimação (tempo correspondente ao intervalo medido a partir do início da execução do algoritmo até o instante em que o parâmetro atinge 5% do valor real) aumenta à medida que o

θ_i	$\Delta = 50\mu s$	$\Delta = 100\mu s$	$\Delta = 200\mu s$
	erro (%)	erro (%)	erro (%)
r_s	3.974	5.640	9.265
τ_r	2.332	4.510	7.512
σl_s	0.155	1.610	6.551
l_s	2.890	2.423	6.300
ω_m	0.639	0.480	0.216

Tabela 4.10: Modelo B: alimentação seis degraus+Schroeder

período de amostragem aumenta. Com período de amostragem de $50\mu s$ o tempo de convergência é de 2ms, enquanto que com período de $200\mu s$ é de aproximadamente 37ms.

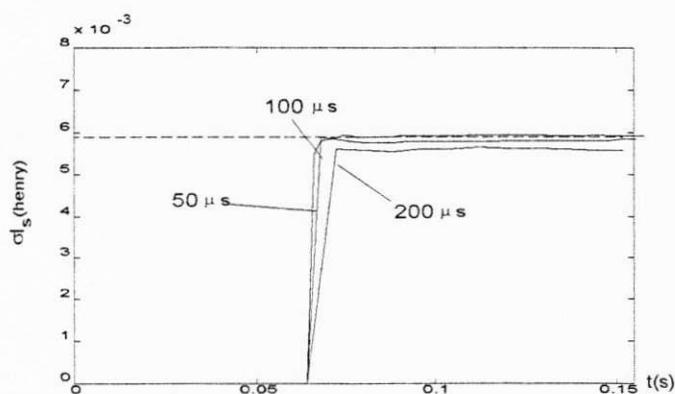


Figura 4.12: Estimação de σl_s em três período de amostragem diferentes (Modelo B): sinal S3; $\omega_m = 375.2 \text{ rad/s}$

4.4 Influência do filtro

O projeto do filtro depende basicamente de dois fatores: a ordem do sistema e o ponto de operação da máquina. Como necessita-se no máximo da derivada de segunda ordem, optou-se por um filtro de terceira ordem.

O filtro discreto foi projetado a partir do filtro contínuo, cuja função de transferência é

$$F(s) = \frac{\omega_n^3}{(s + \omega_n)^3} \quad (4.4)$$

Conforme discutido no Capítulo 2, é possível eliminar-se os zeros que surgem devido ao processo de discretização quando os modelos estão em δ . Então, discretiza-se (4.4) em δ e elimina-se os zeros, resultando na função de transferência mostrada em (4.5), onde os parâmetros dependem da frequência de corte escolhida e do período de amostragem. A eliminação dos zeros praticamente não tem influência (pelo menos na região de interesse) na resposta em frequência do filtro discreto em relação ao contínuo, como mostrado na Figura 4.13. A diferença maior está nos diagramas de fase. Porém, como todos os sinais são processados por filtros idênticos, todos terão o mesmo defasamento o que não influi nos resultados de estimação.

$$F(\gamma) = \frac{f_0}{(\gamma + f_1)^3} \quad (4.5)$$

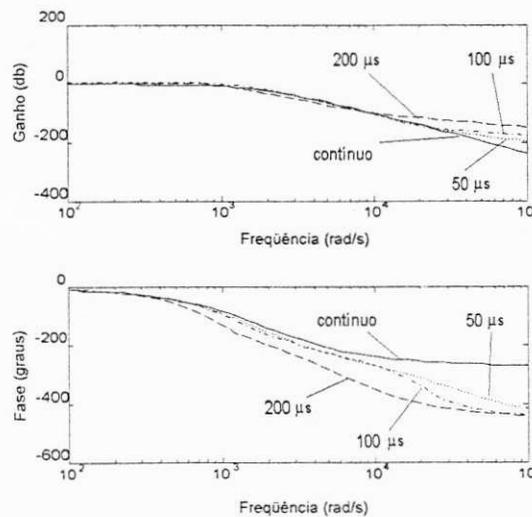


Figura 4.13: Diagrama de Bode dos filtros contínuos e discretos equivalentes: $\omega_n = 377 \text{ rad/s}$

A escolha da frequência de corte do filtro depende da frequência de alimentação

da máquina. Para todos os casos, escolheu-se uma frequência de corte cinco vezes maior que a frequência de operação da máquina. Na Figura 4.14 estão os diagramas de Bode (somente amplitude) do filtro e da máquina para uma frequência de alimentação da máquina $\omega_s = 377 \text{ rad/s}$. Observa-se que o filtro deixa passar toda a informação importante do processo (faixa antes da frequência de corte), eliminando apenas o ruído de alta frequência.

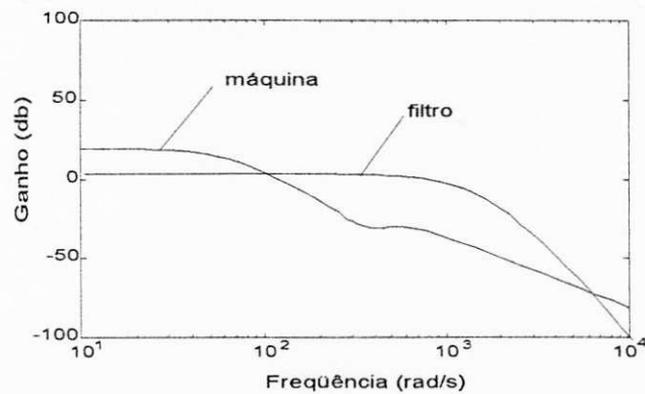


Figura 4.14: Diagrama de Bode do filtro discreto ($\Delta = 50\mu s$) e da máquina: $\omega_s = 377 \text{ rad/s}$

O filtro discreto é implementado na forma canônica do controlador de modo a ser possível obter-se as derivadas dos sinais filtrados, como mostra a Figura 4.15.

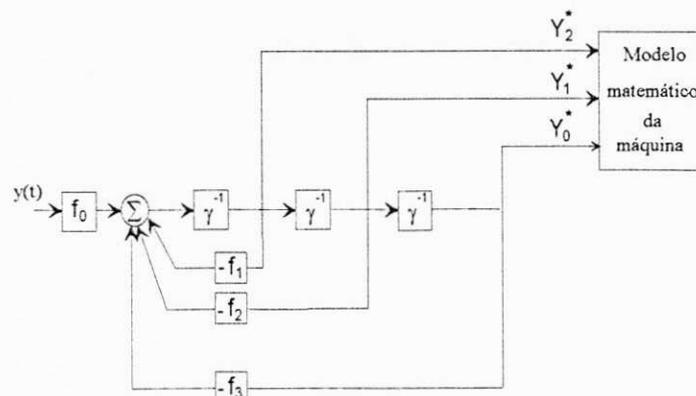


Figura 4.15: Implementação do filtro discreto na forma canônica do controlador

Embora exista um certo grau de liberdade na escolha dos parâmetros do filtro, observou-se que a frequência de corte tem influência no tempo de convergência das estimativas. Na Figura 4.16 é mostrada a estimação da velocidade com filtros de frequências de 40π rad/s e 100π rad/s. O período de amostragem é de $50\mu s$ e o fator de esquecimento $\lambda = 0.999$. Observa-se que quanto menor é frequência de corte maior é o tempo de convergência.

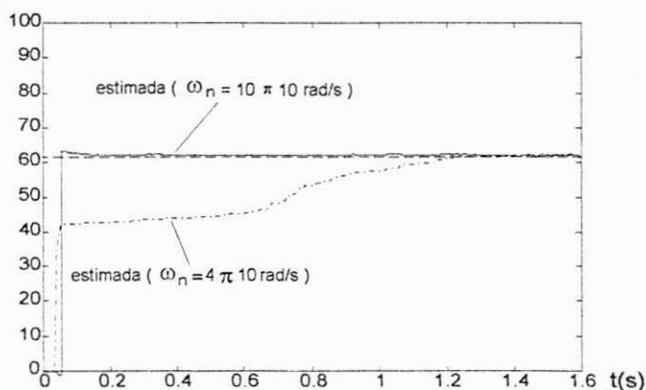


Figura 4.16: Estimação de ω_m com filtros de frequências de corte diferentes: alimentação senoidal, $\Delta = 100\mu s$

4.5 Conclusão

Neste capítulo apresentaram-se os resultados de simulação para os modelos de estimação descritos no Capítulo 3. Os principais aspectos considerados foram: influência dos sinais e da frequência nos valores estimados; influência do período de amostragem e do filtro de obtenção das derivadas. Observou-se que em todos os modelos os erros e variâncias da estimação aumentam em velocidades baixas. Este efeito é maior na estimação de r_s e τ_r . Foi possível obter erros menores quando o sinal de Schroeder foi adicionado à onda seis degraus. A estimação dos parâmetros em velocidade nula com o Modelo D é possível se o sinal de alimentação for S5. A precisão da estimativa melhora quando utilizam-se os modelos em que há conhecimento *a priori* dos parâmetros. No modelo de estimação de ω_m e τ_r é possível estimar-se com o sinal S2. Na estimação só

de ω_m ou só de τ_r consegue-se estimar com o sinal $S1$. Porém a estimação de τ_r com o Modelo J (não-linear) foi possível somente com alimentação $S2$.

Os sinais de alimentação descritos neste trabalho podem ser utilizados da seguinte maneira: para velocidades altas (acima de 30Hz), pode-se usar o sinal $S3$ com os modelos A, B, C e E; para frequências entre 30Hz e 10Hz pode-se usar o sinal $S4$ com os mesmos modelos; para o modelo F utiliza-se o sinal $S2$; nos modelos de estimação só da velocidade (G e H) ou só de τ_r (I e J) pode-se utilizar o sinal $S1$, a exceção do Modelo J; para estimação em velocidade nula com o Modelo D o sinal a ser utilizado é $S5$.

