KARINNA AIELLO FORGERINI MASCHIO

Estudo de Estimadores de Velocidade de Motor de Indução com Observadores de Estado e Filtro de Kalman

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Dinâmicos
Orientador: Prof. Dr. Manoel Luís de Aguiar

São Carlos
2006

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Engenheira **KARINNA AIELLO FORGERINI MASCHIO**

Dissertação defendida e julgada em 13-12-2006 perante a Comissão Julgadora:

Aprovada

Prof. Dr. **MANOEL LUÍS DE AGUIAR (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADA

Prof. Dr. **JOSÉ ROBERTO BOFFINO DE ALMEIDA MONTEIRO**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADA

Prof. Dr. **PAULO JOSÉ AMARAL SERNI**
(Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho"/UNESP-Campus de Bauru)

Prof. Associado **GERALDO ROBERTO MARTINS DA COSTA**
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em
em Engenharia Elétrica

Profª. Titular **MARIA DO CARMO CALIJURI**
Presidente da Comissão de Pós-Graduação da EESC

Dedico essa obra ao meu marido Marcelo pelo amor, carinho e compreensão.

Agradecimentos

Em primeiro lugar ao Prof. Dr. Manoel Luis de Aguiar, pela excelente orientação e pela paciência, pois, foi imprescindível para a elaboração desse trabalho.

À minha família pela força e pelas palavras de sabedoria que me acolheram nos momentos de preocupação.

À todos aqueles que contribuíram direto ou indiretamente para a realização desse trabalho.

E acima de tudo ao Senhor por ter me capacitado e me dado a oportunidade de crescimento não me deixando esmorecer mesmo nas situações que pareciam não ter solução.

Resumo

MASCHIO, K. A. F. **Estudo de Estimadores de Velocidade de Motor de Indução com Observadores de Estado e Filtro de Kalman.** 2006. Qualificação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2006.

Este trabalho apresenta através de simulação um estudo comparativo de estimadores de velocidade de motor de indução trifásico por meio de Observadores de Estado e da técnica do Filtro de Kalman. É realizada uma análise comparativa de desempenho das estratégias de estimação determinísticas e estocásticas, com Observadores adaptativos e estimadores baseados na teoria do Filtro de Kalman Estendido, respectivamente. A realização do trabalho visa a constatação dos procedimentos de elaboração, de operação e de aplicação destas técnicas de estimação usando um exemplo real com fins de ilustrar o ensino de controle e acionamento de máquinas elétricas. As simulações foram realizadas através do Matlab/Simulink com a utilização das ferramentas do *Power System Blockset* (PSB) e o algoritmo dos estimadores é escrito em programa Matlab e executado por uma função *S-Function*. Os resultados de simulação demonstram a eficiência de cada um dos estimadores propostos, no que se refere ao comportamento transitório, robustez a ruídos e variações nos parâmetros do motor.

Palavras – chave: motor de indução; Controle Sensorless; Observadores de estado; Filtro de Kalman.

Abstract

MASCHIO, K. A. F. Study of Speed Estimation of Induction Motor without State Observer and Kalman filter. 2006. M. Sc. Qualification – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2006.

This work presents through of the simulation a comparative study of the sensorless of speed estimation of induction three-phase Motor using State Observer and Kalman Filter. A comparative analisys of the performance of the deterministic and stochastic estimation strategies using adaptive observers and estimators based on Extended Kalman Filter was realized. The work aims to verify the procedure of the elaboration, operation and application of such estimation techniques using a real example to illustrate the teaching of the control and driving of electric machines. The simulations where performed using *Matlab/Simulink* with *Power System Blockset* (PSB) toolboxes and the estimators are programmed as *S-Function* Matlab. The results indicate the effectiveness of the proposed estimators, according to the transient behavior, robustness to noise and ability to handle parametric variations.

Keywords: induction motor. Sensorless Control; State Observer; Kalman filter.

Lista de Figuras

Figura 2.1 - Circuito elétrico equivalente do motor de indução trifásico.....22
Figura 2.2 - Representação gráfica do sistema de eixos. (a) Sistema trifásico (b) Sistema bifásico com plano ortogonal complexo. 255
Figura 2.3 - Relação de referenciais do motor de indução trifásico. 31
Figura 4.1 - Diagrama de blocos em espaço estado.....40
Figura 4.2 - Diagrama de blocos do Observador de Estado. 41
Figura 4.3 - Diagrama de blocos do Observador Adaptativo. 44
Figura 4.4 - Diagrama de blocos do sistema de controle do motor de indução.....48
Figura 5.1 – Estrutura do Filtro de Kalman Estendido.....55
Figura 6.1 - Fluxograma do Observador Adaptativo.....63
Figura 6.2 – Fluxograma do Filtro de Kalman Estendido. 65
Figura 6.3 - Diagrama de blocos Simulink do acionamento do motor de indução. 66
Figura 6.4 - Fluxograma do controle do motor de indução com Observador Adaptativo.....67
Figura 6.5 – Diagrama de blocos Simulink do controle do motor de indução com Observador Adaptativo. 69
Figura 7.1 - Resposta de velocidade do motor de indução. 73
Figura 7.2 - Curva de torque do motor de indução.....74
Figura 7.3 - Velocidade do rotor com Observador. 75
Figura 7.4 - Velocidade do rotor com Filtro de Kalman. 76
Figura 7.5 – Componente real da corrente do estator com Observador. 77
Figura 7.6 – Componente real da corrente do estator com Filtro de Kalman.....77
Figura 7.7 – Componente real do fluxo do rotor com Observador. 78
Figura 7.8 – Componente real do fluxo do rotor com Filtro de Kalman. 78
Figura 7.9 – Velocidade do rotor com parâmetros nominais e 5% de ruído a) Observador b) Filtro de Kalman. 79
Figura 7.10 – Velocidade do rotor com parâmetros nominais e 10% de ruído a) Observador b) Filtro de Kalman. 79
Figura 7.11 – Velocidade do rotor com parâmetros nominais e 30% de ruído a) Observador b) Filtro de Kalman. 80
Figura 7.12 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_1 . a) Observador b) Filtro de Kalman. 81

Figura 7.13 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_2. a) Observador b) Filtro de Kalman 81
Figura 7.14 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_1 e R_2 . a) Observador b) Filtro de Kalman 81
Figura 7.15 - Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_1 e 20% em R_2 . a) Observador b) Filtro de Kalman 82
Figura 7.16 – Velocidade do rotor com 10% de ruído e acréscimo de 10% em R_2 . a) Observador b) Filtro de Kalman 83
Figura 7.17 - Velocidade do rotor com Observador. 85
Figura 7.18 - Velocidade do rotor com Filtro de Kalman..... 85
Figura 7.19 – Velocidade do rotor com 5% de ruído e parâmetros nominais. a) Observador b) Filtro de Kalman 86
Figura 7.20 – Velocidade do rotor com 10% de ruído e parâmetros nominais. a) Observador b) Filtro de Kalman..... 87
Figura 7.21 – Velocidade do rotor com 30% de ruído e parâmetros nominais. a) Observador b) Filtro de Kalman 87
Figura 7.22 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_1 e sem ruídos. a) Observador b) Filtro de Kalman 88
Figura 7.23 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_2 e sem ruídos. a) Observador b) Filtro de Kalman 88
Figura 7.24 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_1 e R_2 e sem ruídos. a) Observador b) Filtro de Kalman..... 89
Figura 7.25 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_1 e 20% em R_2 sem ruídos. a) Observador b) Filtro de Kalman..... 89
Figura 7.26 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_2 . a) Observador b) Filtro de Kalman 90

Lista de Tabelas

Tabela 7-1 -Parâmetros do motor de indução trifásico.....70
Tabela 7-2 - Variância de 10% no ruído –Malha Aberta 80
Tabela 7-3 - Variação dos parâmetros R_1 e R_2 e sem ruído – Malha Aberta. 82
Tabela 7-4 - Variação do parâmetro R_2 e com ruído – Malha Aberta. 83
Tabela 7-5 – Variância de 10% no ruído com parâmetros nominais – Malha Fechada. 87
Tabela 7-6 - Variação dos parâmetros R_1 e R_2 e sem ruído – Malha Fechada. 89
Tabela 7-7 - Variação do parâmetro R_2 e com ruído – Malha Fechada..... 90

Lista de Siglas

CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
DSP	*Digital Signal Processor*
FOC	*Field Oriented Control*
IGBT	*Insulated Gate Bipolar Transistors*
PSB	*Power System Blockset*
PWM	*Pulse-Width Modulation*

Lista de Símbolos

$\underline{u}$, $\underline{i}$	Vetor tensão e vetor corrente trifásico nas fases a, b e c respectivamente
$\underline{i}_1$, $\underline{i}_2$	Vetor corrente trifásica do estator e rotor respectivamente
$\underline{\phi}$	Vetor fluxo trifásico nas fases a, b e c
λ , θ	Defasagem angular no referencial genérico e defasagem angular entre o enrolamento da fase "a" do estator e a fase "a" do rotor
$\underline{u}_1$	Vetor tensão com referencial no estator
R_1, R_2	Resistência do estator e do rotor respectivamente
$\underline{\phi}_1$, $\underline{\phi}_2$	Vetor fluxo com referencial no estator e no rotor respectivamente
J	Momento de inércia do motor;
ω_λ	Velocidade angular com referencial genérico
$\underline{\tilde{K}}$	Matriz de transformação
$\omega_2 = \omega_\lambda - z_p \omega_{mec}$	Velocidade angular do rotor
m_d	Torque eletromagnético
z_p	Número de par de pólos do motor
ω_{mec}, $\hat{\omega}_{mec}$	Velocidade do rotor medida e estimada respectivamente
K_D	Coeficiente de atrito dinâmico
m_l	Carga constante imposta ao motor
$\vec{u} = u_\alpha + ju_\beta$	Vetor de espaço da tensão
j	Índice referente à parte imaginária
u_α , u_β	Tensão relacionado à parte real e imaginária respectivamente
α, α^2	Direção espacial geométrica 120º e 240º respectivamente
$\vec{i} = i_\alpha + ji_\beta$	Vetor de espaço da corrente
$\vec{\phi} = \phi_\alpha + j\phi_\beta$	Vetor de espaço do fluxo
$\vec{u}_1, \vec{i}_1$, $\vec{i}_2$	Fasor de espaço relacionado à tensão no estator, corrente do estator e corrente do rotor respectivamente
$\vec{\phi}_1$, $\vec{\phi}_2$	Fasor de espaço fluxo do estator e fluxo do rotor respectivamente

$\vec{\phi}_1^{\,*}$, $\vec{\phi}_2^{\,*}$	Fasor de espaço fluxo do estator e fluxo do rotor respectivamente, com índice real
ω_1	Velocidade síncrona
i_α , i_β	Corrente referente à parte real e imaginária respectivamente
σ	Fator de dispersão global
T_1 , T_2	Constante de tempo do estator e do rotor respectivamente
L_H , L_1 , L_2	Indutância mútua entre os enrolamentos de estator e rotor , indutância própria do estator e indutância própria do rotor respectivamente
$u_{1\alpha}$, $u_{1\beta}$	Tensão do estator relacionada à parte real e imaginária complexa respectivamente
$i_{1\alpha}$, $i_{1\beta}$	Corrente do estator relacionada à parte real e imaginária complexa respectivamente
$\phi_{1\alpha}$, $\phi_{1\beta}$	Fluxo do estator relacionada à parte real e imaginária complexa respectivamente
$\underline{x}$, $\underline{\hat{x}}$	Vetor de estado referente às variáveis medidas e estimadas respectivamente
$\underline{y}$, $\underline{\hat{y}}$	Vetor de estado referente às variáveis de saída medidas e estimadas
$\hat{i}_{1\alpha}$, $\hat{i}_{1\beta}$	Corrente de estator estimadas referente à parte real e imaginária do plano complexo
$\underline{A}$, $\underline{A}_d$, $\underline{\hat{A}}$	Matriz de transição de estado medida, discretizada e estimada respectivamente
a, b, c, d, e, v_1	Termos relativos às matrizes $\underline{A}$, $\underline{A}_d$, $\underline{\hat{A}}$
$\underline{B}$, $\underline{B}_d$	Matriz de entrada referente à tensão de entrada medida e discretizada respectivamente
$\underline{C}$, $\underline{C}_d$	Matriz de saída medida e discretizada, respectivamente
i_{m2d}	Corrente de magnetização do rotor no eixo direto referente à parte real do plano complexo com referencia no fluxo de rotor
i_{id} , i_{1q}	Corrente do estator no eixo direto referente à parte real do plano complexo e no eixo em quadratura referente à parte imaginária com referencia no fluxo de rotor