O procedimento de estimação pode ser caracterizado por duas etapas: a primeira onde estima-se todos os parâmetros com os modelos completos e a segunda onde estima-se os parâmetros de maior interesse (ω_m e τ_r) com os modelos de conhecimento *a priori*, baseados na estimação prévia dos outros parâmetros.

O aumento do período de amostragem tem dois efeitos negativos: um é que os erros e variâncias de estimação aumentam com o período de amostragem, e o outro é que o tempo de convergência aumenta com o aumento da amostragem. Apesar do período de amostragem, os erros na estimação dos parâmetros contínuos geralmente são maiores que os erros nos parâmetros discretos equivalentes. Observou-se que a velocidade e σl_s são os parâmetros que melhor se conseguem estimar, inclusive com período de amostragem de $200\mu s$.

O filtro discreto foi projetado a partir do filtro contínuo equivalente eliminando-se os zeros que surgem devido a discretização. A escolha dos parâmetros do filtro está ligada à frequência de alimentação da máquina. Embora exista um certo grau de liberdade na escolha da frequência de corte do filtro, observou-se que quanto menor é esta frequência maior é o tempo de convergência da estimação.

Capítulo 5

Resultados Experimentais

5.1 Introdução

Neste capítulo apresentam-se os resultados experimentais relativos aos modelos de estimação apresentados no Capítulo 3. Aspectos relacionados a convergência das estimativas, escolha do período de amostragem e influência da alimentação e frequência serão abordados.

Na primeira parte do capítulo descreve-se o sistema de acionamento experimental utilizado neste trabalho. As principais partes que compõem o sistema são descritas de maneira resumida.

Na segunda parte do capítulo os resultados experimentais são apresentados através de curvas e tabelas. Resultados semelhantes aos obtidos via simulação são apresentados de modo a se poder fazer uma comparação entre eles.

5.2 Sistema de acionamento

O sistema de acionamento utilizado neste trabalho é composto basicamente pelos seguintes sub-sistemas (Figura 5.1):

- retificador trifásico não-controlado;
- inversor trifásico à transistores bipolares;
- uma máquina assíncrona com sensores de corrente, tensão e posição angular;
- um microcomputador PC-486-DX2-66MHz com placas de interface para aquisição de dados e envio de sinais de comando para o inversor.

Através do retificador trifásico não-controlado é obtida a fonte CC que alimenta o inversor de tensão. O retificador é constituído por uma ponte retificadora trifásica, filtro e um circuito de controle da sobretensão no barramento CC (TD e RD), comumente chamado de chaveador.

A máquina assíncrona é alimentada através de um inversor trifásico a transistores bipolares (Figura 5.1). A característica principal do inversor é a possibilidade de alimentar a máquina com tensão de amplitude e frequência variáveis.

As correntes e tensões de fase da máquina são medidas através de sensores de efeito Hall. Estes dispositivos fornecem medições precisas em uma ampla faixa de frequência e garantem isolamento galvânica entre os circuitos de alta e baixa potência. A tensão de saída dos sensores é enviada a filtros anti-aliasing de forma que o sinal seja reconstruído após a amostragem. As tensões de saída do filtro são convertidas através de conversores analógico-digitais. Neste trabalho empregaram-se 4 conversores A/D (10 bits/25 μ s), dois para as medições de correntes (i_{sa} , i_{sb}) e dois para as medições de tensões (v_{sa} , v_{sb}). As outras correntes e tensões (i_{sc} , v_{sc}) são obtidas considerando-se que o sistema trifásico é equilibrado. Nas Figuras 5.2 e 5.3 são mostradas as correntes e tensões medidas experimentalmente com período de amostragem de 50 μ s.

A medição da posição angular do eixo do motor é obtida através de um captor ótico. Este captor fornece uma leitura da posição absoluta numa palavra de 9 bits em código Gray. Esta palavra é enviada ao microcomputador e posteriormente derivada para se obter a velocidade angular. Maiores informações sobre o sistema de acionamento utilizado neste trabalho podem ser encontradas em [12].

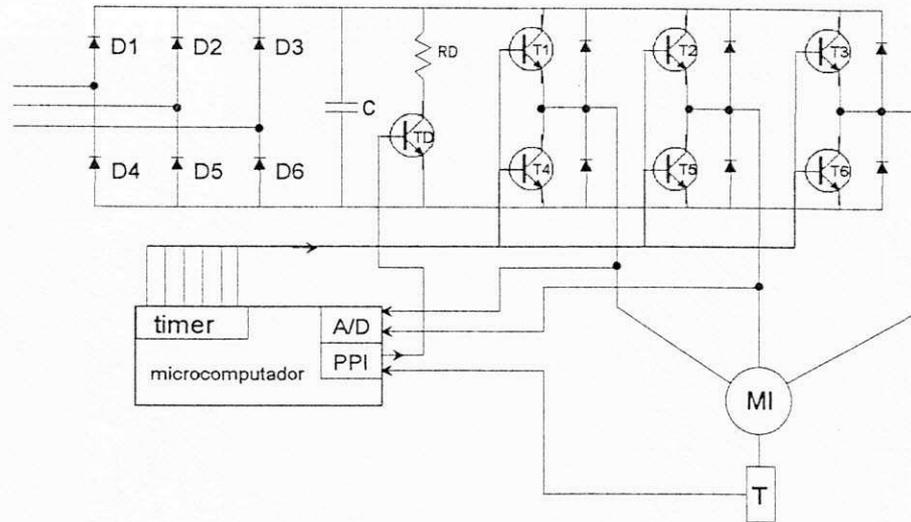


Figura 5.1: Representação do sistema de acionamento

5.3 Resultados experimentais de estimação

Os resultados experimentais foram obtidos utilizando-se os modelos de estimação de parâmetros descritos no Capítulo 3. Procurou-se seguir as mesmas características (sinais de excitação, frequência de alimentação, período de amostragem) apresentadas nos resultados de simulação.

5.3.1 Influência dos sinais de excitação e da frequência na estimação

Na Tabela 5.1 estão os resultados de estimação para as frequências de 60Hz e 30Hz. O modelo de estimação utilizado foi o B. O período de amostragem foi de $50\mu s$. Nesta tabela apresentam-se os valores dos parâmetros obtidos dos testes de rotor bloqueado e em vazio (rbv), os parâmetros estimados, a variância das estimativas e o valor da função de custo que é minimizada (2.42). O número de pontos utilizados foi de $N = 2000$ medições. A função de custo foi calculada a partir de (2.42) e a variância é dada pelos elementos da diagonal principal da matriz P_N (2.57). Todos os valores de variância apresentados nas tabelas devem ser multiplicados por um valor λ_0^* , que representa

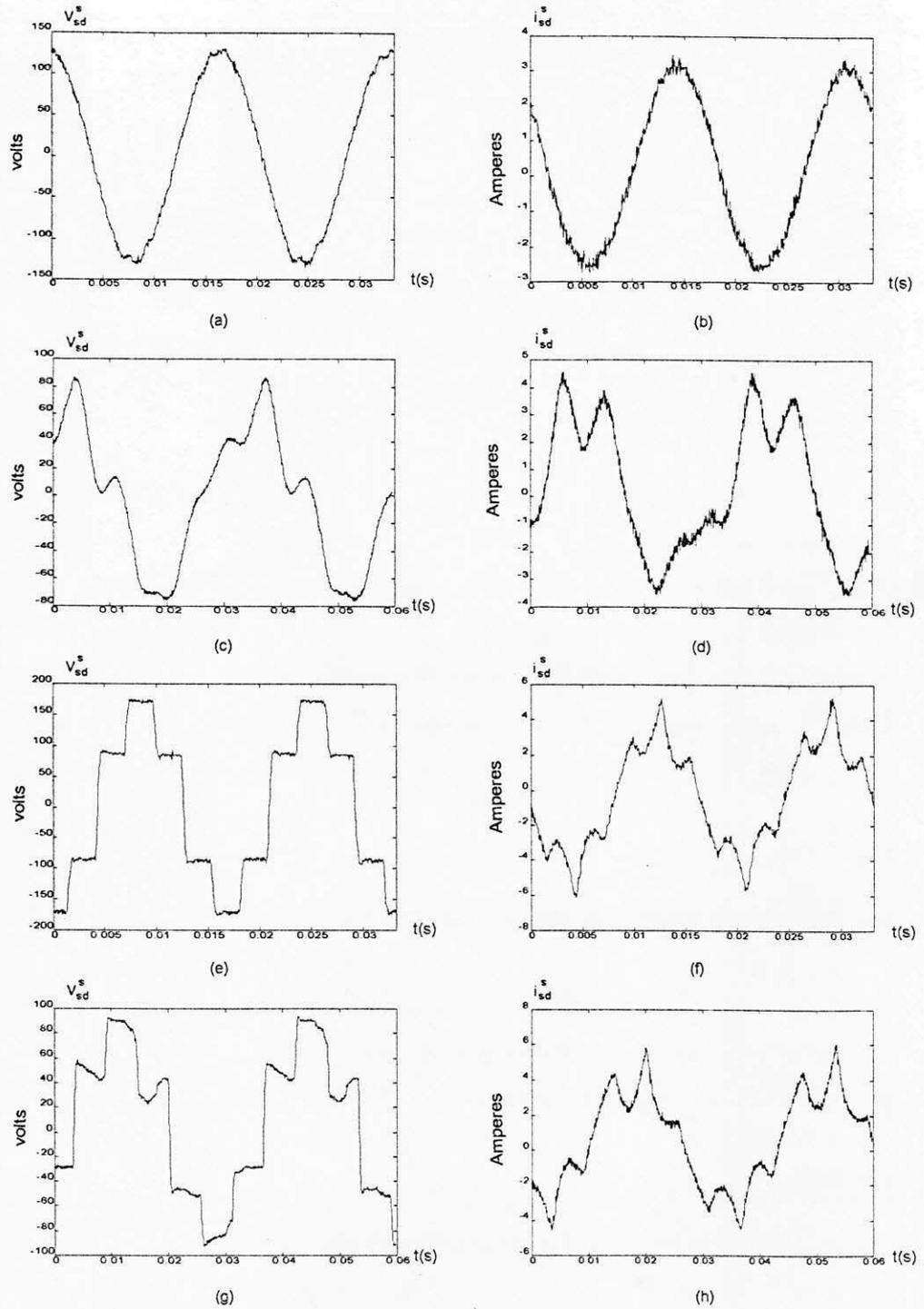


Figura 5.2: Sinais de entrada e saída: a e b) senoide - S1; c e d) senoide+Schroeder - S2; e e f) seis degraus - S3; g e h) seis degraus+Schroeder - S4