ω_{m2}	Velocidade angular referente à corrente de magnetização do rotor
$\hat{\rho}$	Ângulo estimado do fluxo de rotor para rotação de coordenadas
$\vec{i}_{m2}$	Fasor de espaço da corrente de magnetização do rotor
u_{1d}, u_{1q}	Tensão do estator no eixo d e q referente à parte real e imaginário do plano complexo com referencia no fluxo de rotor
i_{2d} , i_{2q}	Corrente do rotor nos referenciais d e q respectivamente com referencia no fluxo de rotor
$\Delta\underline{\hat{e}}_1$	Variação do erro dos estados de entrada do sistema
$\underline{G}, \underline{K}$	Matriz de ganho do Observador e do Filtro de Kalman respectivamente
k, T	Passo de amostragem e tempo de amostragem respectivamente
$\tilde{e}$	Erro de estados referente ao erro das correntes de saída
$i_1, \hat{i}_1$	Corrente do estator em magnetude medida e estimada respectivamente
ΔA, c_1	Variação das matrizes ($\underline{A}$) e estimadas ($\underline{\hat{A}}$) e índice da matriz ΔA
e	Erro de saída das correntes de estator estimadas
$\underline{V}$, μ	Função candidata de Lyapunov e constante positiva da função
$e_{1\alpha}, e_{1\beta}$	Erro entre as componentes real das correntes medidas e estimadas e erro entre as componentes imaginária das correntes medidas e estimadas
$e_{2\alpha}, e_{2\beta}$	Erro entre as componentes real dos fluxos medidos e estimados e erro entre as componentes imaginária dos fluxos medidos e estimados
$\underline{Q}, \underline{R}, \underline{P}$	Matriz de covariância referente à ruídos de medidas, de estados e de entradas respectivamente
$\underline{v}, \underline{w}$	Vetor relacionado ao ruído de entrada e de medida respectivamente
K_i, K_p	Constantes arbitrárias do controlador PI.
n	Constantes de proporcionalidade referente aos termos da matriz $\underline{G}$
I_4 , I_5	Matriz identidade quatro por quatro e cinco por cinco respectivamente
i_a, i_b, i_c	Correntes trifásicas a, b e c
$\hat{i}_a, \hat{i}_b, \hat{i}_c$	Correntes das fases a, b e c fornecidas pela *S-Function*
$\underline{f}$, $\underline{h}$	Matriz gradiente da matriz $\underline{A}$ e da matriz $\underline{C}$ respectivamente

Sumário

Capítulo 1 - Introdução 18

Capítulo 2 – Abordagem de Modelos do Motor de Indução Trifásico 21

2.1 - Modelo Vetorial do Motor de Indução Trifásico 24

2.2 - Motor de Indução Trifásico em Termos de Corrente de Estator e Fluxo de Rotor 28

2.3 - Modelo Vetorial do Motor de Indução Trifásico com Orientação de Campo de Rotor 30

Capítulo 3 – Estado da Arte – Técnicas de Controle *Sensorless* Aplicadas ao Motor de Indução Trifásico 34

3.1 - Estimação da Velocidade do Rotor com Observador Adaptativo e Filtro de Kalman Estendido 39

Capítulo 4 – Estimação de Velocidade com Observador de Estados 40

4.1 - Observador de Estado Estendido na Forma Discreta 46

4.2 - Controle Vetorial por Orientação de Campo Sem Sensor de Velocidade 47

Capítulo 5 – Estimação de Velocidade com Filtro de Kalman Estendido 50

5.1 - Implementação do algoritmo Filtro de Kalman Estendido Discretizado 55

5.2 - Controle Vetorial por Orientação de Campo Sem Sensor de Velocidade 57

Capítulo 6 – Simulação dos Estimadores de Velocidade 59

6.1 - Implementação da Plataforma Virtual 60

6.1.1 - Plataforma Virtual de Ensaios – Malha Aberta 61

6.1.2 - Plataforma Virtual de Ensaios – Malha Fechada 64

6.1.3 - Modos de Simulação 68

Capítulo 7 – Resultados das Simulações 70

7.1 - Simulação em Malha Aberta 74

7.1.1 - Operação do Motor de Indução com os Parâmetros Nominais e sem a Introdução de Ruídos 75

7.1.2 - Operação do Motor de Indução com os Parâmetros Nominais e Introdução de Ruídos 79

7.1.3 - Operação do Motor de Indução com a Variação dos Parâmetros R_1 e R_2 sem a Introdução de Ruídos. 80

7.1.4 - Operação do Motor de Indução com a Variação do Parâmetro R_2 e com a Introdução de Ruídos 83

7.2 - Simulação em Malha Fechada 84

7.2.1 - Operação do Motor de Indução com Parâmetros Nominais e sem a Introdução de Ruídos 84

7.2.2 - Operação do Motor de Indução com a Parâmetros Nominais e com a Introdução de Ruídos 86

7.2.3 - Operação do Motor de Indução com a Variação dos Parâmetros R_1 e R_2 e sem a Introdução de Ruídos. 87

7.2.4 - Operação do Motor de Indução com a Variação dos Parâmetros R_2 e com a Introdução de Ruídos. 90

Capítulo 8 - Conclusão 92

Referências 94

Capítulo 1

Introdução

O controle do acionamento do motor de indução sem a utilização de sensores mecânicos acoplados ao eixo do rotor possui atrativos como baixo custo e alta confiabilidade, sem contar com as vantagens mecânicas do próprio motor. Porém, para a substituição desses sensores, as informações de velocidade e posição angular do rotor devem ser obtidas por meio de estimadores que garanta as informações necessárias para a execução do controle. Estimadores em malha aberta e Observadores em malha fechada são utilizados para esse propósito. Estes estimadores, portanto, se diferenciam com respeito a sua exatidão, robustez, sensibilidade à ruídos e à variação de parâmetros do motor.

Os estimadores em malha aberta são totalmente dependentes dos parâmetros do motor, fornecendo informações adequadas somente quando baixo desempenho é exigido, sendo a técnica de controle de velocidade em malha aberta tipo V/f (tensão/freqüência) a mais utilizada para esse caso, proporcionando um ajuste de velocidade satisfatório em condições de regime permanente. Porém, nos casos em que o comportamento transitório é importante, tal acionamento é inadequado. Assim, quando uma boa resposta dinâmica é fundamental, devem ser utilizados o controle em malha fechada (GARCIA, 2002).

Sendo assim os Observadores em malha fechada embora dependam dos parâmetros do motor fornecem com maior exatidão as informações com respeito à velocidade e posição do rotor solicitadas pelo controle, sendo aplicados em acionamentos que exigem alto desempenho.

Com o propósito de um controle adequado, significantes avanços permitiram a implementação de sofisticados métodos para o controle do acionamento do motor de indução com elevadas exigências de desempenho, como por exemplo, o controle por orientação no campo – FOC, ou também denominado controle vetorial (HOLTZ, 2002). Esse método, implica em processar os sinais de corrente em um específico sistema de coordenadas, podendo ser com orientação no fluxo de rotor ou no fluxo de estator. Dessa forma o desacoplamento do torque e do fluxo é obtido e o controle da velocidade é realizado de forma semelhante ao controle das máquinas CC.

Portanto, aliado à implementação dos estimadores, o avanço do controle totalmente digital por meio de processadores de alto desempenho – DSP's, tem alcançado o topo da tecnologia nesses últimos anos devido a uma rápida melhora no desempenho das DSP's como a velocidade da CPU, precisão e capacidade de memória, etc. (LI, 2005).

Com o propósito de validar a funcionalidade do acionamento do motor de indução, neste trabalho é apresentado um estudo comparativo de desempenho das estratégias de estimação, utilizando um Observador adaptativo e um estimador baseado na teoria do Filtro de Kalman Estendido. O controle sem sensor por sua vez é realizado baseado no controle com orientação de campo no rotor.

O objetivo deste trabalho é o detalhamento dos procedimentos de preparação de modelagem, do desenvolvimento dos respectivos algoritmos de estimação e da elaboração de uma plataforma virtual de simulação, a fim de se obter de forma realista as informações necessárias tal como quando realizada por um processador de alto desempenho.

As simulações são realizadas através do Matlab/Simulink com a utilização das ferramentas do *Power System Blockset* (PSB) e o algoritmo dos estimadores é executado por um recurso chamado *Simulink-Function* ou *S-Function*, o qual permite a execução do algoritmo em uma linguagem de alto nível no Simulink.

As simulações são realizadas considerando situações como introdução de ruídos e variação de parâmetros e a avaliação do comportamento do motor referente aos estimadores é analisado e discutido na dissertação.

A apresentação desse trabalho está organizada da seguinte forma:

O capítulo 2 apresenta uma abordagem dos modelos do motor de indução, tendo como objetivo o modelo vetorial no referencial estacionário. Em seguida é obtida o equacionamento do modelo vetorial em espaço de estado e por fim o modelo com orientação no campo de rotor é apresentado com a finalidade de se efetuar o controle orientado no campo - FOC.

O capítulo 3 trata-se de uma revisão bibliográfica de muitos trabalhos realizados que utilizam a técnica de controle *sensorless*.

No capítulo 4, uma estratégia *sensorless* utilizando Observador de Estado é apresentada e o observador adaptativo é desenvolvido tal como proposto por (KUBOTA, 1993). Por fim o controle com orientação de campo no rotor é aplicado ao motor de indução, usando-se os resultados desta estimação.

O capítulo 5, é dedicado a estratégia *sensorless* utilizando o Filtro de Kalman Estendido como um estimador de estado baseado no trabalho proposto por (Welch, 2001). A sua implementação bem como as suas peculiaridades são apresentadas. O controle com orientação de campo no rotor é aplicado ao motor de indução juntamente com a estratégia apresentada.

No capítulo 6, primeiramente é apresentada a estrutura ideal para a implementação física destes estimadores. Posteriormente é apresentado o projeto e a plataforma virtual em que são realizadas as simulações dos estimadores. O capítulo 7, mostra os resultados das simulações realizadas no capítulo 5 e o desempenho dos estimadores são discutidos.

No capítulo 8, são exibidas as considerações finais sobre o trabalho, e sugere algumas linhas de trabalhos para a continuação desse estudo.

Capítulo 2

Abordagem de Modelos do Motor de Indução Trifásico

Em acionamentos com velocidade variável, as informações referentes às variações no transitório do motor não podem ser negligenciadas e é através do modelo dinâmico do motor de indução trifásico que os efeitos instantâneos das variações de tensão e corrente, freqüência do estator e distúrbios de torque, serão devidamente identificados e analisados (KRISHNAN, 2001). Desta forma, o estudo de modelos adequados é de vital importância no desenvolvimento deste trabalho.

Com base em (KRISHNAN, 2001), para o desenvolvimento da modelagem do motor de indução trifásico, deve-se considerar:

- Entreferro de tamanho uniforme;
- Enrolamentos do estator idênticos;
- Saturação e mudanças de parâmetros são negligenciadas.

Através de um estudo detalhado da estrutura construtiva do motor de indução trifásico o equacionamento do comportamento dinâmico das grandezas internas da máquina é obtido através das equações de tensão e corrente do motor, das equações de enlaces dos fluxos, das equações do torque eletromagnético e, por fim, pelas equações de movimento e posição angular.

O motor de indução trifásico é dotado de bobinas trifásicas no estator e no rotor, onde θ é a defasagem angular entre o enrolamento da fase “a” do estator e a fase “a” do rotor, e λ é a defasagem angular no referencial genérico, tal como representada pela figura 2.1.

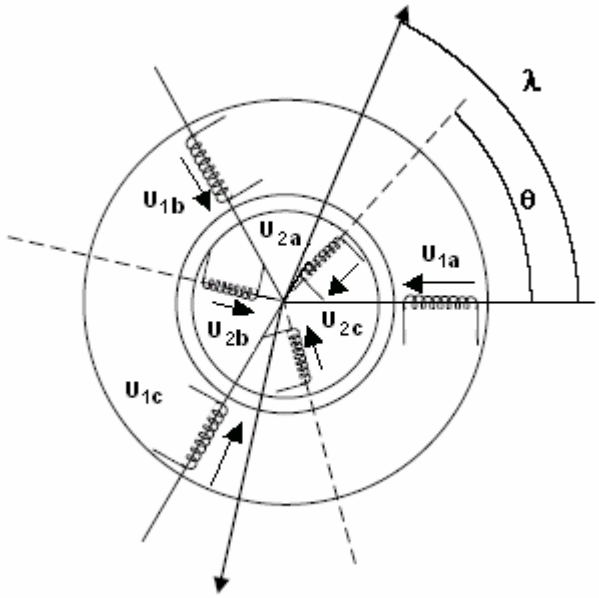


Figura 2.1 - Circuito elétrico equivalente do motor de indução trifásico.

Por questões de simplificação, adota-se uma notação matricial considerando as fases do motor, sendo as tensões, as correntes e os fluxos definidos como vetores coluna.

$$\underline{u} = \begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix}, \qquad \underline{i} = \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix}, \qquad \underline{\phi} = \begin{bmatrix} \phi_a \\ \phi_b \\ \phi_c \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

O motor de indução pode ser visto como um circuito magnético acoplado e como tal o equacionamento eletromagnético resulta nas equações de tensão e fluxo de estator e de rotor.

As equações do motor podem ser descritas para diferentes pontos de referência, por exemplo, o circuito de estator e de rotor. Para um tratamento conveniente das equações é necessária a adoção de um referencial único, assim como realizado nos estudos de transformadores simétricos e reatores trifásicos. (BARBI, 1985).

As equações (2.2) a (2.4), descrevem o comportamento dinâmico das grandezas elétricas do motor de indução para um referencial trifásico genérico designado pelo índice λ, o qual será importante para o modelo do motor no que se refere à adoção de um referencial único, visto no próximo tópico.

Considerando que todas as grandezas do motor estão referidas ao referencial λ e que no motor de indução trifásico com rotor em gaiola o circuito rotórico é internamente curto-circuitado, tem-se que $\underline{u}_2 = 0$, com $\underline{u}$ relacionado à tensão e o índice "2" relacionado ao rotor, da mesma forma que o índice "1" refere-se ao estator. Os termos de fluxo relacionados nas equações (2.3-a) e (2.3-b), referem-se ao fluxo total concatenado por fase, admitindo-se que todas as grandezas de estator e rotor estão relacionadas ao mesmo número de espiras por enrolamento. As equações do modelo são descritas como:

$$\underline{u}_1 = R_1 \underline{i}_1 + \frac{d}{dt}\underline{\phi}_1 + \omega_\lambda \underline{\tilde{K}}\underline{\phi}_1 \tag{2.2-a}$$

$$0 = R_2 \underline{i}_2 + \frac{d}{dt}\underline{\phi}_2 + \omega_2 \underline{\tilde{K}}\underline{\phi}_2 \tag{2.2-b}$$

$$\underline{\phi}_1 = L_1 \underline{i}_1 + L_H \underline{i}_2 \tag{2.3-a}$$

$$\underline{\phi}_2 = L_H \underline{i}_1 + L_2 \underline{i}_2 \tag{2.3-b}$$

$$m_d = -z_p \underline{\phi}_1^T \underline{\tilde{K}}\underline{i}_1 = z_p \underline{\phi}_2^T \underline{\tilde{K}}\underline{i}_2 \tag{2.4}$$

$$\frac{d}{dt}\omega_{mec} = \frac{1}{J}(m_d - K_D \omega_{mec} - m_l) \tag{2.5}$$

com:

$$\omega_2 = \omega_\lambda - z_p \omega_{mec} \tag{2.6}$$

$$\underline{\tilde{K}} = \frac{1}{\sqrt{3}}\begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{2.7}$$

sendo:

R_1 : Resistência do estator;

R_2 : Resistência do rotor;

$\underline{\phi}_1$: Fluxo de enlace do estator;

$\underline{\phi}_2$: Fluxo de enlace de rotor;

ω_λ : Velocidade angular do referencial genérico;

ω_{mec} : Velocidade angular do rotor;

z_p : Número de par de pólos do motor;

L_H : Indutância mútua entre enrolamentos de estator e rotor;

L_1 : Indutância própria do estator;

L_2 : Indutância própria do rotor;

m_d : Torque eletromagnético;

J : Momento de inércia do motor;

K_D : Coeficiente de atrito dinâmico;

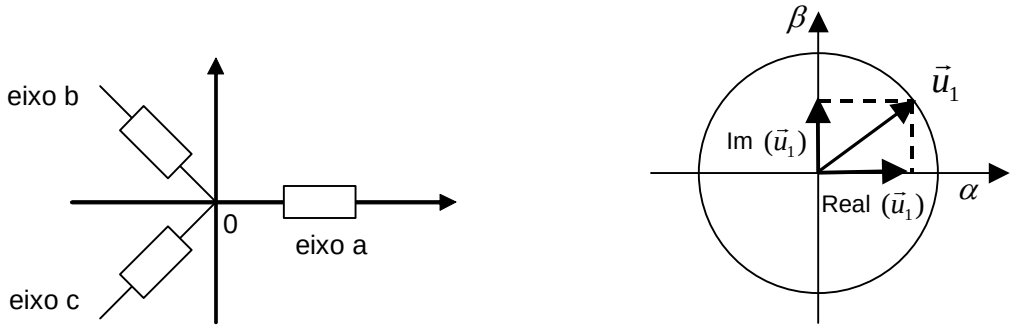
m_l : Carga constante imposta ao motor.

Dessa forma as equações de (2.2) a (2.5), descrevem o comportamento dinâmico completo do motor de indução trifásico para qualquer condição de operação, quer seja em regime transitório e/ou permanente.

2.1 - Modelo Vetorial do Motor de Indução Trifásico

Com o objetivo de se alcançar modelos de análise mais simples do motor de indução, adota-se o modelo vetorial que faz uso do conceito de fasores de espaço ao motor de indução trifásico, (VAS, 1990). No caso da adoção deste conceito, considera-se um referencial

ortogonal no qual o sistema trifásico – de três eixos - seja projetado no sistema de dois eixos. Isto também pode ser visto como a substituição do motor de 3 enrolamentos por um de 2 enrolamentos deslocados de 90º com as mesmas características elétricas e mecânicas (BARBI, 1985), (TSUGUTASHI, 1992), (LAI, 2003). Considerando-se ainda que o referencial ortogonal é um plano complexo, as entidades que descrevem o modelo do motor passam a ter representação como entidades complexas. Desta forma o vetor de espaço de tensão passa a ser representado como indicado na figura 2.2.



(a) **(b)**

Figura 2.2 - Representação gráfica do sistema de eixos. (a) Sistema trifásico (b) Sistema bifásico com plano ortogonal complexo.

As entidades complexas passam a ser representadas com uma seta acima do símbolo, tal com na figura 2.2-(b). A representação das grandezas do motor no plano complexo é expressa pelas seguintes equações (RASMUSSEN, 2002):

$$\vec{u} = u_\alpha + ju_\beta = \frac{2}{3}(u_a + \alpha u_b + \alpha^2 u_c) \tag{2.8}$$

$$\vec{i} = i_\alpha + ji_\beta = \frac{2}{3}(i_a + \alpha i_b + \alpha^2 i_c) \tag{2.9}$$

$$\vec{\phi} = \phi_\alpha + j\phi_\beta = \frac{2}{3}(\phi_a + \alpha\phi_b + \alpha^2 \phi_c) \tag{2.10}$$

Nas equações de (2.8) a (2.10) assume-se que a fase “a” do sistema trifásico coincide com o eixo real do plano ou sistema complexo e os termos α e α^2 indicados determinam a

direção espacial geométrica das grandezas nas fases “b” e “c”. Sendo estes os operadores de deslocamento espacial de 120º e 240º respectivamente:

$$\alpha = e^{j2\pi/3} \tag{2.11-a}$$

$$\alpha^2 = e^{j4\pi/3} \tag{2.11-b}$$

Aplicando-se as transformações de sistemas e eixos tal como em (2.8) a (2.10) nas equações trifásicas (2.2) a (2.6) chega-se à desejada representação vetorial do motor de indução. As equações de tensão e fluxo referentes ao modelo vetorial em referencial genérico comum podem então ser resumidas, como sendo (DONCKER, 1995):

$$\vec{u}_1 = R_1\,\vec{i}_1 + \frac{d}{dt}\vec{\phi}_1 + j\omega_\lambda\,\vec{\phi}_1 \tag{2.12}$$

$$0 = R_2\,\vec{i}_2 + \frac{d}{dt}\vec{\phi}_2 + j\omega_2\,\vec{\phi}_2 \tag{2.13}$$

sendo:

$$\vec{\phi}_1 = L_1\,\vec{i}_1 + L_H\,\vec{i}_2 \tag{2.14}$$

$$\vec{\phi}_2 = L_2\,\vec{i}_2 + L_H\,\vec{i}_1 \tag{2.15}$$

$$m_d = \frac{3}{2} z_p \operatorname{Im}\left\{\vec{i}_1 \vec{\phi}_1^{\,*}\right\} = -\frac{3}{2} z_p \operatorname{Im}\left\{\vec{i}_2 \vec{\phi}_2^{\,*}\right\} \tag{2.16}$$

$$\frac{d}{dt}\omega_{mec} = \frac{1}{J}(m_d - K_D\omega_{mec} - m_l) \tag{2.17}$$

Nas equações (2.12) e (2.13), ω_λ é um referencial ortogonal genérico com deslocamento angular arbitrário. Usualmente para análise de comportamento dinâmico, adota-se um dos casos relacionados a seguir (KRISHNAN, 2001):

- Referência no estator fixo (ou estacionário) : $\omega_\lambda = 0$
- Referência no rotor: $\omega_\lambda = \omega_{mec} z_p$
- Referência no campo de estator (síncrono) : $\omega_\lambda = \omega_1$

Sendo ω_1 a velocidade síncrona.

Em condições de implementação física são empregadas medições de tensões e correntes de estator para a elaboração das técnicas de estimação de velocidade. Como os sensores para estas medições são introduzidos nos terminais de estator, o referencial apropriado é o estator estacionário. Assim com ω_λ nulo e considerando a equação (2.7), tem-se a partir de (2.12) e (2.13), o modelo designado estacionário é descrito por:

$$\vec{u}_1 = R_1 \vec{i}_1 + \frac{d}{dt}\vec{\phi}_1 \tag{2.18}$$

$$0 = R_2 \vec{i}_2 + \frac{d}{dt}\vec{\phi}_2 - j\, z_p\, \omega_{mec}\, \vec{\phi}_2 \tag{2.19}$$

sendo que as demais expressões não sofreram alteração.

Nesse tópico, o modelo vetorial do motor de indução no referencial estator estacionário, foi apresentado de forma completa. Com o propósito de se proceder ao processo de estimação, é necessário, que este modelo seja tratado em uma abordagem de espaço estado obtido a partir das derivadas expressas nas equações (2.18) e (2.19). As variáveis a serem consideradas nesse trabalho serão i_1 e ϕ_2 , ou seja, as componentes correntes de estator e o fluxo de rotor respectivamente. A obtenção dos estados com orientação no fluxo de rotor tem como objetivo a execução do controle denominado como controle com orientação de campo – FOC. Através da adoção de um referencial de coordenadas adequado como fluxo de rotor ou fluxo de estator, essa técnica de controle permite o desacoplamento do torque e do fluxo de modo que a velocidade possa ser controlada da mesma forma que os motores CC de excitação independente (VAS, 1990), (LEONHARD, 1996).

2.2 - Motor de Indução Trifásico em termos de Corrente de Estator e Fluxo de Rotor

Através do modelo vetorial desenvolvido no item anterior, se faz necessário o desenvolvimento dessas equações na forma de espaço estado, para as devidas simulações do motor trifásico de acordo como já mencionado anteriormente.

O modelo utilizado nas simulações deste trabalho possui como entrada o vetor de espaço da tensão de estator, como saída o vetor de espaço da corrente de estator e como estados os vetores de espaço corrente de estator e o fluxo de rotor. Todas estas grandezas serão tratadas em relação às suas respectivas partes real e imaginária.

O procedimento para a obtenção deste modelo é detalhado abaixo considerando as equações do modelo vetorial do motor de indução trifásico visto anteriormente.

Com auxílio de (2.14) e (2.15) a corrente de rotor e o fluxo de estator podem ser obtidos em função dos estados escolhidos, ou seja, da corrente de estator e fluxo de rotor. Reescrevendo então (2.18) e (2.19) em função somente dos estados escolhidos e segmentando em parte real e imaginária tem-se (BARAMBONES, 2003):

$$\frac{d}{dt} i_{1\alpha} = \frac{1}{L_1.\sigma} u_{1\alpha} - \left(\frac{1}{T_1.\sigma} + \frac{1-\sigma}{\sigma.T_2} \right) i_{1\alpha} + \frac{L_H}{L_1.L_2.\sigma} \frac{1}{T_2} \phi_{2\alpha} - \omega_2 \frac{L_H}{L_1.L_2.\sigma} \phi_{2\beta} \tag{2.20-a}$$

$$\frac{d}{dt} i_{1\beta} = \frac{u_{1\beta}}{L_1 \sigma} - \left(\frac{1}{T_1 \sigma} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_2} \right) i_{1\beta} + \frac{L_H}{L_1 L_2 \sigma} \frac{1}{T_2} \phi_{2\beta} + \omega_2 \frac{L_H}{L_1 L_2 \sigma} \phi_{2\alpha} \tag{2.20-b}$$

$$\frac{d}{dt} \phi_{2\alpha} = -\frac{1}{T_2} \phi_{2\alpha} + \frac{L_H}{T_2} i_{1\alpha} + \omega_2 \phi_{2\beta} \tag{2.21-a}$$

$$\frac{d}{dt} \phi_{2\beta} = -\frac{1}{T_2} \phi_{2\beta} + \frac{L_H}{T_2} i_{1\beta} - \omega_2 \phi_{2\alpha} \tag{2.21-b}$$

sendo que:

$$\sigma = \left(1 - \frac{{L_H}^2}{L_1 L_2} \right) \tag{2.22}$$

$$T_1 = \frac{L_1}{R_1} \qquad \text{e} \qquad T_2 = \frac{L_2}{R_2} \tag{2.23}$$

Considerando-se a equação de torque em (2.16) e as variáveis de estado desejadas, esta pode ser reescrita como:

$$m_d = \frac{3}{2.L_2} L_H \, z_p \, (\phi_{2\alpha} \, i_{1\beta} - \phi_{2\beta} \, i_{1\alpha}) \tag{2.24}$$

A Equação de Estado utilizada para o modelo vetorial em referência estacionária, com os estados escolhidos, pode ser descrita como (KUBOTA, 1993):

$$\frac{d}{dt}\underline{x} = \underline{A}\,\underline{x} + \underline{B}\,\underline{u} \tag{2.25}$$

$$\underline{y} = \underline{C}\,\underline{x} \tag{2.26}$$

onde:

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} i_{1\alpha} & i_{1\beta} & \phi_{2\alpha} & \phi_{2\beta} \end{bmatrix}^T \tag{2.27}$$

$$\underline{y} = \begin{bmatrix} i_{1\alpha} & i_{1\beta} \end{bmatrix}^T \tag{2.28}$$

$$\underline{A} = \begin{bmatrix} -a & 0 & b & c\omega_{mec} \\ 0 & -a & -c\omega_{mec} & b \\ d & 0 & -e & -z_p\,\omega_{mec} \\ 0 & d & z_p\,\omega_{mec} & -e \end{bmatrix} \tag{2.29}$$

$$\underline{B} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{2.30}$$

$$\underline{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{2.31}$$

sendo os coeficientes da matriz, $\underline{A}$ e $\underline{B}$ definidos por:

$$a = \left(\frac{1}{T_1 \sigma} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_2} \right) \tag{2.32-a}$$

$$b = \frac{L_H}{\sigma L_1 L_2} \frac{1}{T_2} \tag{2.32-b}$$

$$c = z_p \frac{L_H}{\sigma L_1 L_2} \tag{2.32-c}$$

$$d = \frac{L_H}{T_2} \tag{2.32-d}$$

$$e = \frac{1}{T_2} \tag{2.32-e}$$

$$v_1 = \frac{1}{L_1 \sigma} \tag{2.32-f}$$

Tendo obtido o modelo vetorial descrito pelas equações em Espaço Estado conforme descrito acima, procede-se a modelagem vetorial do motor de indução com respeito à orientação de campo no rotor que será apresentada no próximo tópico, fornecendo as condições necessárias para a aplicação do controle de velocidade em malha fechada.