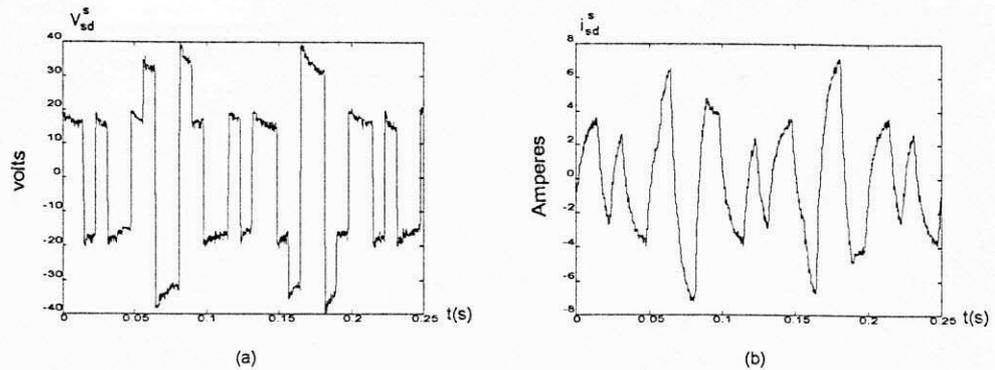


Figura 5.3: Sinais de entrada e saída: a e b) Vetores ativos com média nula - S_5

a variância do ruído de medição após filtragem. Observa-se na Tabela 5.1 que as variâncias aumentam com a diminuição da velocidade. O valor máximo de variância, em 60Hz, ocorre na estimativa de r_s (3.36). Há um aumento de 43% na variância de r_s quando a estimação é na frequência de 30Hz. Observa-se que o valor de r_s estimado em 30Hz com a onda seis degraus é bem diferente do valor medido experimentalmente. A velocidade é o parâmetro que melhor se estima (erro máximo de 2.48%). Observa-se que a função de custo aumenta de 1700% em relação a 60Hz, quando a estimação é feita na frequência de 30Hz.

Na Figura 5.4 estão as formas de onda de y , $\Gamma\hat{\theta}$ e o erro de predição ($y - \Gamma\hat{\theta}$) para os parâmetros estimados na frequência de 60Hz de acordo com os dados da Tabela 5.1 (Figura 5.4a) e para os parâmetros obtidos dos testes de rotor bloqueado e em vazio (Figura 5.4b). Observa-se na Figura 5.4a que o erro de predição é pequeno, em média menor que 5% em relação ao valor de pico de y . Porém, quando utilizam-se os parâmetros dos testes rbv , este erro (médio) de predição aumenta para aproximadamente 13%. Isso mostra que para a frequência de 60Hz os parâmetros da máquina são diferentes daqueles obtidos pelos testes rbv .

Na Tabela 5.2 estão os resultados para o mesmo Modelo B, quando o sinal de Schroeder é sobreposto a onda seis degraus (Figuras 5.2g e 5.2h). Pode-se observar uma diminuição na variância de τ_r (40%) e r_s (43%) em relação aos valores da Tabela 5.1, na frequência de 30Hz. Houve uma redução na função de custo de 11% na frequência de 60Hz e de 91% em 30Hz. O valor de r_s (5.2) na frequência de 30Hz é 10% maior que

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 366\text{rad/s}$			30Hz - $\omega_m = 181\text{rad/s}$		
θ_i	<i>rbv</i>	estimado	variância	custo	estimado	variância	custo
r_s	2.0	2.300	3.36	6.1×10^{-4}	1.27	4.809	1.1×10^{-2}
τ_r	0.0427	0.0112	0.0043	-	0.0146	0.0199	-
σl_s	0.0213	0.0194	3.8×10^{-9}	-	0.0195	5.5×10^{-8}	-
l_s	0.1279	0.1102	1.1×10^{-5}	-	0.1127	4.8×10^{-5}	-
ω_m	-	365.80	1.1×10^{-5}	-	176.5	4.8×10^{-5}	-

Tabela 5.1: Modelo B: alimentação seis degraus

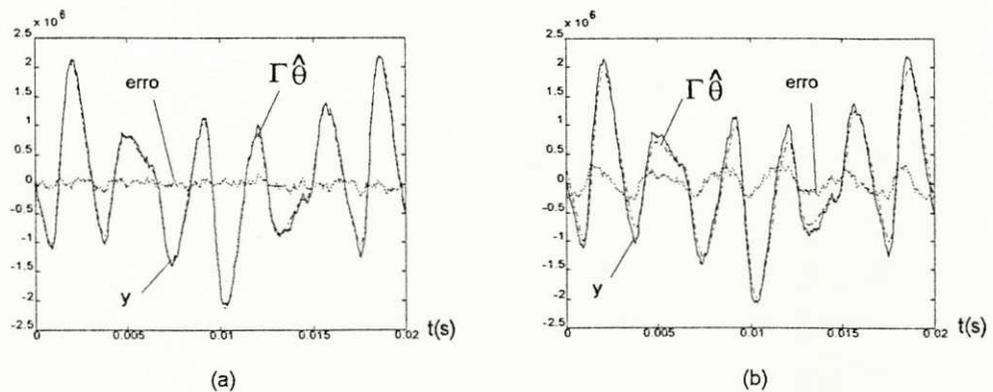


Figura 5.4: Formas de onda de y , $\Gamma \hat{\theta}$ e $y - \Gamma \hat{\theta}$: a) Modelo B, sinal S3, 60Hz, $\Delta = 50\mu\text{s}$; b) parâmetros obtidos dos testes *rbv*

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 366rad/s$			30Hz - $\omega_m = 179rad/s$		
θ_i	rbv	estimado	variância	custo	estimado	variância	custo
r_s	2.0	2.3051	0.6361	5.4×10^{-4}	2.200	2.7234	1.0×10^{-3}
τ_r	0.0427	0.0114	0.0022	-	0.0159	0.0118	-
σl_s	0.0213	0.0194	2.1×10^{-9}	-	0.0195	4.5×10^{-8}	-
l_s	0.1279	0.1100	7.3×10^{-6}	-	0.1152	2.8×10^{-5}	-
ω_m	-	366.84	7.3×10^{-6}	-	177.6	2.8×10^{-5}	-

Tabela 5.2: Modelo B: alimentação seis degraus+Schroeder

o valor dos testes clássicos (rbv). Os valores de l_s e σl_s praticamente não variam para as duas condições de operação. Novamente a velocidade é estimada com boa precisão (erro máximo de 0.78% quando $\omega_m = 179rad/s$).

Nas Figuras 5.5 a 5.7 mostram-se os resultados experimentais para os parâmetros contínuos. O algoritmo utilizado foi o dos mínimos quadrados recursivo, com fator de esquecimento $\lambda = 0.999$ e período de amostragem de $50\mu s$. Como discutido no Capítulo 4, as estimativas em baixa velocidade (10Hz) apresentam picos durante a fase inicial da estimação. Também, observa-se que o tempo de convergência é maior na operação em baixas velocidades. Como exemplo, tem-se um tempo de convergência de $1ms$ (20 amostras) para a estimação da velocidade em 60Hz e $50ms$ (1000 amostras) para a estimação em 10Hz, ou seja, um tempo 71 vezes maior. Observa-se na Figura 5.7 a influência do sinal de Schroeder na estimação de r_s . O valor de r_s estimado com este sinal é em média aproximadamente igual ao valor medido.

Na Tabela 5.3 estão os resultados para o modelo em que a velocidade é conhecida (Modelo E). A alimentação foi seis degraus com frequências de 30Hz e 60Hz, e período de amostragem de $50\mu s$. Observa-se que as variâncias diminuem em relação aos dados da Tabela 5.1. A diminuição é maior para o parâmetro r_s , cerca de 10 vezes menor em ambas as velocidades. O valor da função de custo também diminui, principalmente em velocidade baixa (372% em relação ao valor da Tabela 5.1). Esses dados mostram que as estimações com os modelos em que há informação *a priori* são melhores, em termos do valor da função de custo e das variâncias das estimativas, em relação aos modelos