2.3 - Modelo Vetorial do Motor de Indução Trifásico com Orientação de Campo de Rotor

Através da equação (2.24), é visto que na produção de torque há um forte acoplamento entre a corrente de estator e o fluxo de rotor. Através do controle orientado no fluxo de rotor, o desacoplamento do fluxo e do torque é obtido de modo que a velocidade possa ser controlada de forma semelhante aos motores CC (VAS, 1990), como mencionado anteriormente.

Para se estabelecer às condições fundamentais para o desacoplamento acima descrito, o modelo vetorial do motor de indução em referencial único representado pelas equações

(2.12) e (2.13), será transposto para o referencial fluxo de rotor, gerando o chamado modelo orientado em fluxo de rotor. Na figura 2.3, estão representados os referenciais de estator (estacionário ou síncrono) e o do fluxo de rotor indicado pela corrente de magnetização i_{m2}.

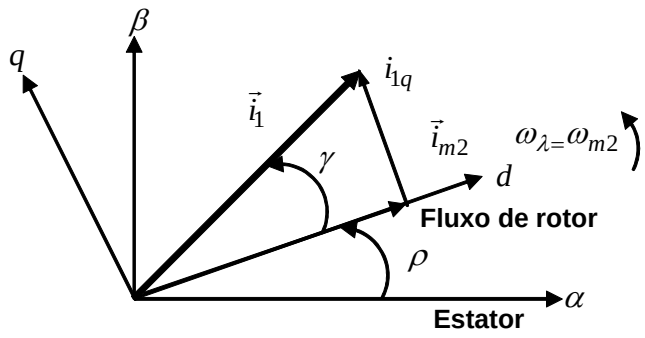


Figura 2.3 - Relação de referenciais do motor de indução trifásico.

Portanto com base na figura 2.3, o referencial base passa a ter índices d e q para as partes real e imaginária respectivamente, com $\lambda = \rho$ e velocidade angular ω_{m2}. Esse referencial na prática é definido em função da corrente de magnetização $\vec{i}_{m2}$, ou seja, vetor espaço de corrente de magnetização do fluxo de rotor, sendo diretamente responsável pela produção de fluxo no rotor. Com o auxílio da equação (2.15), o fasor de espaço corrente de magnetização é dado por (VAS, 1998):

$$\vec{i}_{m2} = \frac{\vec{\phi}_2}{L_H} = \frac{L_2}{L_H}\vec{i}_2 + \vec{i}_1 \tag{2.33}$$

Com base no referencial adotado, as variáveis a serem controladas serão a corrente de estator $\vec{i}_1$ e a corrente de magnetização do fluxo de rotor $\vec{i}_{m2}$ e considerando que nesse referencial a grandeza $\vec{i}_{m2}$ só terá parte real, a seguinte equação é obtida:

$$\begin{aligned} \vec{i}_{m2} &= i_{m2d} + j0 = \vec{i}_1 + \frac{L_2}{L_H}\vec{i}_2 \\ &= i_{id} + ji_{1q} + \frac{L_2}{L_H}(i_{2d} + ji_{2q}) \end{aligned} \tag{2.34}$$

A partir de (2.34) pode-se obter:

$$i_{2d} = \frac{L_H}{L_2}(i_{m2} - i_{1d}) \tag{2.35-a}$$

$$i_{2q} = -\frac{L_H}{L_2} i_{1q} \tag{2.35-b}$$

Dessa forma a equação (2.12) do modelo vetorial com referencial genérico, auxiliada pelas equações (2.35-a), (2.35-b), (2.14) e (1.15) e após segmentação em parte real e imaginária, o modelo vetorial com orientação de campo de rotor pode ser descrito como:

$$\frac{d}{dt} i_{1d} = \frac{u_{1d}}{\sigma L_1} - \frac{1}{\sigma T_1} i_{1d} + \omega_{m2}\, i_{1q} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma} \frac{d}{dt} i_{m2} \tag{2.36}$$

$$\frac{d}{dt} i_{1q} = \frac{u_{1q}}{\sigma L_1} - \frac{1}{\sigma T_1} i_{1q} - \omega_{m2}\, i_{1d} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma} \omega_{m2} i_{m2} \tag{2.37}$$

$$\frac{d}{dt} i_{m2} = \frac{1}{T_2}\left[i_{m2} - i_{1d}\right] \tag{2.38}$$

$$\omega_{m2} = \frac{1 i_{1q}}{T_2\, i_{m2}} + z_p \omega_{mec} \tag{2.39}$$

$$m_d = \frac{3}{2} z_p (1-\sigma) L_1\, i_{m2}\, i_{1q} = K_\omega\, i_{m2}\, i_{1q} \tag{2.40}$$

Nota-se através da equação (2.38), que o fluxo de rotor nesse referencial é descrito em função somente da componente real da corrente de estator. A expressão de torque dada pela equação (2.40) evidencia que o torque produzido no motor de indução trifásico é expresso por uma simples relação entre o termo em quadratura do vetor de corrente de estator i_{1q} e da corrente i_{m2}, que determina o fluxo de rotor.

Se por uma estratégia de controle adequada, o modelo do fluxo de rotor ($\underline{\phi}_2$) for mantido constante, através de uma atuação sobre $\vec{i}_{m2}$, o torque resultante será proporcional ao termo i_{1q}, havendo nesse caso o desacoplamento na obtenção do fluxo e torque.

Portanto, com a obtenção do modelo vetorial em espaço estado e orientado no fluxo de rotor apresentado nesse capítulo, procede-se à implementação do Observador adaptativo e do Filtro de Kalman Estendido, descritos com maiores detalhes nos capítulos 4 e 5 respectivamente.

Capítulo 3

Estado da Arte – Técnicas de Controle *Sensorless* aplicadas ao Motor de Indução Trifásico

O controle orientado no campo tem se destacado por muitas décadas por ser uma importante aproximação para o controle de máquinas CA e tem sido discutido e desenvolvido em muitos trabalhos (MITRONIKAS, 2005), (LEE, 1998) e (OSTOJIC, 2005).

Muitos desses métodos de orientação por campo requerem a estimação precisa da posição ou da velocidade do rotor. Isso implica a necessidade de sensores de velocidade acoplados ao eixo do rotor como taco-geradores, resolvers ou encoders digitais e sensores de efeito Hall utilizados na obtenção do fluxo do rotor. Estes sensores baixam a confiabilidade do sistema e também requerem uma atenção especial quanto à medição de ruídos (KIM, 1994).

Inicialmente consta na literatura a grande preocupação com a estimação do fluxo do rotor através das variávies terminais do estator, como tensão e corrente e a velocidade do rotor. A preferência pela estimação do fluxo se dava pelo fato da aplicação do controle orientado no campo e a necessidade de monitoramento do motor de indução. Em (VERGHESE, 1988), a estimação do fluxo do rotor é tratada pela teoria de Observadores e é discutido por ele os esquemas de estimação de fluxo enfatizando a necessidade da introdução de um termo de correção na predição de erros dos estados. Ainda em (JOETTEN, 1983) vários esquemas de controle são mencionados para se obter a estimação do fluxo do rotor em alta performance, dentre os quais o que utiliza o tacômetro como base para as informações de

velocidade. O controle das informações processadas era implementado por meio de microprocessadores e circuitos periféricos.

A partir dos trabalhos de (JOETTEN, 1983) e (VERGHESE, 1988), muitos estudos passaram a ser focados na estimação da velocidade com a eliminação também dos sensores de velocidade mecânicos.

Atualmente, pesquisas têm sido concentradas na eliminação dos sensores de velocidade alcançando como vantagens a redução da complexidade de *hardware* devido a ausência do sensor e também a redução do custo, pois, em muitos casos estes são mais onerosos do que o próprio motor, a redução do tamanho do sistema de acionamento da máquina através da eliminação dos cabos dos sensores, maior imunidade à ruídos, aumento da confiabilidade e menor manutenção (HOLTZ, 2002), (JOETTEN, 1983).

Para tanto, diferentes métodos para estimação da velocidade do rotor, tem sido extensivamente estudado para a substituição dos sensores de velocidade. Os métodos de estimação aplicados somente ao sistema em regime permanente são citados no livro (VAS, 1998), dentre os quais se destaca o método baseado na medição da tensão de barramento para a estimação da velocidade do rotor. Porém, quando se trata de sistemas dinâmicos os estimadores são divididos basicamente em dois grupos (REHMAN, 2002). O primeiro grupo, baseado em saliência do rotor e na injeção de sinais e o segundo grupo baseado na componente fundamental da corrente e da tensão do estator dos terminais do motor.

Entre os métodos baseados em saliência do rotor, destaca-se o método com efeito de saturação e o método baseado nas saliências geométrica no rotor. No método com efeito de saturação, a variação da indutância das fases do motor é obtida devido ao efeito de saturação dos dentes do estator, dessa forma as indutâncias do estator nos eixos direto e em quadratura são diferentes, ambas variando em função da posição do rotor. Já o método baseado nas

saliências geométricas, o rotor tem sua estrutura mecânica alterada intencionalmente, obtendo-se também a variação da indutância das fases do motor. Através de técnicas para determinação dessas indutâncias, a posição do rotor pode ser estimada. Quanto a esse último método, portanto, este pode ser com excitação da fundamental (CUZNER, 1990), (FERRAH, 1992), (JANSEN, 1996), onde várias falhas são encontradas quando consideradas o acionamento em baixa velocidade e velocidade zero e quando o estator é alimentado com uma tensão de alta freqüência (CILIA, 1997), (TESKE, 2001), (DEGNER, 1998), (HA, 1999), devido à forte dependência da variação das indutâncias, este método pode causar *ripples* de torque, vibrações e ruídos audíveis. Embora, o método com saliências geométricas não é prejudicado pelas incertezas paramétricas, os motores de indução devem ter sua estrutura modificada, não sendo possível a sua utilização na forma padrão.

Já os métodos pertencentes ao segundo grupo utilizam a tensão e a corrente disponíveis nos terminais do estator. Esses métodos utilizam o modelo motor na sua forma padrão e são aplicados para sistemas em regime dinâmico.

Um dos métodos adotados por (VAS, 1998) utiliza a equação da tensão do rotor de forma a se obter a velocidade do rotor. Através da equação do rotor em referência estacionária descrita em (2.19), tem-se que $\omega_\lambda = 0$, portanto, manipulando-se essa equação com o auxílio das equações de fluxo de estator e fluxo de rotor descritas por (2.14) e (2.15), respectivamente, chega-se à equação da velocidade do rotor referente a componente real, tal como:

$$\omega_{mec} = \frac{\left[-\frac{d\phi_{2\alpha}}{dt} - \frac{\phi_{2\alpha}}{T_2} + \frac{L_H}{T_2} i_{1\alpha} \right]}{J\phi_{2\beta}} \tag{3.1}$$

Portanto, considerando as equações de tensão e de corrente do motor, os estimadores podem se diferenciar pelo nível de integradores, diferenciadores e dependência paramétrica (VAS, 1998). Este modelo é sensível às variações da resistência do rotor devido às variações

de temperatura, é mais preciso no que se refere a baixas freqüências, mas não apresentam exatidão nos cálculos da velocidade do rotor a altas velocidades sendo, portanto, utilizados em acionamento com baixa velocidade (JANSEN, 1994).

A exatidão desses modelos depende do grau de conhecimento obtido entre o modelo e o sistema modelado sendo, portanto, aplicáveis somente quando se conhece corretamente os parâmetros do motor.

Porém, quando se trata de um sistema real, onde os parâmetros são influenciados pelas mudanças de temperatura do motor, a estimação da velocidade do rotor passa a apresentar erros, pois, não possuem um sistema de realimentação. Dessa forma o método de estimação baseado no modelo do motor torna-se inviável para aplicações que exigem alto desempenho, sendo necessário a utilização de métodos de estimação em malha fechada.

Várias técnicas de estimação em malha fechada são descritas na literatura que podem ser utilizadas em acionamentos de alta performance para estimar a velocidade e a posição do rotor como o Sistema Adaptativo com Modelo de Referência - MRAS (LEVI, 2002), (SCHAUDER, 1992), Observadores de Estado (KWON, 2005),(VAS, 1998) e estimadores baseados no algoritmo do Filtro de Kalman (SOTO, 1999), (BARUT, 2005).

O sistema adaptativo com modelo de referência – MRAS , por sua vez, é constituído pelo modelo de referência e pelo modelo de ajuste. A diferença obtida entre o modelo de referência e o modelo de ajuste alimenta um esquema adaptativo de velocidade o qual é projetado para assegurar a estabilidade do sistema. Esse método sofre, porém com as variações paramétricas e com velocidades baixas de operação (SCHAUDER, 1992).

Já os estimadores de velocidade baseados nos Observadores de Estado (KRZEMINSKI, 1999), (VERGHESE, 1988), (HORI, 1989) e (TAJIMA, 1993), são utilizados para sistemas lineares e determinísticos sem ruídos de processo e de medida significantes. Porém, quando aplicado ao motor de indução trifásico (KUBOTA, 1993), um

mecanismo adaptativo baseado na teoria de controle adaptativo (KUBOTA, 1990) é incluído ao Observador para estimar a velocidade do rotor e através de um controlador PI garantir a estabilidade do sistema. Embora esse método seja melhor que o anterior quando aplicados a baixa velocidade, a influência da variação de parâmetros ainda é significante.

Em anos recentes os estimadores baseados na teoria do Filtro de Kalman (KIM, 1994), (LI, 2005), (SALVATORE, 1993), (SALVATORE, 1998), (SOTO, 1999) e (MOUCARY, 1999), são utilizados para a estimação de parâmetros e da velocidade do rotor do motor de indução. Na sua forma clássica o Filtro de Kalman é aplicado em sistemas estocásticos lineares consistindo de um estimador ótimo recursivo, onde a cada estado estimado atualizado é computado a partir de valores anteriores estimados e dos novos dados. Quando implementado na sua forma estendida (VAS, 1998), (KIM, 1994), o Filtro de Kalman é utilizado para estimar estados e parâmetros de sistemas dinâmicos estocástico e não lineares, tendo a velocidade do rotor como estado adicional. Esse método apresenta resultados bem melhores do que o Observador, embora seu algoritmo seja computacionalmente mais extenso e ainda apresenta sensibilidade a variações paramétricas.

As técnicas baseadas em inteligência artificial como Redes Neurais e Lógica Fuzzy, ao contrário dos estimadores convencionais, não utilizam o modelo matemático do motor para a estimação da posição ou velocidade do rotor, mas com a utilização de um algoritmo bem treinado através de um processo tipo *back-propagation*, é possível estimar a posição ou velocidade do rotor apenas com as tensões e correntes de entrada do motor. Este método tem sido um ganho potencial na estimação de velocidade e controle para aplicações industriais, principalmente por ser um estimador robusto em relação a variação de parâmetros e a ruídos. Sua capacidade adaptativa permite a aplicação onde a dinâmica do projeto é variante no tempo ou onde o modelo do sistema é particularmente conhecido. O treinamento do algoritmo é determinante para obtenção da velocidade, da estabilidade e da convergência. Esse

treinamento é uma questão que permanece em estudo através da comparação com outros tipos de treinamento (ELBULUK, 1997).

A comparação entre as estratégias de estimação tem sido realizada por vários trabalhos (REHMAN, 2002), (ELBULUK, 1997), com o objetivo de avaliar o desempenho de cada uma. Em (MANES, 1994), um estudo comparativo de desempenho entre o Observador e o Filtro de Kalman Estendido é realizado. Nele, um observador estendido é aplicado com a inclusão de uma matriz que vai garantir a convergência do Observador, obtendo dessa forma a comparação de seu desempenho com relação ao Filtro de Kalman Estendido.

3.1 – Estimação da Velocidade do Rotor com Observador Adaptativo e Filtro de Kalman Estendido

Neste trabalho, as técnicas *sensorless* relacionadas ao Observador de Estado e ao Filtro de Kalman são empregadas para a estimação da velocidade do rotor do motor de indução trifásico. Através da utilização do Observador adaptativo proposto por (KUBOTA, 1993), a velocidade do rotor será obtida por meio de um sistema adaptativo dando ao sistema condições de estabilidade. Da mesma forma o Filtro de Kalman Estendido proposto por Welch, 2001 é implementado para a obtenção da velocidade do rotor. O objetivo desse trabalho é a comparação e a devida comprovação do desempenho entre os estimadores através da análise de diferentes situações a eles imposta.

Capítulo 4

Estimação de Velocidade com Observador de Estados

Como um dos tópicos centrais deste trabalho, neste capítulo será descrita com maiores detalhes a obtenção da informação da velocidade através da técnica de observadores de estado.

Dessa forma, as equações (2.25) e (2.26) em espaço estado descritas no domínio do tempo contínuo são apresentadas abaixo com a mesma estrutura matricial, em sua forma discreta:

$$\underline{x}(k+1) = \underline{A}\underline{x}(k) + \underline{B}\underline{u}(k) \tag{4.1}$$

$$\underline{y} = \underline{C}\,\underline{x}(k) \tag{4.2}$$

com sua representação em diagramas de blocos dada pela figura 4.1 a seguir:

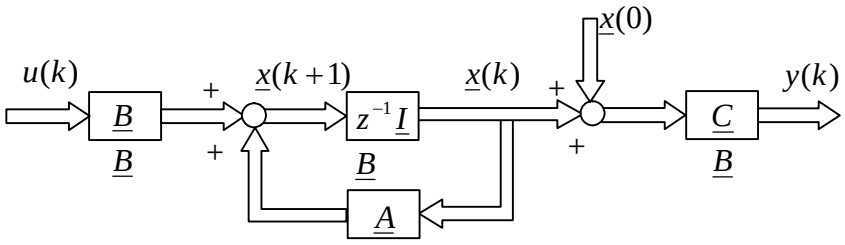


Figura 4.1 - Diagrama de blocos em espaço estado.

No que se refere a observadores de estado, todos os estados podem ser “observáveis” ou “mensuráveis”. Nesse caso, quando um ou mais estado não seja facilmente mensurável, faz-se necessário à aplicação da técnica de Observadores de Estado.

Observadores são estimadores de estado utilizado para sistemas determinísticos, invariantes no tempo e lineares, sendo nesse caso imune aos ruídos provenientes do processo em questão (VAS, 1998), (HEMERLY, 1996).

Nesse trabalho, o observador de estado proporciona uma medida indireta dos estados a partir somente das informações de entrada $\underline{u}(k)$ e saída $\underline{y}(k)$ proveniente do processo. O observador de estado necessita de uma boa provisão das informações do processo dada pelas matrizes $\underline{A}$, $\underline{B}$ e $\underline{C}$. Dessa forma o observador trabalha em paralelo com o processo obtendo o mesmo desempenho. O diagrama de blocos que ilustra o observador de estado é dado pela figura 4.2.

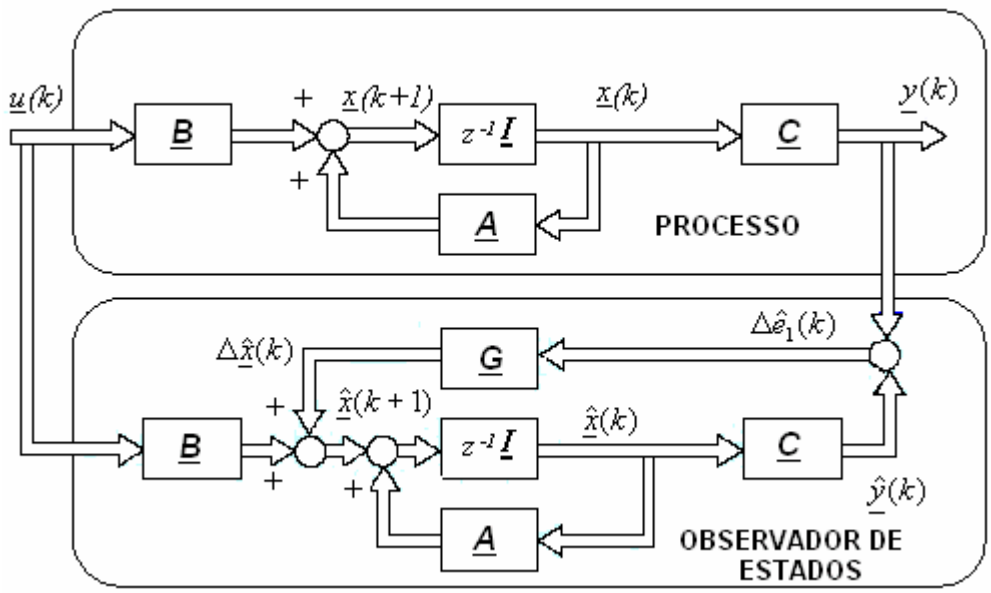


Figura 4.2 - Diagrama de blocos do Observador de Estado.

Considerando o processo descrito pelas equações (4.1) e (4.2) e admitindo-se que $\underline{u}(k)$ e $\underline{y}(k)$ da figura 4.2 sejam exatamente conhecidos ou mensuráveis, a Equação de Estado do processo "Observador" é obtida como:

$$\underline{\hat{x}}(k+1) = \underline{A}_d\ \underline{\hat{x}}(k) + \underline{B}_d\ \underline{u}(k) + \underline{G}\Delta\underline{\hat{e}}_1(k) \tag{4.3}$$

com

$$\Delta\underline{\hat{e}}_1(k) = \underline{y}(k) - \underline{\hat{y}}(k) \tag{4.4}$$

onde:

$$\underline{y}(k) = \underline{C}\,\underline{x}(k) \qquad \text{e} \qquad \hat{\underline{y}}(k) = \underline{C}\,\hat{\underline{x}}(k) \tag{4.5}$$

A equação (4.4) descreve o erro de saída, o qual é obtido pela diferença das saídas medidas $\underline{y}(k)$ e das saídas estimadas $\hat{\underline{y}}(k)$ onde nesse caso, o Observador opera de forma que esse erro $\Delta\hat{\underline{e}}_1(k)$ tenda à zero.

As matrizes $\underline{A}$, $\underline{B}$ e $\underline{C}$, são responsáveis por fornecer uma descrição adequada do processo ao observador de estado. Através da matriz $\underline{G}$, é gerado o vetor de correção de estados $\Delta\hat{\underline{x}}(k)$ o qual atua sobre o vetor de estado $\hat{\underline{x}}(k)$. Essa matriz $\underline{G}$ deve ser escolhida de forma que $\hat{\underline{x}}(k+1) \to \underline{x}(k+1)$ a medida que o tempo discreto tende ao infinito, ou seja, $k \to \infty$.

Com relação ao uso de Observadores em motores de indução, este trabalho tem como base em Kubota, 1993 e em Welch, 2001 no tópico em que aborda as técnicas *sensorless*. Os algoritmos nestas duas referências são muito semelhantes e serão detalhados neste capítulo.

Segundo as referências citadas, para se obter a estimação da velocidade, um observador adaptativo é obtido através de um mecanismo de adaptação que viabilizará a implementação do observador de estado.

Para se obter a estabilidade do mecanismo de adaptação, o erro de estados $\tilde{e}(k)$ gerado será tratado juntamente com o Primeiro Teorema de Estabilidade de Lyapunov de modo a fornecer as condições suficientes para que esse erro se anule. Esse erro de estados $\tilde{e}(k)$ será posteriormente definido.

Considerando as equações de estado do motor de indução trifásico dadas em (2.25) à (2.32), é possível se implementar o observador de estado pela adição do termo de correção que é composto pela diferença das saídas medidas e estimadas. Como descrito a seguir:

$$\frac{d}{dt}\underline{\hat{x}} = \underline{\hat{A}}.\underline{\hat{x}} + \underline{B}.\underline{u} + \underline{G}(i_1 - \hat{i}_1) \qquad \text{e} \qquad \underline{\hat{y}} = \underline{C}.\underline{\hat{x}} \tag{4.8}$$

$$\underline{\hat{A}} = \begin{bmatrix} -a & 0 & b & c\,\hat{\omega}_{mec} \\ 0 & -a & -c\,\hat{\omega}_{mec} & b \\ d & 0 & -e & -z_p\hat{\omega}_{mec} \\ 0 & d & z_p\hat{\omega}_{mec} & -e \end{bmatrix} \tag{4.9}$$

onde os coeficientes da matriz $\underline{\hat{A}}$ são os mesmos definidos em (2.32).

A matriz de estado do observador ($\underline{\hat{A}}$) é uma matriz linear a parâmetros variantes, pois depende da velocidade do rotor $\hat{\omega}_{mec}$. A correção ou atualização iterativa de ($\underline{\hat{A}}$) é que proverá uma informação sobre o valor correto de $\hat{\omega}_{mec}$. É importante notar que a velocidade estimada é considerada como um parâmetro na matriz ($\underline{\hat{A}}$), no entanto em outros tipos de observadores como no Filtro de Kalman, a velocidade estimada é considerada como uma variável de estado.

De fato, como se trata de um sistema linear com $\hat{\omega}_{mec}$ variável, será desenvolvido um mecanismo de viabilização para a implementação do Observador de Estado, de modo que um sistema adaptativo possa ser utilizado para fornecer as informações atualizadas da velocidade do motor, tal observador é ilustrado na figura 4.3.

Na figura 4.3, observa-se a presença de duas malhas de realimentação, sendo a malha mais interna referente ao mecanismo de adaptação e a malha externa referente ao observador de estado que obtém o fluxo e a corrente. A malha referente ao mecanismo de adaptação é responsável pelos valores estimados da velocidade do rotor $\hat{\omega}_{mec}$. A informação do erro de velocidade $\dot{e}_\omega$ gerada é tratada por um controlador PI.