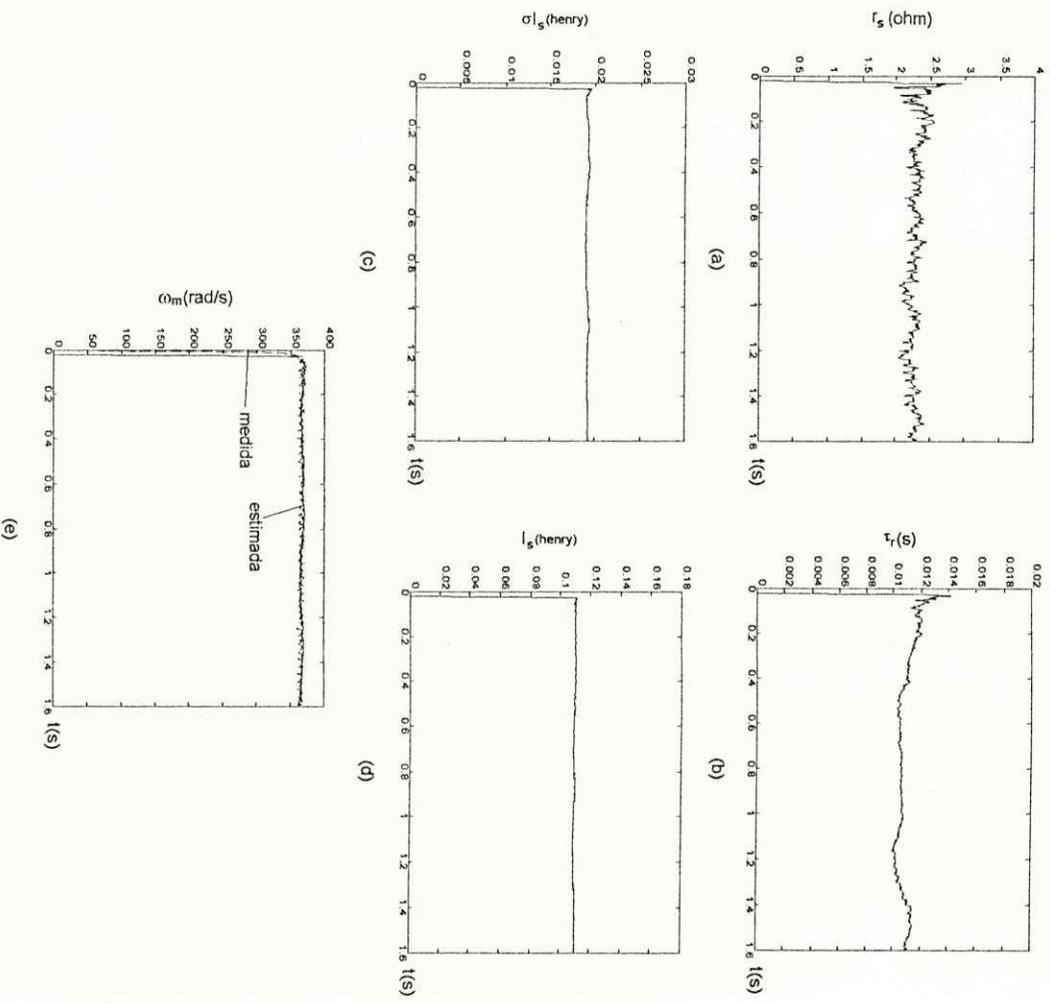


Figura 5.5: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal S3, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

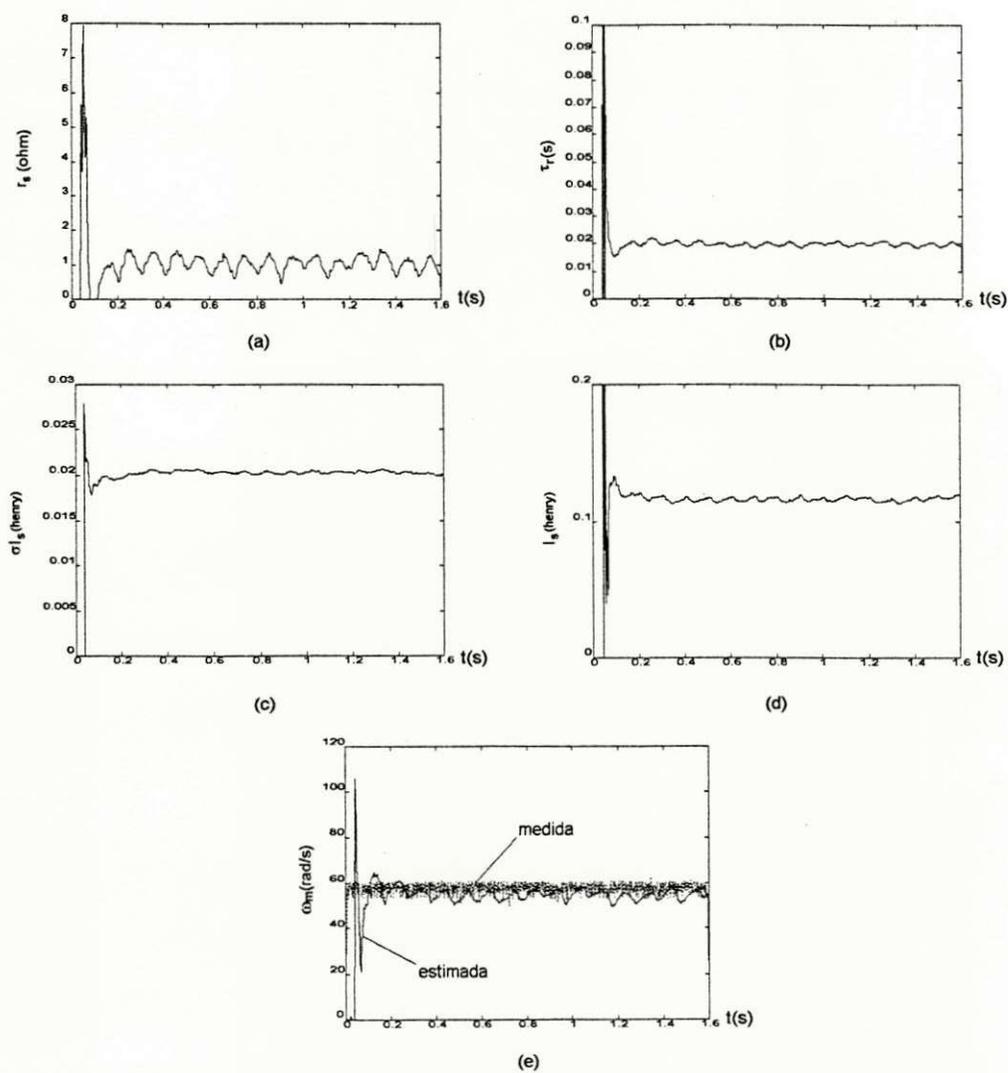


Figura 5.6: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal S3, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

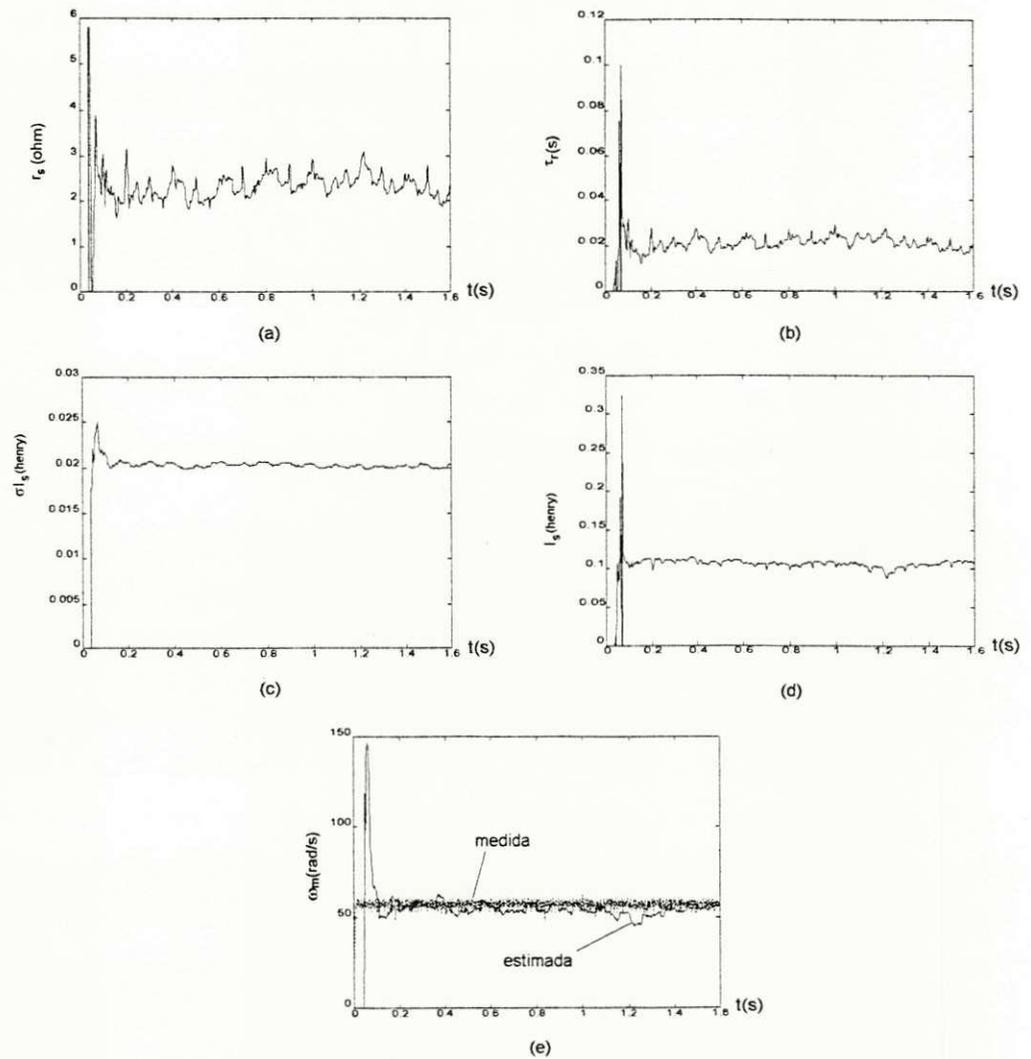


Figura 5.7: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal $S4$, 10Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):
 a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 366\text{rad/s}$			30Hz - $\omega_m = 181\text{rad/s}$		
θ_i	rbv	estimado	variância	custo	estimado	variância	custo
r_s	2.0	2.250	0.3721	5.4×10^{-4}	0.7947	0.5133	6.9×10^{-3}
τ_r	0.0427	0.0109	0.0034	-	0.0140	0.0187	-
σl_s	0.0213	0.0193	1.5×10^{-9}	-	0.0195	2.2×10^{-9}	-
l_s	0.1279	0.1120	7.4×10^{-6}	-	0.1125	3.6×10^{-5}	-

Tabela 5.3: Modelo E (ω_m conhecida): alimentação seis degraus

completos quando as condições de alimentação e frequência são as mesmas. Observa-se que mesmo com esse modelo (E), o valor estimado de r_s é bem diferente do valor dos testes rbv (2.0Ω).

Os resultados de estimação com velocidade nula são mostrados na Figura 5.8. O sinal utilizado foi o S5. O período de amostragem foi de $50\mu s$. Observa-se que os valores dos parâmetros estimados com este modelo (Tabela 5.7) são os que mais se aproximam dos valores obtidos com os testes rbv . Este resultado pode ser justificado pelo fato que a estimação com o Modelo D é obtida em condições de operação da máquina mais próxima do teste de curto-circuito.

Na Tabela 5.4 estão os resultados para o Modelo F, onde estima-se ω_m e τ_r . O sinal de excitação foi S2 com sinal de Schroeder de 5 harmônicos múltiplos da frequência da fundamental da onda senoidal. A amplitude do sinal de Schroeder é de 20% do valor máximo da onda senoidal. Os valores dos parâmetros considerados conhecidos são os da Tabela 5.2 e o período de amostragem de $50\mu s$. Os erros na estimação da velocidade são de 0.1% em 60Hz e 0.63% na frequência de 30Hz. Há um aumento de 27% na função de custo, em relação aos valores de 60Hz, quando a estimação é em 30Hz. O valor de τ_r varia aproximadamente 58% em relação ao valor em 60Hz.

Na Figura 5.9 estão os resultados de estimação de ω_m e τ_r para a frequência de 60Hz. Neste experimento adicionou-se uma resistência externa de 5.6Ω em série aos enrolamentos rotóricos da máquina, em $t = 0.35s$. O tempo de convergência da estimativa ao novo valor de resistência é de aproximadamente 0.35s. Observa-se na Figura 5.9b que a velocidade estimada acompanha o valor medido.

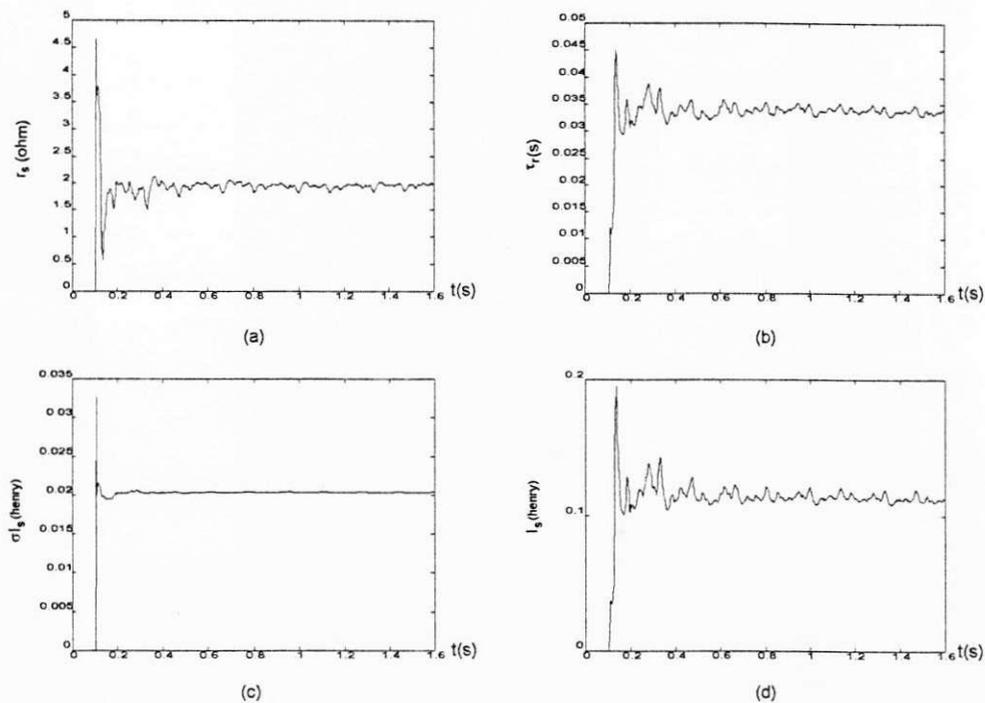


Figura 5.8: Estimação com velocidade nula (Modelo D, sinal S5, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$):

a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s

Parâmetros		60Hz - $\omega_m = 366rad/s$			30Hz - $\omega_m = 181rad/s$		
θ_i	rbv	estimados	variância	custo	estimados	variância	custo
τ_r	0.0427	0.0117	2.7×10^{-8}	2.9×10^{-4}	0.0185	9.8×10^{-8}	3.7×10^{-4}
ω_m	-	366.37	1.2×10^{-7}	-	179.86	4.4×10^{-7}	-

Tabela 5.4: Modelo F: alimentação senoidal+Schroeder

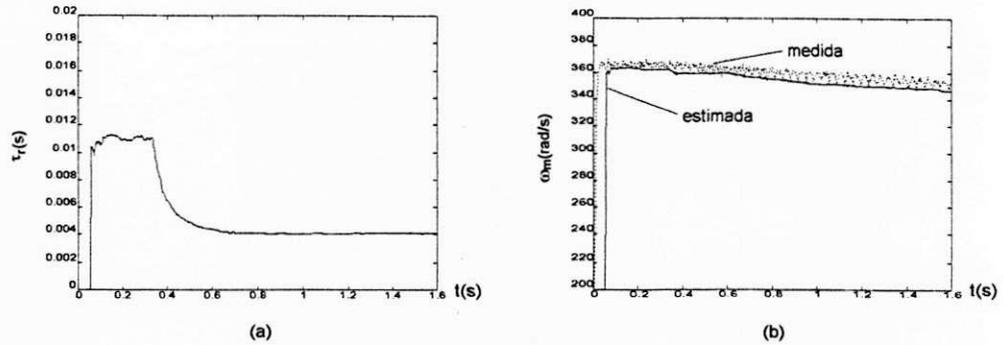


Figura 5.9: Estimação de τ_r e ω_m (Modelo F, sinal S2, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$): a) τ_r ; b) ω_m

Parâmetros		Modelo G			Modelo H		
θ_i	rbv	estimado	variância	custo	estimado	variância	custo
ω_m	359.15	354.3	3.4×10^{-8}	8.0×10^{-3}	349.9	1.9×10^{-13}	3.6×10^{-3}
ω_m	50.73	53.72	1.5×10^{-6}	1.7×10^{-3}	53.48	3.8×10^{-10}	3.5×10^{-3}

Tabela 5.5: Estimação da velocidade: alimentação senoidal - 60Hz e 10Hz

Os resultados de estimação com os Modelos G e H são mostrados na Tabela 5.5. Os valores de τ_r utilizados no Modelo G foram os da Tabela 5.4, e os valores dos outros parâmetros foram retirados da Tabela 5.2. A alimentação da máquina do tipo S1 com período de amostragem de $100\mu s$. Observa-se que os erros na estimativa aumentam com a diminuição da velocidade. Como exemplo, há um aumento no erro de 4.54% no Modelo G e de 2.85% no Modelo H em relação aos valores em 60Hz.

Na Figura 5.10 estão os resultados de estimação de ω_m para várias frequências de alimentação, quando o Modelo H é utilizado. O período de amostragem foi de $\Delta = 100\mu s$, e o fator de esquecimento $\lambda = 0.999$. Observa-se que as estimativas pioram à medida que a velocidade diminui. Porém, consegue-se obter boas estimativas na frequência de 5Hz quando utiliza-se o sinal S3, como pode ser notado na Figura 5.10e.

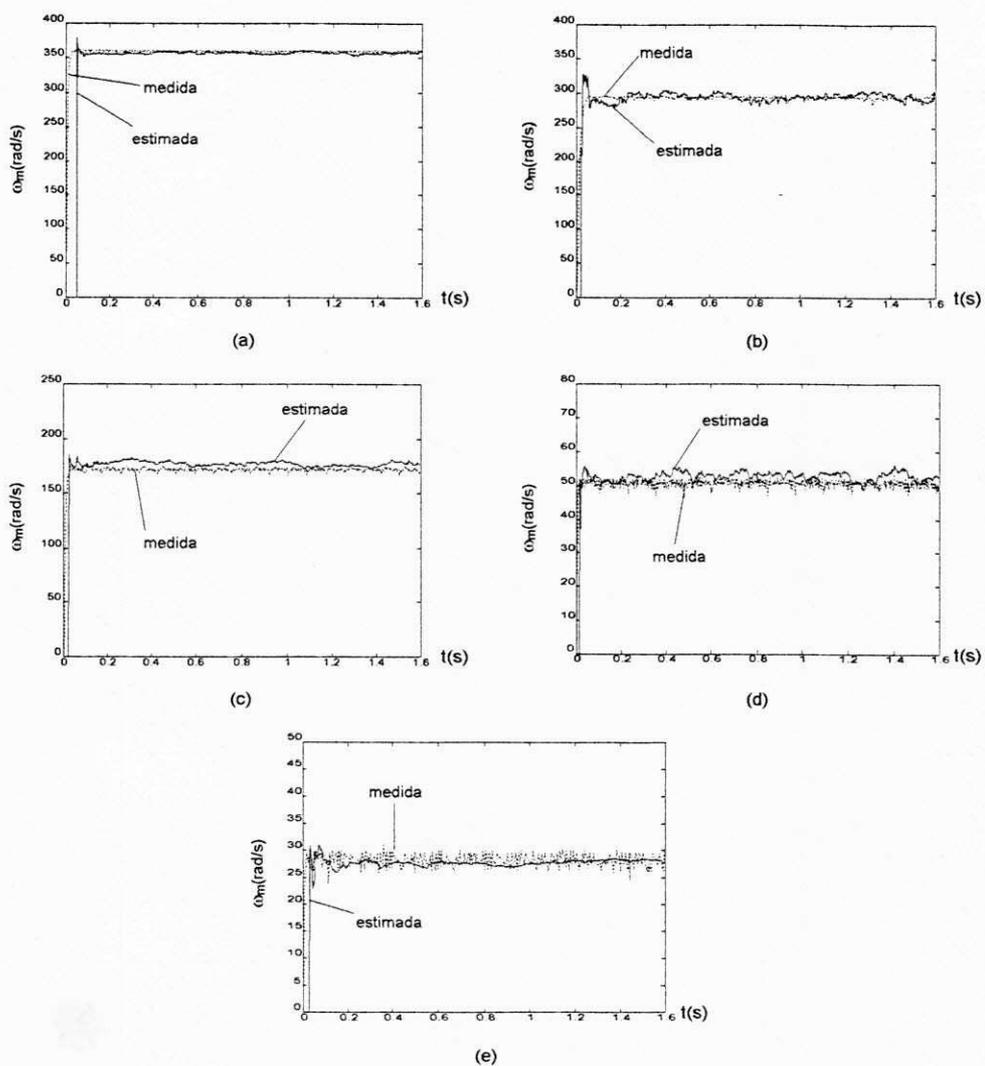


Figura 5.10: Estimação da velocidade (Modelo H, $\Delta = 100\mu\text{s}$, $\lambda = 0.999$): a) $S1 - 60\text{Hz}$; b) $S1 - 50\text{Hz}$; c) $S1 - 30\text{Hz}$; d) $S1 - 10\text{Hz}$; e) $S3 - 5\text{Hz}$