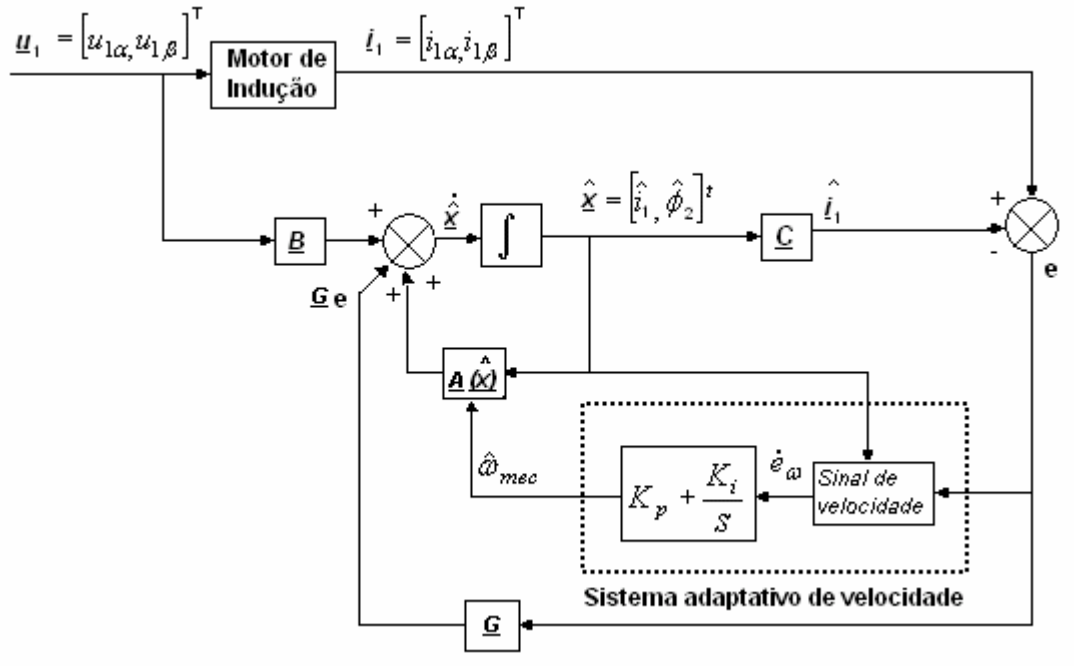


Figura 4.3 - Diagrama de blocos do Observador adaptativo.

Para se alcançar a estabilidade do mecanismo de adaptação é necessário se obter a estabilidade do erro de estados $\tilde{e}(k)$, dessa forma, os estados no erro dinâmico decaem para a origem (VAS,1998). Para se obter o erro dinâmico, a equação (4.8) é subtraída da equação (2.25), sendo descrita por:

$$\frac{d}{dt}\tilde{e} = \frac{d}{dt}(\underline{x} - \hat{\underline{x}}) = (\underline{A} + \underline{GC})(\underline{x} - \hat{\underline{x}}) + (\underline{A} - \hat{\underline{A}})\hat{\underline{x}} = (\underline{A} - \underline{GC})\tilde{e} - \Delta\underline{A}\hat{\underline{x}} \qquad (4.11)$$

onde:

$$\Delta A = \hat{A} - A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \Delta z_p\, \omega_{mec} / c_1 \\ 0 & 0 & -\Delta z_p\, \omega_{mec} / c_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\Delta z_p\, \omega_{mec} \\ 0 & 0 & \Delta z_p\, \omega_{mec} & 0 \end{bmatrix} \qquad (4.12)$$

$$z_p \Delta\omega_{mec} = z_p \hat{\omega}_{mec} - z_p \omega_{mec} \qquad (4.13)$$

$$c_1 = (\sigma . L_1 . L_2) / L_H \qquad (4.14)$$

Portanto, para determinar a estabilidade do erro dinâmico do observador, o Primeiro Teorema Lyapunov é aplicado fornecendo as condições necessárias e suficientes para que

esse erro de fato tenda a se anular. A função candidata de Lyapunov é definida por Kubota (KUBOTA, 1993) como:

$$\underline{V} = \underline{\tilde{e}}^T \underline{\tilde{e}} + (z_p \hat{\omega}_{mec} - z_p \omega_{mec})^2 / \mu \tag{4.15}$$

onde μ é uma constante positiva. Essa função é zero quando o erro $\tilde{e}(k)$ é zero e quando a velocidade estimada ($\hat{\omega}_{mec}$) é igual a velocidade atual (ω_{mec}). A condição suficiente para a estabilidade é que a derivada da função Lyapunov$\left(\frac{d}{dt}\underline{V}\right)$, seja definida negativa. Através da substituição da equação (4.11) em (4.15), obtém-se:

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt}\underline{V} = {} & \underline{\tilde{e}}^T \{(\underline{A} + \underline{GC})^T + (\underline{A} + \underline{GC})\}\underline{\tilde{e}} - \frac{z_p \Delta\omega_{mec}}{\mu}\hat{\phi}_{2\beta}(e_{i1\alpha}) + \frac{z_p \Delta\omega_{mec}}{\mu}\hat{\phi}_{2\alpha}(e_{i1\beta}) \\ & + z_p \Delta\omega_{mec}\hat{\phi}_{2\beta}(e_{\phi 2\alpha}) - z_p \Delta\omega_{mec}\hat{\phi}_{2\alpha}(e_{\phi 2\beta}) - \frac{z_p \Delta\omega_{mec}}{\mu} e_{i1\beta} i_{1\alpha} \\ & + z_p \Delta\omega_{mec}(e_{\phi 2\beta}) i_{1\beta} + \frac{z_p \Delta\omega_{mec}}{\mu} e_{i1\alpha}\phi_{2\alpha} - z_p \Delta\omega_{mec}(e_{\phi 2\alpha})\phi_{2\beta} \\ & + \frac{2}{\lambda} z_p \Delta\omega_{mec} \frac{d}{dt}(z_p \hat{\omega}_{mec}) - \frac{2}{\lambda} z_p \Delta\omega_{mec} \frac{d}{dt}(z_p \omega_{mec})\end{aligned} \tag{4.16}$$

onde:

$$e_{i1\alpha} = (i_{1\alpha} - \hat{i}_{1\alpha}) \qquad e_{\phi 2\alpha} = (\phi_{2\alpha} - \hat{\phi}_{2\alpha}) \tag{4.17}$$

$$e_{i1\beta} = (i_{1\beta} - \hat{i}_{1\beta}) \qquad e_{\phi 2\beta} = (\phi_{2\beta} - \hat{\phi}_{2\beta}) \tag{4.18}$$

Observa-se que o primeiro e o segundo termo localizado na segunda linha da equação (4.16), por serem dependentes do erro de fluxo são desconsiderados pelo fato de que nesse trabalho não estão sendo utilizados sensores para a medição de fluxo. O mesmo ocorre com o primeiro e terceiro termo da terceira linha da mesma equação. O segundo termo localizado na quarta linha da equação (4.16), o qual contém a derivada de ω_{mec}, também não foi considerado por ser um valor a ser estimado pelo algoritmo. Finalmente, a análise de (4.16) fornece um mecanismo de obtenção da velocidade de rotor que resulta como sendo:

$$\frac{d}{dt}\hat{\omega}_{mec} = \lambda.(e_{i1\alpha}.\phi_{2\beta} - e_{i1\beta}.\phi_{2\alpha})/\mu z_p \tag{4.19}$$

Integrando-se a equação (4.19) chega-se à equação que fornecerá as condições para que o observador de velocidade possa funcionar. Para uma melhor dinâmica do processo usou-se o PI em (4.19) ao invés de se utilizar um integrador puro, tal que, (VAS, 1998):

$$\hat{\omega}_{mec} = K_p / z_p .(e_{i1\alpha}.\phi_{2\beta} - e_{i1\beta}.\phi_{2\alpha}) + K_i.\int (e_{i1\alpha}.\phi_{2\beta} - e_{i1\beta}.\phi_{2\alpha}).dt\ , \tag{4.20}$$

sendo, K_p e K_i os ganhos positivos arbitrários do controlador PI.

A matriz de ganho $\underline{G}$ do observador é definida pela equação (4.21) de modo que os pólos do observador sejam proporcionais aos pólos do motor de indução (VAS, 1998), com constante de proporcionalidade $n > 0$. Este resultado foi utilizado tal como estipulado no artigo em referência de Kubota, (KUBOTA, 1990), ou seja:

$$\underline{G} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 & g_3 & g_4 \\ -g_2 & -g_1 & -g_4 & g_3 \end{bmatrix}^T \tag{4.21}$$

com

$$\begin{aligned} g_1 &= (n-1)(a+e) \\ g_2 &= (n-1)f \\ g_3 &= (n^2-1)(c.a+d) - c(k-1)(a+e) \\ g_4 &= -c(n-1)f \end{aligned} \tag{4.22}$$

Como descrito no início desse capítulo, o observador de velocidade deve ser implementado digitalmente, portanto as equações (4.8) e (4.20) devem ser discretizadas, considerando-se um tempo de amostragem pequeno nas várias faixas de velocidade. Tal discretização é apresentada com maiores detalhes no tópico que se segue.

4.1 Observador de Estado Estendido na Forma Discreta

Para a implementação em forma digital, o observador discretizado é descrito pela seguinte equação:

$$\underline{\hat{x}}(k+1) = \underline{A}_d\,\underline{\hat{x}}(k) + \underline{B}_d\,\underline{u}(k) + \underline{G}_d[i_1(k) - \hat{i}_1(k)] \tag{4.23}$$

com:

$$\underline{A}_d = \exp^{(\underline{A}T)} \cong I_4 + \underline{A}T + \frac{(\underline{A}T)^2}{2}\ldots \tag{4.24}$$

$$\underline{B}_d = \int_0^t [\exp^{(\underline{A}T)}]\underline{B}d\tau \cong \underline{B}T + \frac{\underline{A}\underline{B}T^2}{2}\ldots \tag{4.25}$$

onde, $\underline{G}_d$ é a matriz de ganho do observador e T é o tempo de amostragem. As matrizes $\underline{A}_d$ e $\underline{B}_d$, são obtidas pelo truncamento no termo quadrático da série de Taylor, respectivamente em (4.24) e (4.25).

Pelo fato das matrizes $\underline{A}$ e $\underline{A}_d$ dependerem da velocidade do rotor, a matriz de ganho $\underline{G}$ deve ser computada a cada intervalo de amostragem e, como esclarecido anteriormente, os pólos do observador devem-se manter proporcionais aos pólos do motor de indução trifásico (VAS, 1998).

Portanto, a implementação do observador adaptativo na sua forma discretizada foi apresentada com a finalidade de se obter a estimação da velocidade do rotor. Para se efetuar o controle do sistema implementado pelo observador acima, no próximo tópico o controle com orientação de campo no rotor sem sensores de velocidade proposto por Kubota (KUBOTA, 1993) será apresentado com maiores detalhes.

4.2 Controle Vetorial por Orientação de Campo Sem Sensor de Velocidade

Como descrito no capítulo 2, é possível se efetuar o controle da velocidade ou do torque no motor de indução trifásico através do desacoplamento do torque e do fluxo. Para a realização desse controle é necessário a descrição do modelo vetorial do motor de indução com orientação de campo no rotor, tal como descrito pelas equações (2.36) à (2.41).

Através da equação dada em (2.38), temos que o fluxo de rotor nesse referencial é função da componente real da corrente de estator e pela equação (2.40), nota-se que o torque produzido no motor de indução trifásico, é expresso por uma simples relação entre o termo em quadratura da corrente de estator i_{1q} e da corrente i_{m2} que determina o fluxo. O diagrama de blocos do sistema de controle do motor de indução é ilustrado pela figura 4.4.

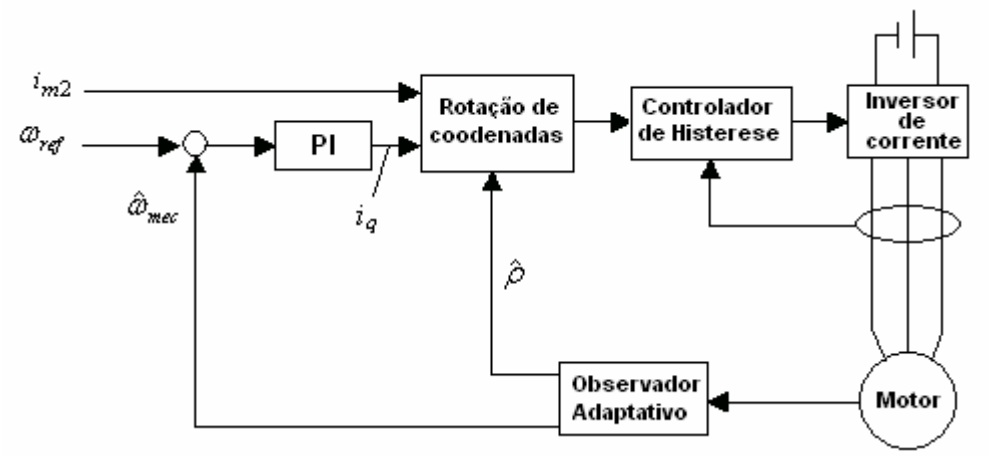


Figura 4.4 - Diagrama de blocos do sistema de controle do motor de indução.

A partir do observador adaptativo a velocidade do rotor $\hat{\omega}_{mec}$ é estimada como descrito pelas equações (4.8) à (4.22) e o ângulo do fluxo de rotor $\hat{\rho}$ também é estimado pelo Observador adaptativo. O ângulo do fluxo de rotor $\hat{\rho}$ é utilizado para a devida rotação de coordenadas e é obtido pela seguinte equação:

$$\hat{\rho} = \tan^{-1}\left(\frac{\phi_{2\beta}}{\phi_{2\alpha}}\right) \tag{4.26}$$

Mantendo-se o modelo de fluxo de rotor ($\vec{\underline{\phi}}_2$) constante, através da atuação sobre i_{m2}, o torque produzido será proporcional ao termo i_{1q}, dessa forma o desacoplamento do torque e do fluxo é obtido.

Os erros obtidos pela diferença da velocidade estimada pelo observador e a velocidade de referência são tratados pelo controlador PI. O controlador de corrente é implementado por um controlador de histerese que opera a partir das correntes de fase do motor i_a, i_b e i_c e das correntes de fase $\hat{i}_a$, $\hat{i}_b$ e $\hat{i}_c$ obtidas pela transposição de referenciais das correntes estimadas pelo observador.