Nas Figuras 5.11a e 5.11b estão a estimação da velocidade quando é feito um transitório na frequência de alimentação de 60Hz-50Hz em $t = 0.35s$, mantendo-se a amplitude da tensão de alimentação constante. Observa-se que o tempo de convergência para o novo valor de velocidade é aproximadamente 0.15s no Modelo H, cerca de 5 vezes menor que o tempo para o Modelo G. Na Figura 5.12 mostram-se os resultados quando a máquina é sujeita ao mesmo transitório, porém o modelo utilizado foi o Modelo B. Observa-se que o tempo de convergência da velocidade ao novo valor é de 4 vezes maior que o tempo observado na Figura 5.11a. Além disso há um transitório na estimação de r_s e τ_r quando a frequência é variada.

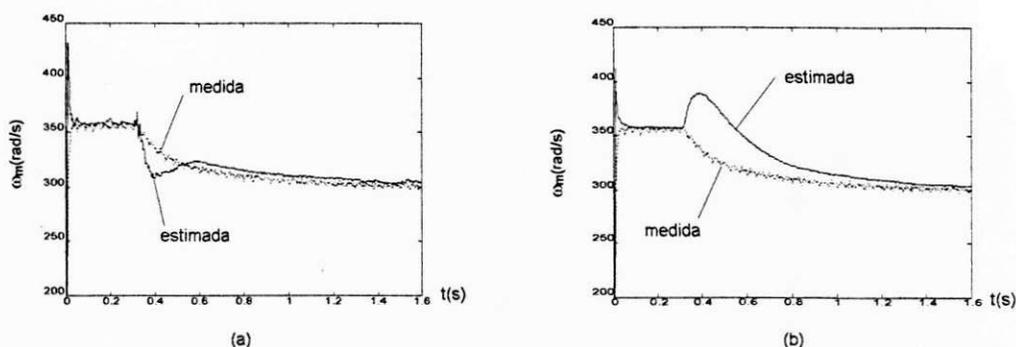


Figura 5.11: Estimação de ω_m (sinal $S1$, $\Delta = 100\mu s$, $\lambda = 0.999$): a) Modelo H; b) Modelo G

Os resultados de estimação de τ_r com os Modelos I e J são apresentados na Tabela 5.6. Os valores dos parâmetros conhecidos foram obtidos da Tabela 5.2. Nas duas frequências o Modelo I apresenta um valor da função de custo de aproximadamente 80% menor que os valores do Modelo J.

Nas Figuras 5.13a e 5.13b estão os resultados de estimação de τ_r para a frequência de 60Hz, quando os Modelos I e J são utilizados. Neste experimento adicionou-se uma resistência externa de 5.6Ω , em $t = 0.35s$, em série com os enrolamentos rotóricos da máquina. O tempo de convergência da estimativa para o novo valor da constante de tempo rotórica é de aproximadamente 0.30s, para o Modelo I e de 0.25s. Comparando-se os Modelos F, I e J observa-se que o tempo de convergência menor é o do Modelo J.

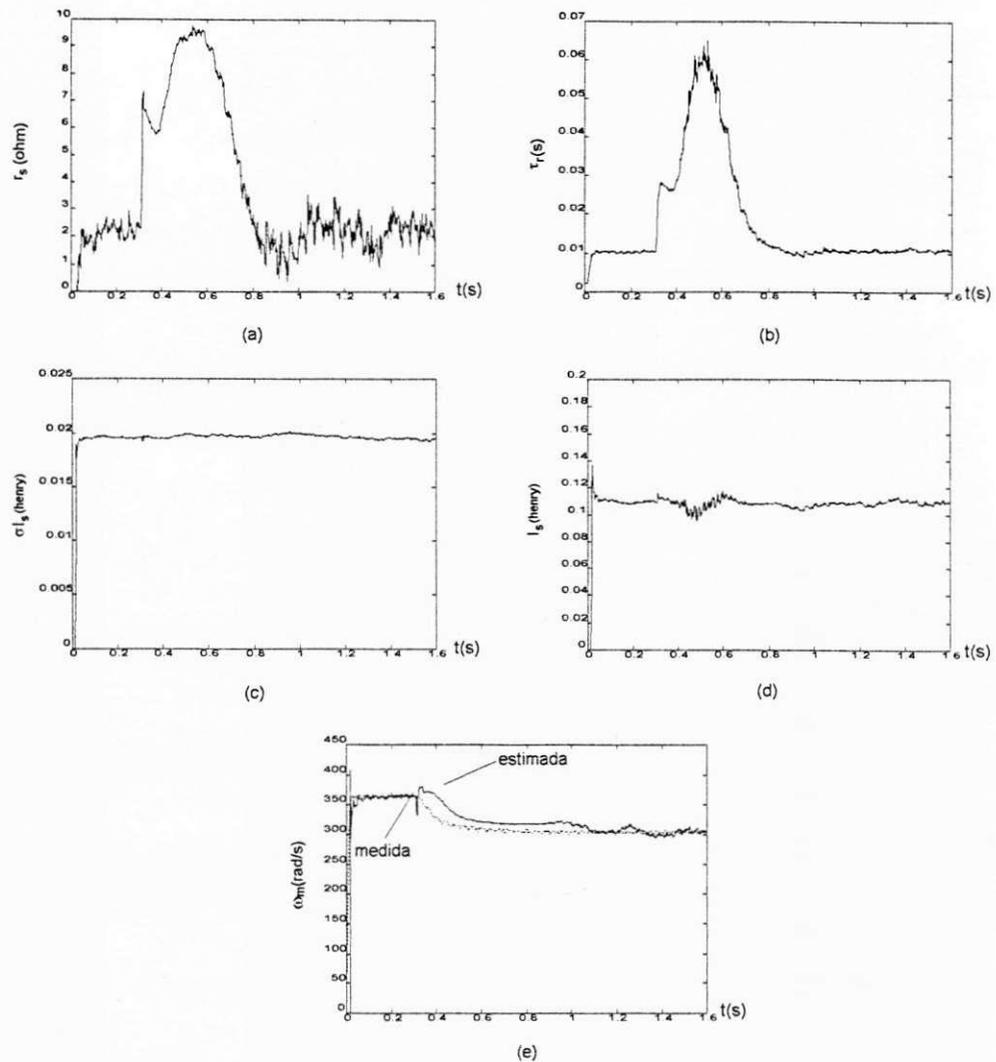


Figura 5.12: Parâmetros estimados (Modelo B, sinal S3, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$): a) r_s ; b) τ_r ; c) σl_s ; d) l_s ; e) ω_m

Parâmetros		Modelo I			Modelo J		
θ_i	rbv	estimado	variância	custo	estimado	variância	custo
$\tau_r - 60\text{Hz}$	0.0427	0.0115	1.0×10^{-7}	3.7×10^{-3}	0.0118	1.0×10^{-14}	1.6×10^{-2}
$\tau_r - 30\text{Hz}$	0.0427	0.0190	3.9×10^{-7}	4.7×10^{-3}	0.0214	1.8×10^{-13}	2.2×10^{-2}

Tabela 5.6: Estimação de τ_r : alimentação senoidal+Schroeder - 60Hz e 30Hz

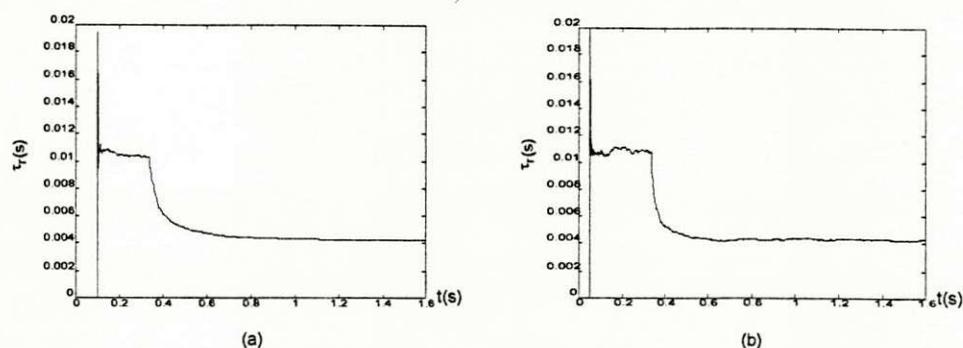


Figura 5.13: Estimação de τ_r (sinal $S2$, 60Hz, $\Delta = 50\mu s$, $\lambda = 0.999$): a) Modelo I; b) Modelo J

Parâmetros		$\omega_m = 0rad/s$	$\omega_m = 181rad/s$	$\omega_m = 366rad/s$
θ_i	rbv	estimado	estimado	estimado
r_s	2.0	2.0	2.20	2.3050
τ_r	0.0427	0.034	0.019	0.0115
σl_s	0.0213	0.0204	0.0195	0.0194
l_s	0.1279	0.1206	0.1152	0.1100

Tabela 5.7: Parâmetros contínuos em três velocidades diferentes: $\Delta = 50\mu s$

Na Tabela 5.7 estão os valores dos parâmetros contínuos estimados em várias velocidades. Os valores de r_s , σl_s e l_s são os da Tabela 5.2 quando a velocidade é diferente de zero. Os valores de τ_r são os da Tabela 5.6 quando a velocidade é diferente de zero. Os valores com velocidade nula foram obtidos com o Modelo D. Observa-se um aumento de 15.25% no valor de r_s quando a velocidade é nula. O parâmetro que sofre maior alteração é a constante de tempo rotórica, aproximadamente 4 vezes menor que o valor dos testes rbv quando a frequência é de 60Hz.

5.3.2 Influência do período de amostragem

No Capítulo 4 observou-se que o tempo de convergência das estimativas aumentam com o aumento do período de amostragem. Nas Figura 5.14 mostram-se as estimações

da velocidade com períodos de amostragem de $50\mu s$ e $100\mu s$. Nestas figuras faz-se um transitório na frequência de alimentação de 60Hz-50Hz em $t = 0.4s$ e 50Hz-60Hz em $t = 1.75s$ na Figura 5.14a e $t = 3.6s$ na Figura 5.14b. Observa-se que o tempo de convergência na transição de 50Hz-60Hz é quase instantâneo para o período de $50\mu s$ e de aproximadamente 0.7s para o período de $100\mu s$. Observa-se, também, que o transitório é mais acentuado no caso de $100\mu s$ em relação à $50\mu s$.

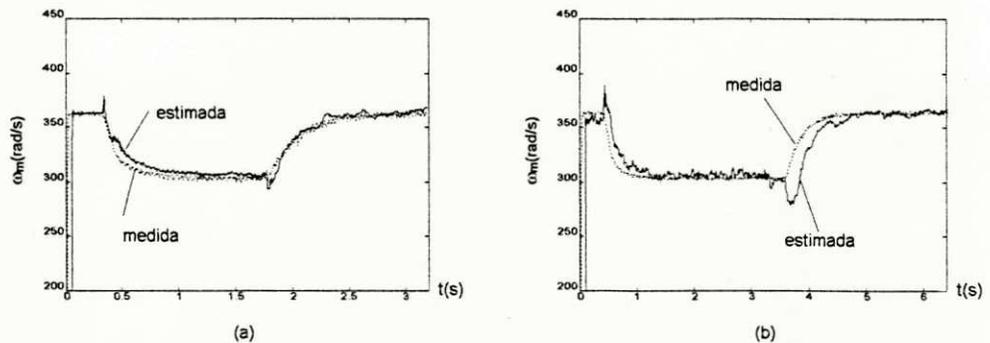


Figura 5.14: Estimação da velocidade (Modelo H, sinal S1, transitório 60Hz-50Hz-60Hz, $\lambda = 0.999$): a) $50\mu s$; b) $100\mu s$

5.3.3 Influência do filtro de obtenção das derivadas

Observou-se que quanto menor é a frequência de corte do filtro maior é o tempo de convergência do algoritmo. Este resultado é comprovado pela Figura 5.15. Nesta figura faz-se um transitório na frequência de alimentação de 60Hz-50Hz em $t = 0.4s$, mantendo-se a amplitude constante. A frequência de corte do filtro utilizado foi de 2 vezes a frequência de 60Hz. Observa-se um tempo de convergência ao novo valor de velocidade de 1.1s. Este valor é de aproximadamente 8 vezes maior que o tempo de convergência observado na Figura 5.11a, onde o valor da frequência de corte é 5 vezes a frequência de 60Hz.

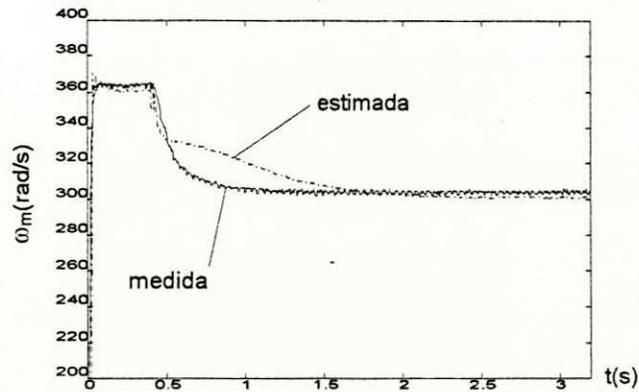


Figura 5.15: Estimação da velocidade: Modelo H, sinal S1, transitório 60Hz-50Hz, $\Delta = 100\mu s$, $\lambda = 0.999$

5.4 Conclusão

Neste Capítulo apresentaram-se os resultados experimentais para os modelos de estimativa apresentados no Capítulo 3. Na primeira parte do capítulo descreveu-se o sistema de acionamento utilizado experimentalmente. Os resultados foram analisados considerando-se os sinais de alimentação, frequência de funcionamento, influência do filtro e período de amostragem. Conclusões semelhantes aos resultados de simulação foram obtidas. Em todos os modelos as variâncias das estimativas aumentam quando a velocidade diminui. As maiores variâncias estão associadas às estimações de r_s e τ_r . Também observou-se um aumento no valor da função de custo em relação aos valores em velocidades altas. As estimativas melhoram quando utiliza-se os modelos com conhecimento *a priori* de alguns parâmetros. Este fato é visivelmente verificado quando há transitórios na frequência de alimentação. Entre os modelos de estimativa somente da velocidade, o Modelo H apresenta tempos de convergência menores após a variação da velocidade. Para o caso onde adiciona-se uma resistência aos enrolamentos rotóricos da máquina, o Modelo J foi o que apresentou menor tempo de convergência após a variação de τ_r . Tanto o aumento do período de amostragem como a diminuição da frequência de corte do filtro aumentam o período de convergência dos algoritmos. Os parâmetros variam com a velocidade, principalmente a constante de tempo rotórica.

Capítulo 6

Conclusão Geral

Desenvolveram-se neste trabalho modelos dinâmicos para estimação de parâmetros e da velocidade da máquina assíncrona. Especificamente estes modelos permitem estimar os parâmetros do modelo discreto da máquina, os parâmetros contínuos básicos σl_s , τ_r , r_s , l_s e a velocidade da máquina. Tais modelos foram formulados a partir da função de transferência corrente-tensão da máquina. Isto permitiu a estimação de parâmetros e velocidade baseada somente em medições das correntes e tensões estatóricas. Os modelos foram desenvolvidos no operador δ em virtude de sua semelhança com o operador de Laplace s , e características numéricas superiores em relação ao operador q . Com os modelos no operador δ foi possível estimar os parâmetros contínuos via modelos discretos.

No Capítulo 1 descreveu-se o operador δ . Mostrou-se algumas de suas características e propriedades. Observou-se que os sistemas discretizados no operador δ tendem para os seus contínuos equivalentes à medida que o período de amostragem tende a zero. O que sugere o uso de uma transformada generalizada que unifica os sistemas contínuos e discretos.

No Capítulo 2 apresentou-se uma revisão bibliográfica sobre estimação de parâmetros. Atenção especial foi dada a estimação de parâmetros de sistemas contínuos. Apresentou-se o método dos mínimos quadrados e suas características.

Particularmente para os modelos estudados observou-se a necessidade do conhecimento das grandezas $\delta^2 i_{sd}$, $\delta^2 i_{sq}$, δi_{sd} , δi_{sq} , δv_{sd} , δv_{sq} . Como as correntes e tensões medidas contêm ruído, várias técnicas para evitar o problema de obtenção dessas grandezas existem na literatura. Dentre elas utilizaram-se neste trabalho filtros lineares. Diferentemente de filtros contínuos, os filtros utilizados foram discretizados no operador δ . Este procedimento evitou a utilização de *hardware* adicional para a obtenção das grandezas relacionadas acima.

No Capítulo 3 descrevem-se os modelos utilizados na estimação de parâmetros. A partir das equações do modelo dinâmico da máquina assíncrona desenvolveu-se a função de transferência corrente-tensão da máquina. Os modelos de estimação de parâmetros e velocidade foram obtidos desta função de transferência. Com esses modelos foi possível estimar os parâmetros somente com medições das correntes e tensões estatóricas da máquina. Desenvolveram-se modelos com ou sem conhecimento *a priori* de outros parâmetros. Atenção especial foi dada aos modelos de estimação da velocidade e constante de tempo rotórica. Os modelos classificaram-se da seguinte forma: Modelo A - estimação de todos os parâmetros discretos da função de transferência corrente-tensão; Modelo B - obtenção indireta dos parâmetros contínuos básicos (σl_s , τ_r , r_s , l_s) e velocidade via aproximação de segunda ordem; Modelo C - obtenção dos parâmetros contínuos e velocidade diretamente através de aproximação de primeira ordem; Modelo D - estimação dos parâmetros contínuos básicos em velocidade nula; Modelo E - estimação dos parâmetros contínuos básicos quando a velocidade é conhecida; Modelo F - estimação de ω_m e τ_r admitindo-se que r_s , σl_s e l_s são conhecidos; Modelo G - estimação de ω_m admitindo-se que r_s , σl_s , l_s e τ_r são conhecidos; Modelo H - estimação de ω_m admitindo-se que r_s , σl_s e l_s são conhecidos; Modelo I - estimação de τ_r admitindo-se que r_s , σl_s , l_s e ω_m são conhecidos; Modelo J - estimação de τ_r admitindo-se que r_s , σl_s e l_s são conhecidos.

No Capítulo 4 os modelos foram estudados, via simulação, considerando-se basicamente os seguintes aspectos: influência dos sinais de excitação e da frequência de alimentação; influência do período de amostragem e filtro de obtenção das derivadas.