A rotação de coordenadas é realizada em duas etapas. Na primeira etapa, as coordenadas estacionárias α/β são obtidas a partir das coordenadas d/q (coordenadas de campo), pela seguinte relação trigonométrica (KRISHNAN, 2001):

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\rho) & -\operatorname{sen}(\rho) \\ \operatorname{sen}(\rho) & \cos(\rho) \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} \tag{4.27}$$

e na segunda , as correntes de fase $\hat{i}_a$, $\hat{i}_b$ e $\hat{i}_c$, são obtidas a partir das coordenadas α/β , pela seguinte relação (VAS, 1990):

$$\hat{i}_a = \hat{i}_{1\alpha} \tag{4.28}$$

$$\hat{i}_b = \frac{1}{2}\left(\sqrt{3}.\hat{i}_{1\beta} - \hat{i}_{1\alpha}\right) \tag{4.29}$$

$$\hat{i}_c = -\frac{1}{2}\left(\sqrt{3}.\hat{i}_{1\beta} + \hat{i}_{1\alpha}\right) \tag{4.30}$$

Dessa forma, o observador adaptativo foi modelado com controle em orientação de campo no fluxo de rotor. Embora, na implementação do Observador tradicional não seja considerado medições de ruídos, para as simulações do Observador adaptativo apresentado nesse trabalho foram considerados medições de ruídos de entrada, de modo a se realizar uma posterior comparação de desempenho em relação ao Filtro de Kalman Estendido apresentado com maiores detalhes no capítulo 5.

Capítulo 5

Estimação de Velocidade com Filtro de Kalman Estendido

Nesse capítulo serão abordados os conceitos fundamentais necessários para a implementação do Filtro de Kalman Estendido utilizado nesse trabalho. Na forma clássica o Filtro de Kalman é utilizado em sistemas estocásticos lineares consistindo de um estimador ótimo recursivo. Já o Filtro de Kalman Estendido é um estimador de estado ótimo recursivo utilizado em sistemas estocásticos para estimar parâmetros e estados de sistemas dinâmicos não lineares (VAS, 1998).

O Filtro de Kalman é formulado matematicamente em termos de variáveis de estado e sua solução é computada recursivamente, ou seja, cada estado estimado atualizado é computado a partir de valores anteriores estimados e dos novos dados. A tempo discreto o Filtro de Kalman, fornece um algoritmo para computar a estimativa ótima e o erro de covariância para um sistema linear dinâmico discreto estocástico (CASTELLANOS, 2004).

Na maioria dos casos os sistemas físicos são regidos por fenômenos não lineares. Tais não linearidades são tratadas por técnicas específicas, ou negligenciadas caso os efeitos para o sistema sejam mínimos. No caso de sistemas não lineares um procedimento de linearização pontual pode ser manipulado para se obter o chamado Filtro de Kalman Estendido com as mesmas propriedades do caso estocástico linear.

No estágio inicial dos cálculos do Filtro de Kalman Estendido, a predição de estados é feita com a utilização do modelo de estado do processo. No caso sob estudo, o motor de indução trifásico será então abordado em sua representação de espaço estado no referencial estacionário tal como descrito em (2.20) a (2.24).

Na equação de estado descrita por (2.25) e (2.26) as variáveis de estado eram apenas as correntes de estator e o fluxo de rotor. No estudo do Filtro de Kalman o vetor de estados é estendido para englobar a velocidade do rotor como um estado adicional. Dessa forma o processo em estudo tem a representação descrita por:

$$\frac{d}{dt}\underline{x} = \underline{A}.\underline{x} + \underline{B}.\underline{u} \tag{5.1}$$

$$\underline{y} = \underline{C}.\underline{x} \tag{5.2}$$

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} i_{1\alpha} & i_{1\beta} & \phi_{2\alpha} & \phi_{2\beta} & \omega_{mec} \end{bmatrix}^T \tag{5.3}$$

$$\underline{y} = \begin{bmatrix} i_{1\alpha} & i_{1\beta} \end{bmatrix}^T \tag{5.4}$$

$$\underline{A} = \begin{bmatrix} -a & 0 & b & c\,\omega_{mec} & 0 \\ 0 & -a & -c\,\omega_{mec} & b & 0 \\ d & 0 & -e & -z_p.\omega_{mec} & 0 \\ 0 & d & z_p.\omega_{mec} & -e & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{5.5}$$

$$\underline{B} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{5.6}$$

$$\underline{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{5.7}$$

sendo os coeficientes da matriz $\underline{A}$ e $\underline{B}$ definidos pela equação (2.32). De acordo com a equação (5.1) a (5.5) $\underline{x}$ é o vetor de estado, $\underline{A}$ é uma matriz linear com a variação de ω_{mec}, ou seja, a velocidade do rotor é um parâmetro, então $\underline{A} = A(x)$.

Como já evidenciado, o Filtro de Kalman é somente aplicado em sistemas dinâmicos lineares. O Filtro de Kalman Estendido é então aplicado usando da aproximação linearizada no ponto de operação a cada amostragem. Para isso as equações (5.1) e (5.2) devem ser discretizadas:

$$\underline{x}(k+1) = \underline{A}_d\,\underline{x}(k) + \underline{B}_d(k)\underline{u}(k) \tag{5.8}$$

$$\underline{y}(k) = \underline{C}\,\underline{x}(k) \tag{5.9}$$

Nas equações (5.8) e (5.9), $\underline{A}_d$ e $\underline{B}_d$ são discretizadas pela série de Taylor, tal como:

$$\underline{A}_d = \exp^{[\underline{A}T]} \cong \underline{I} + \underline{A}T + \frac{(\underline{A}T)^2}{2}\ldots \tag{5.10}$$

$$\underline{B}_d = \underline{B}T + \frac{\underline{A}\underline{B}T^2}{2}\ldots \tag{5.11}$$

onde T é o tempo de amostragem e a matriz de saída discretizada é $\underline{C}_d = \underline{C}$. O truncamento no termo quadrático das equações (5.10) e (5.11), fornece uma melhor aproximação para o modelo.

Tendo em vista que o Filtro de Kalman é aplicado em sistemas que apresentam ruídos de entrada, de medição e de saída, o sistema apresentado pelas equações (5.8) e (5.9) passam a ser descritos da seguinte forma:

$$\underline{x}(k+1) = \underline{A}_d\,\underline{x}(k) + \underline{B}_d(k)\underline{u}(k) + \underline{v}(k) \tag{5.12}$$

$$\underline{y}(k) = \underline{C}\,\underline{x}(k) + \underline{w}(k) \tag{5.13}$$

Na equação (5.12) temos que o ruído do sistema $\underline{v}(k)$, com $\underline{v}$ sendo o vetor de ruído proveniente da medição da tensão do estator, é assumido ser um ruído do tipo branco Gaussiano, independente de $\underline{x}(k)$ e possui a matriz de covariância $\underline{Q}$. Na equação (5.13), o ruído de medição $\underline{w}(k)$, com $\underline{w}$ sendo o vetor de ruído proveniente da medição da corrente do estator, é também assumido ser um ruído do tipo branco Gaussiano, independente de $\underline{y}(k)$ e possui a matriz de covariância $\underline{R}$.

O grande desafio do Filtro de Kalman é obter as variáveis de estado, considerando os ruídos do sistema e de medição, ou seja, a definição adequada das matrizes de covariância $\underline{Q}$,

$\underline{R}$ e $\underline{P}$, relativa aos ruídos de medição de tensão do estator, medição da corrente do estator e ruídos de estado do sistema (x) respectivamente.

De modo geral, os ruídos de entrada podem ter origem nos erros de modelagem, erros de medição ou até mesmo erros computacionais. Dessa forma a estimação do filtro ($\underline{\hat{x}}$) é obtida pelos valores de estado de predição (x) e corrigidos recursivamente pelo termo de correção dado pela diferença entre o vetor dos estados de saída medidos e o vetor dos estados de saída estimados e/ou atuais $(\underline{y} - \underline{\hat{y}})$.

Uma matriz de ganho $\underline{K}$ é multiplicada pelo termo de correção de estados de modo semelhante aos observadores de estado onde a matriz de ganho é representada pela matriz $\underline{G}$.

O Filtro de Kalman utilizado nesse trabalho é formado por dois principais estágios, sendo o estágio de predição e o estágio de filtragem. Durante o estágio de predição, os próximos valores estimados de predição $\underline{\hat{x}}(k+1)$ são obtidos pelo modelo do motor de indução através das equações de estado (5.1) e (5.2) e pelos valores dos estados estimados anteriormente. Nesse estágio de predição a matriz de covariância $\underline{P}$ é obtida antes da próxima medição e a matriz de covariância $\underline{Q}$ é utilizada juntamente com o modelo do motor de indução trifásico. No estágio de filtragem, os próximos estados estimados $\underline{\hat{x}}(k+1)$ são obtidos através dos estados de predição $\underline{x}(k+1)$ e corrigidos pelo termo $\underline{K}(y - \hat{y})$. O ganho de Kalman é aplicado para minimizar os erros de estimação dos estados estimados. Este erro é minimizado no Filtro de Kalman pela seguinte equação:

$$\underline{\hat{x}} = \underline{A}(\underline{\hat{x}})\underline{\hat{x}} + \underline{B}\underline{u} + \underline{K}(\underline{i}_1 - \underline{\hat{i}}_1) \tag{5.14}$$

Como citado anteriormente, a parte crítica do projeto do filtro é a inicialização adequada das matrizes de covariância $\underline{Q}$, $\underline{R}$ e $\underline{P}$. Como são matrizes de ponderação,

influenciam grandemente na estabilidade e tempo de convergência do filtro. A matriz de covariância de ruído de medição $\underline{Q}$, leva em consideração os ruídos introduzidos pelos sensores de tensão e respectivos conversores A/Ds. Porém a matriz de covariância de ruído $\underline{R}$, leva em consideração os ruídos introduzidos por sensores de corrente e respectivos conversores A/Ds.

Muitas são as formas para se estimar as matrizes de covariância $\underline{Q}$, $\underline{R}$ e $\underline{P}$, como por exemplo, o projeto de estimação de covariância por meio da lógica *fuzzy* assistida (VAS, 1998), mas em muitas aplicações a técnica de tentativa é aplicada para a estimação inicial dos elementos das matrizes de covariância $\underline{Q}$, $\underline{R}$ e $\underline{P}$.

As matrizes de covariância são assumidas diagonais multiplicada por uma constante, sendo $\underline{Q}$ uma matriz cinco por cinco com $\underline{Q} = diag(q_{11}, q_{11}, q_{33}, q_{33}, q_{55})$, $\underline{P}$ uma matriz cinco por cinco com $P = diag(p_{11}, p_{11}, p_{33}, p_{33}, p_{55})$ e $\underline{R}$ uma matriz dois por dois com $\underline{R} = diag(r, r)$ respectivamente. Essas matrizes devem ser devidamente inicializadas com valores a serem ajustados sendo um fato determinante para se alcançar a convergência do filtro (GARCIA, 2002), (VAS, 1998).

Baseados nos valores das matrizes $\underline{A}$, $\underline{B}$ e $\underline{C}$ fornecidas pelo processo, o Filtro de Kalman estima os estados. Esses estados são atualizados pela matriz de ganho $\underline{K}$, de modo semelhante aos observadores de estado, que têm seus estados atualizados pela matriz de ganho $\underline{G}$. Dessa forma o Filtro de Kalman trabalha paralelamente ao processo fornecendo um desempenho satisfatório. A estrutura em diagrama de blocos do Filtro de Kalman é ilustrada na figura 5.1.

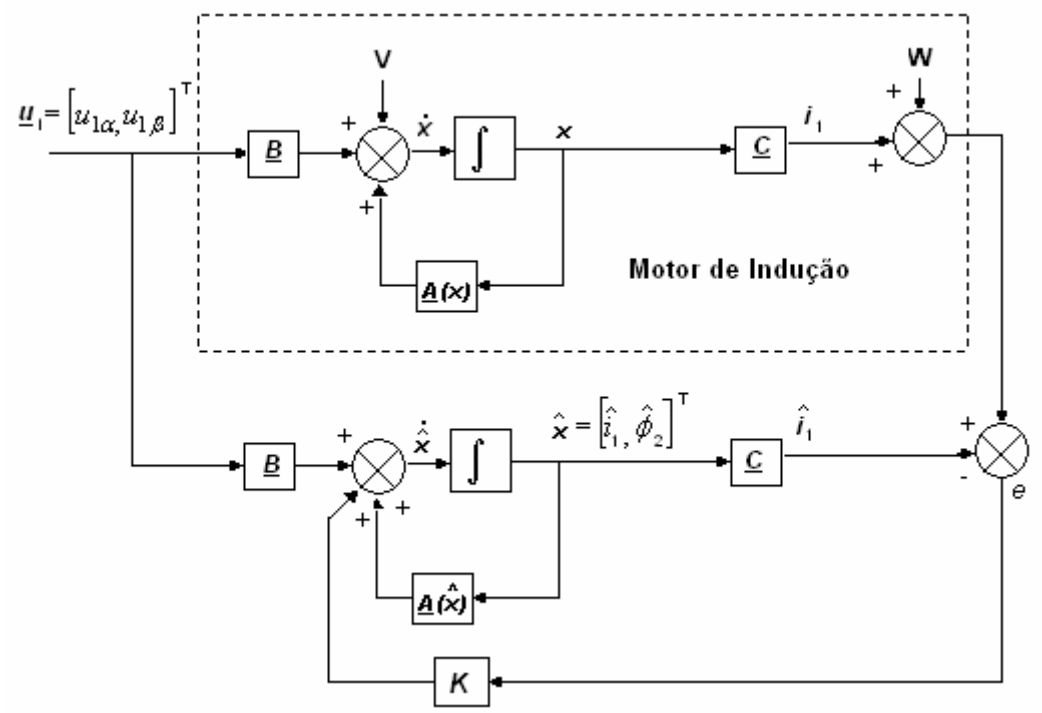


Figura 5-1 - Estrutura do Filtro de Kalman Estendido.