Observou-se que os erros e variâncias das estimativas são maiores à medida que a velocidade diminui. Os parâmetros que mais sofrem a influência da velocidade são τ_r e r_s . Isto sugeriu a utilização de sinais ricos em conteúdo harmônico em baixas velocidades.

Mostrou-se que o aumento do período de amostragem tem dois efeitos negativos: um é o aumento do período de convergência dos algoritmos e o outro é o aumento dos erros de estimação. Observou-se que para as mesmas condições de alimentação e período de amostragem os erros nas estimações dos parâmetros discretos são menores que os erros obtidos nos parâmetros contínuos equivalentes.

Observou-se, também, que quanto menor a frequência de corte do filtro discreto utilizado na filtragem das medições maior é o tempo de convergência.

No Capítulo 5 os resultados experimentais foram apresentados. Estes resultados comprovaram que é possível estimar os parâmetros e a velocidade em uma ampla faixa de frequência e com os diversos modelos. Isto sugere o uso de uma combinação dos modelos de modo a se obter o conjunto de parâmetros da máquina da melhor forma possível. Por exemplo, para estimação em altas velocidades poderia se utilizar o Modelo B. Quando a velocidade é conhecida, o modelo utilizado seria o E. Se há interesse somente na estimação da velocidade pode-se utilizar os Modelos G ou H. Mas o Modelo H apresenta tempos de convergência menores durante transitórios na frequência de alimentação. Se o interesse é somente na estimação de τ_r pode-se usar o Modelo I quando a velocidade é conhecida, ou o Modelo J para o caso de não haver informação da velocidade. Em todos os casos os parâmetros devem ser estimados com o sinal conveniente para a faixa de frequência em consideração.

Como estudos complementares que podem dar seqüência a este trabalho destaca-se:

- utilização de métodos de interpolação para se diminuir o período de discretização dos modelos;
- utilização de outros métodos para obtenção das derivadas dos sinais medidos;
- utilização de outros algoritmos de estimação de parâmetros;

- desenvolvimento de outros modelos de estimação de parâmetros e velocidade da máquina e aplicação dos resultados de estimação no acionamento da máquina assíncrona com controle vetorial indireto.

Referências

- [1] C.B. Jacobina, E.B Souza F., and E.R. Silva. Controladores de corrente com motor de indução em campo orientado. In *Proceedings 8th Congresso Brasileiro de Automática*, pages 991–996, Belém, 1990. Sociedade Brasileira de Automática.
- [2] D.W. Novotny and T.A. Lipo. Dynamics of vector control and field orientation. In *Wempec Tutorial Rep.*, pages 45–91, Madison-USA, 1989. University of Wisconsin.
- [3] R. Krishnan and A.S. Bharadwaj. A review of parameter sensitivity and adaptation in indirect vector controlled induction motor drive systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 6(4):695–703, october 1991.
- [4] R. Krishnan and F.C. Doran. Study of parameter sensitivity in high-performance inverter-fed induction motor drive systems. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IA-23(4):623–635, july/august 1987.
- [5] R. Reginatto and J. Rico. An mrac based adaptation scheme for induction motor drives. In *Proceedings Congresso Brasileiro de Eletônica de Potência*, pages 383–388, Uberlândia-MG, 1993. Sociedade Brasileira de Eletrônica de Potência.
- [6] K. Onishi, Y. Ueda, and K. Miyachi. Model reference adaptive system against rotor resistance variation in induction motor drive. *IEEE Transactions on Industry Electronics*, IE-33(3):217–223, august 1986.
- [7] R.D. Lorenz and B.D.Lawson. A simplified approach to continuous on-line tuning of field-oriented induction machine drives. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 26(3):420–424, may/june 1990.

- [8] T.M. Rowan, R.J. Kerkman, and D. Leggate. A simple on-line adaption for indirect field orientation of an induction machine. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 27(4):720–727, july/august 1991.
- [9] S.N. Vukosavié and M.R. Stojié. On-line tuning of the rotor time constant for vector-controlled induction motor in position control applications. *IEEE Transactions on Industry Electronics*, 40(1):130–138, february 1993.
- [10] C.B. Jacobina, A.M.N. Lima, and A.L.R. Medeiros. Linear parameter estimation of an induction machine. In *Proceedings Power Electronics Specialists Conference*, pages 913–918, Seattle-USA, 1993. IEEE.
- [11] C.B. Jacobina and A.M.N. Lima. Linear parameter estimation models for induction machines. In *Proceedings Industry Applications Society Annual Meeting*, Denver-USA, 1994. IEEE.
- [12] Eurico Bezerra de S.F. *Estimação e controle em acionamentos com máquinas assíncronas em campo orientado*. Tese de doutorado, Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Elétrica, june 1993.
- [13] M. Vélez-Reyes, K. Minami, and G.C. Verghese. Recursive speed and parameter estimation for induction machines. In *Proceedings Industrial Applications Society Annual Meeting*, pages 607–611. IEEE, 1989.
- [14] R.H. Middleton and G.C. Goodwin. *Digital control and estimation. A unified approach*. Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, first edition, 1990.
- [15] R.H. Middleton and G.C. Goodwin. Improved finite word length characteristics in digital control using delta operators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-31(11):1015–1021, 1986.
- [16] T. Kailath. *Linear Systems*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1980.
- [17] K.J. Astrom, P. Hagander, and J. Sternby. Zeros of sampled systems. *Automatica*, 20(1):31–38, 1984.

- [18] K.J. Astrom and P. Eykhoff. System identification - a survey. *Automatica*, 7(1):123-162, 1971.
- [19] L. Ljung. *System identification: theory for the user*. Massachusetts Institute of Technology, Englewood Cliffs, New Jersey, first edition, 1987.
- [20] K.J. Astrom and B. Wittenmark. *Adaptive Control*. Addison-Wesley publishing company, New York, second edition, 1989.
- [21] P. Young. Parameter estimation for continuous-time models - a survey. *Automatica*, 17(1):23-39, 1981.
- [22] H. Unbehauen and G.P. Rao. Continuous-time approaches to system identification - a survey. *Automatica*, 26(1):23-35, 1990.
- [23] H. Unbehauen and G.P. Rao. *Identification of Continuous System*, volume 10. North-Holland, New York, N.Y., first edition, 1987.
- [24] C.B. Jacobina, E.B Souza F., and A.M.N. Lima. Estimação de parâmetros da máquina assíncrona utilizando um modelo dinâmico discreto corrente-tensão. In *Proceedings 10th Congresso Brasileiro de Automática*, volume 2, pages 801-806, Rio de Janeiro, 1994. Sociedade Brasileira de Automática.
- [25] Naresh K. Sinha. Estimation of transfer function of continuous system from sampled data. In *Proceedings IEE*, volume 119, pages 612-614. IEE, may 1972.
- [26] Y.D. Landau. *Adaptive Control: the model reference approach*. Marcel Dekker, Inc., New York, 1979.
- [27] H. Sugimoto and S. Tamai. Secondary resistance identification of an induction-motor applied model reference adaptive system and its characteristics. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IA-23(2):296-303, march/april 1987.
- [28] Somboon Sangwongwanich and Shigeru Okuma. A unified approach to speed and parameter identification of induction motor. In *IECON*, pages 712-715. IEEE, 1991.

- [29] D.M. Brueck and E.D. Ward. Determining parameters of dynamic systems from noisy measurements. *Simulation*, pages 129–136, may 1977.
- [30] C. Canudas de Wit. Recursive estimation of the continuous-time process parameters. In *Proceedings of 25th Conference on Decision and Control*, pages 2016–2020, Athens-Greece, december 1986. IEEE.
- [31] R. Johansson. Identification of continuous-time dynamic systems. In *Proceedings 25th Conference on Decision and Control*, pages 1653–1658, Athens-Greece, december 1986. IEEE.
- [32] D. Neumann, R. Isermann, and S. Nold. Comparison of some parameter estimation methods for continuous-time models. In *Preprints 8th IFAC/IFORS Symposium on identification and system parameter estimation*, pages 1171–1176, Beijing-China, august 1988. IFAC.
- [33] L. Ljung and T. Soderstrom. *Theory and practice of recursive identification*. Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, second edition, 1986.
- [34] M. Vélez-Reyes and G.C. Verghese. Robust decomposed algorithms for speed and parameter estimation in induction machines. In *Proceedings Electromechanical Energy Converters and Drives*. IMACS-TCI, 1993.
- [35] C.B. Jacobina, E.B Souza F., A.M.N. Lima, and J.D.P. Rolim. Current control for induction motor drives based on input-output dynamic discrete model. In *Proceedings International Conference on Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation*, pages 133–137, San Diego-USA, 1992. IEEE.
- [36] L.A.S. Ribeiro, C.B. Jacobina, and A.M.N. Lima. Dynamic estimation of the induction machine parameters and speed. In *Proceedings Power Electronics Specialists Conference*, Atlanta-USA, 1995. IEEE.
- [37] S. Sagara and Zhen-Yu Zhao. Numerical integration approach to on-line identification of continuous systems in presence of measurement noise. In *Preprints*

- 8th IFAC/IFORS Symposium on identification and system parameter estimation*, pages 595–600, Beijing-China, august 1988. IFAC.
- [38] C.B. Jacobina. *Teoria de Máquinas Elétricas*. UFPB, Campina Grande, 1984.
- [39] M. Vélez-Reyes. *Decomposed algorithms for parameter estimation*. PhD dissertation, Massachusetts Institute of Technology, Department of Electrical Engineering and Computer Science, september 1992.
- [40] M.R. Schroeder. Synthesis of low-peak-factor signals and binary sequences with low autocorrelation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 16(1):85–89, january 1970.
- [41] Kleber F. da Silva. *Estimação de fluxo magnético em máquinas assíncronas utilizando filtro de Kalman*. Dissertação de mestrado, Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Elétrica, fevereiro 1991.