5.1 Implementação do algoritmo Filtro de Kalman Estendido Discretizado

O algoritmo do Filtro de Kalman Estendido é computacionalmente mais intenso que o algoritmo do Observador de Estado visto no capítulo 4. Sendo conveniente a realização do algoritmo através de processadores de alto desempenho – DSP's.

Utilizando o modelo do motor de indução trifásico descrito nas equações (5.1) a (5.14), com base em Welch, 2001 o algoritmo do Filtro de Kalman Estendido é abordado considerando as seguintes etapas:

Etapa 1 - Predição do vetor de estado

Considerando a equação dada em (5.8) e o vetor de estado estimado $\underline{\hat{x}}(k)$, a predição do vetor de estado é obtida tal como:

$$\underline{x}(k+1) = \underline{A}_d\,\underline{\hat{x}}(k) + \underline{B}_d\,\underline{u}(k) \tag{5.14}$$

As matrizes $\underline{A}_d$ e $\underline{B}_d$ discretas foram truncadas no primeiro termo, sendo reescritas da seguinte forma:

$$\underline{A}_d = (I + \underline{A}T) = \begin{bmatrix} 1-aT & 0 & bT & c\,z_p\omega_{mec}T & 0 \\ 0 & 1-aT & -c\,z_p\omega_{mec}T & bT & 0 \\ dT & 0 & 1-eT & -z_p.\omega_{mec}T & 0 \\ 0 & dT & z_p.\omega_{mec}T & 1-eT & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{5.15-a}$$

$$\underline{B}_d = \underline{B}T = \begin{bmatrix} v_1T \\ v_1T \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{5.15-b}$$

sendo os coeficientes da matriz $\underline{A}_d$ e $\underline{B}_d$ definidos pela equação (2.32).

Etapa 2 - Predição da matriz de covariância

A matriz de covariância é obtida como:

$$\underline{P}(k+1) = \underline{f}(k+1)\underline{\hat{P}}(k)\underline{f}^T(k+1) + \underline{Q} \tag{5.16}$$

onde $\underline{f}$ é a matriz gradiente definida por:

$$\underline{f}(k+1) = \frac{\partial}{\partial \underline{x}}\left(\underline{A}_d\,\underline{x} + \underline{B}_d\,\underline{u}\right)|_{x=\hat{x}(k+1)} \tag{5.17}$$

Devido à linearização procedida no ponto $t = k$, a matriz $\underline{f}$ torna-se:

$$\underline{f}(k+1) = \begin{bmatrix} 1-aT & 0 & bT & c.Tx_5 & cTx_4 \\ 0 & 1-aT & -cTx_5 & bT & -cTx_3 \\ dT & 0 & -eT & -z_pTx_5 & Tx_4 \\ 0 & dT & -z_pTx_5 & -eT & Tx_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{5.18}$$

sendo os coeficientes da matriz $\underline{f}$ definidos pela equação (2.32) com $\lfloor x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5 \rfloor = \lfloor i_{1\alpha} \quad i_{1\beta} \quad \phi_{2\alpha} \quad \phi_{2\beta} \quad \omega_{mec} \rfloor$.

Etapa 3 - Computação da matriz de ganho de Kalman

A matriz de ganho do filtro de Kalman é dada por:

$$\underline{K}(k+1) = \underline{P}(k+1)\underline{h}^T(k+1)\left[\underline{h}(k+1)\underline{P}(k+1)\underline{h}^T(k+1) + \underline{R}\right]^{-1} \tag{5.19}$$

onde $\underline{h}$ é a matriz gradiente definida por:

$$\underline{h}(k+1) = \frac{\partial}{\partial \underline{x}}\left[\underline{C}_d\,\underline{x}\right]\Big|_{x=x(k+1)} \tag{5.20}$$

Considerando a equação (5.7) e que $\underline{C}_d = \underline{C}$, tem-se:

$$\underline{h}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{5.21}$$

Etapa 4 - Estimação do vetor de estado

A estimação do vetor de estado para o temo $(k+1)$ é dada por:

$$\underline{\hat{x}}(k+1) = \underline{x}(k+1) + \underline{K}(k+1)\left[\underline{y}(k+1) - \underline{\hat{y}}(k+1)\right] \tag{5.22}$$

$$\underline{\hat{y}}(k+1) = \underline{C}x(k+1) \tag{5.23}$$

onde

$$\underline{\hat{y}}(k+1) = \left[\hat{i}_{1\alpha}(k+1), \hat{i}_{1\beta}(k+1)\right]^T \tag{5.24}$$

Etapa 5 - Estimação do erro da matriz de covariância

O erro da matriz de covariância pode ser obtido como:

$$\underline{\hat{P}}(k+1) = \underline{P}(k+1) - \underline{K}(k+1)\underline{h}(k+1)\underline{P}(k+1) \tag{5.25}$$

Etapa 6 – Armazena as matrizes e retorna a etapa 1.

5.2 Controle vetorial por orientação de campo sem sensor de velocidade

Com o objetivo de se obter o controle da velocidade do rotor sem a utilização de sensor de velocidade, os mesmos procedimentos utilizados pelo Observador descrito no

capítulo 4 com respeito ao controle vetorial com orientação de campo no rotor, são considerados na execução do algoritmo do Filtro de Kalman Estendido.

De posse da implementação do algoritmo do Observador apresentado no capítulo anterior e do algoritmo do Filtro de Kalman Estendido apresentado nesse capítulo, será apresentado no próximo capítulo uma descrição dos procedimentos de elaboração para uma suposta implementação física e também as etapas da implementação virtual desses estimadores.

Capítulo 6

Simulação dos Estimadores de Velocidade

Considerando a definição das estratégias de controle *sensorless* apresentadas nos capítulos 4 e 5, nesse capítulo são descritas as etapas referentes à implementação virtual ou de simulação dos estimadores apresentados nesse trabalho, objetivando a comprovação do desempenho de cada um deles. O sistema é simulado por meio de uma plataforma virtual através do software Matlab e das ferramentas do *Power System Blockset* (PSB) disponíveis no Simulink.

Para a implementação física desses estimadores um motor de indução trifásico do tipo gaiola de esquilo deve ser utilizado. Os parâmetros bem como o modelo do motor de indução utilizados são apresentados no capítulo 7. Para a alimentação do motor de indução um inversor com elementos de chaveamento IGBT é o mais indicado devido à sua faixa de aplicação ser de até no máximo 15 kHz.

Em se tratando de inversor, pode-se utilizar o inversor de tensão controlado por modulação por largura de pulsos (PWM) ou inversor de corrente controlado por malha de histerese. No caso do inversor de tensão (PWM), a tensão de saída é controlada pela variação da largura de pulsos, sendo que os sinais de comando são gerados através da comparação de uma onda triangular com um sinal de referência ou pela técnica Modulação de Vetores de Espaço (KAZMIERKOWSKI, 1994). Já o controle de corrente por malha de histerese utiliza um comparador entre a corrente medida e a corrente de referência e/ou estimada. Desta forma, quando a corrente medida ultrapassa os limites da banda de histerese, o dispositivo de

potência é comutado devidamente fazendo com que a corrente se mantenha na faixa de histerese.

Para a medição da corrente e da tensão provenientes do terminal do motor, os sensores de efeito Hall são utilizados sendo conectados entre a saída do inversor e os terminais do estator. Devido ao ruído nos sinais de saída proveniente desses sensores um filtro analógico passa baixa é requerido. Para os sensores de tensão, são utilizados filtros analógicos com freqüência de corte de 160 Hz, devido a tensão de saída do inversor ser PWM. Já para os sinais de saída provenientes dos sensores de corrente, um filtro analógico com freqüência de corte de 240 Hz é suficiente, pelo fato da corrente ser praticamente senoidal. O valor adequado da freqüência de corte de cada um desses filtros é obtido por meio da análise das medições físicas efetuadas.

Uma vez promovida a filtragem dos sinais provenientes dos sensores de corrente e de tensão, esses sinais são discretizados por meio dos conversores A/Ds com uma precisão de 12 bits, para então serem processados como dados binários pelo processador digital. Estes conversores A/Ds podem ou não fazer parte do processador digital. Através dos dados de entrada discretizados o processador executará o algoritmo dos estimadores através de um recurso chamado *Simulink-Function* ou *S-Function*, onde se é possível executar rotinas de alto nível no Simulink.

No decorrer do capítulo, os estimadores serão simulados por meio de uma plataforma virtual de ensaios, objetivando obter de forma realista as informações necessárias tal como quando realizada por um sistema físico.

6.1 Implementação da plataforma virtual

Os estimadores são implementados em uma plataforma virtual de ensaios utilizando o software Matlab/Simulink, auxiliada pelas ferramentas do *Power System Blockset* (PSB) e pelo recurso chamado *Simulink-Function* ou *S-Function*.

O Matlab é constituído por uma ampla biblioteca de funções predefinidas, as quais permitem a resolução de problemas técnicos com maior facilidade em relação às outras linguagens como Fortran ou C (CHAPMAN, 2003). O Simulink, por sua vez, é basicamente um simulador de sistemas dinâmicos com uma interface de diagramas de blocos. O Simulink pode lidar com diagramas de blocos lineares e não lineares. Pelo fato das operações no Simulink serem baseadas na representação espaço estado, os blocos de circuitos lineares e não lineares, modelos de máquinas elétricas e modelos de eletrônica de potência podem operar em um mesmo diagrama combinados com o modelo desejado.

O *Power System Blockset* (PSB) utiliza o ambiente simulink para representar máquinas e componentes elétricos comuns encontrados no sistema de eletrônica de potência. O PSB consiste de bibliotecas de blocos elétricos e de ferramentas de análise que são utilizados para converter diagrama de blocos em diagramas em espaço estado dentro do Simulink (HUY, 2001).

No caso da função *Simulink-Function* ou *S-Function*, esta é portando, um recurso responsável pela executação de rotinas em linguagem de alto nível dentro do Simulink.

Os métodos de simulação realizados para a verificação de desempenho dos estimadores, são dividios em duas etapas, sendo a primeira em Malha Aberta e a segunda em Malha Fechada. No próximo tópico será abordada a metodologia utilizada para cada etapa de simulação.

6.1.1 Plataforma virtual de ensaios – Malha Aberta

Para a plataforma virtual de ensaios, o motor de indução tipo gaiola de esquilo é utilizado, sendo disponibilizado pela biblioteca (PSB) do Simulink. As configurações e os parâmetros do bloco referente ao motor de indução são definidos de acordo com os parâmetros descritos no capítulo 7.

Para a alimentação do motor de indução é utilizado o inversor de corrente representado pelo bloco descrito como ponte universal, também disponibilizado pela biblioteca PSB do Simulink. Este bloco implementa uma ponte trifásica, onde os elementos de chaveamento são previamente selecionados pelo usuário. Para as simulações são escolhidos como elementos de chaveamento os IGBT's tendo como sinal de comando um gerador de pulsos PWM. Este gerador de pulsos é representado pelo bloco característico da biblioteca PSB e a freqüência de chaveamento foi definida em 15 kHz.

Para a leitura das correntes e das tensões sensores que convertem os sinais PSB provenientes do inversor em variáveis Simulink, são utilizados. Esses sensores são representados por blocos prontos denominados medidores de tensão ou de corrente disponíveis pela biblioteca do PSB.

Na seqüência para a filtragem das tensões e das correntes provenientes dos sensores, os filtros analógicos utilizados são representados pelo bloco função de transferência dada pela biblioteca do Simulink.

Para a discretização das correntes e das tensões provenientes do filtro analógico são utilizados conversores A/Ds representados pelos blocos denominados quantizadores disponíveis também no Simulink. A configuração dos conversores A/Ds foi previamente estabelecida para esse trabalho em 12 bits com abertura de escala $\pm 10\text{V}$.

Para a avaliação de desempenho em condições de introdução de ruídos, são utilizadas as fontes de ruídos representadas pelo bloco *Randon Number* disponível na biblioteca do Simulink, inseridas no sistema a partir das correntes e das tensões.

Como mencionado anteriormente, o recurso do Matlab conhecido como *S-Function* executa uma rotina na linguagem Matlab dentro do Simulink. Para tanto, baseado no modelo do motor a implementação dos estimadores analisados nesse trabalho são executados pela *S-Function*.

Em se tratando da execução das rotinas pertinentes à implementação do Observador adaptativo, inicialmente é realizada a inicialização das variáveis onde são atribuídos seus valores iniciais. Em seguida uma estrutura condicional decide em que momento o Observador será executado, considerando que o motor de indução já tenha sido acionado. No próximo passo é realizada a aquisição dos sinais de entrada os quais correspondem às três correntes de fase e às três tensões do estator. Após a aquisição dos sinais de entrada, a velocidade é atualizada por meio de um sistema adaptativo. As matrizes do Observador são atualizadas de acordo com o passo anterior e assim o Observador discretizado é obtido.

Para um melhor entendimento, é ilustrado na figura 6.1, um fluxograma que exemplifica a seqüência de instruções realizadas pela *S-Function*.

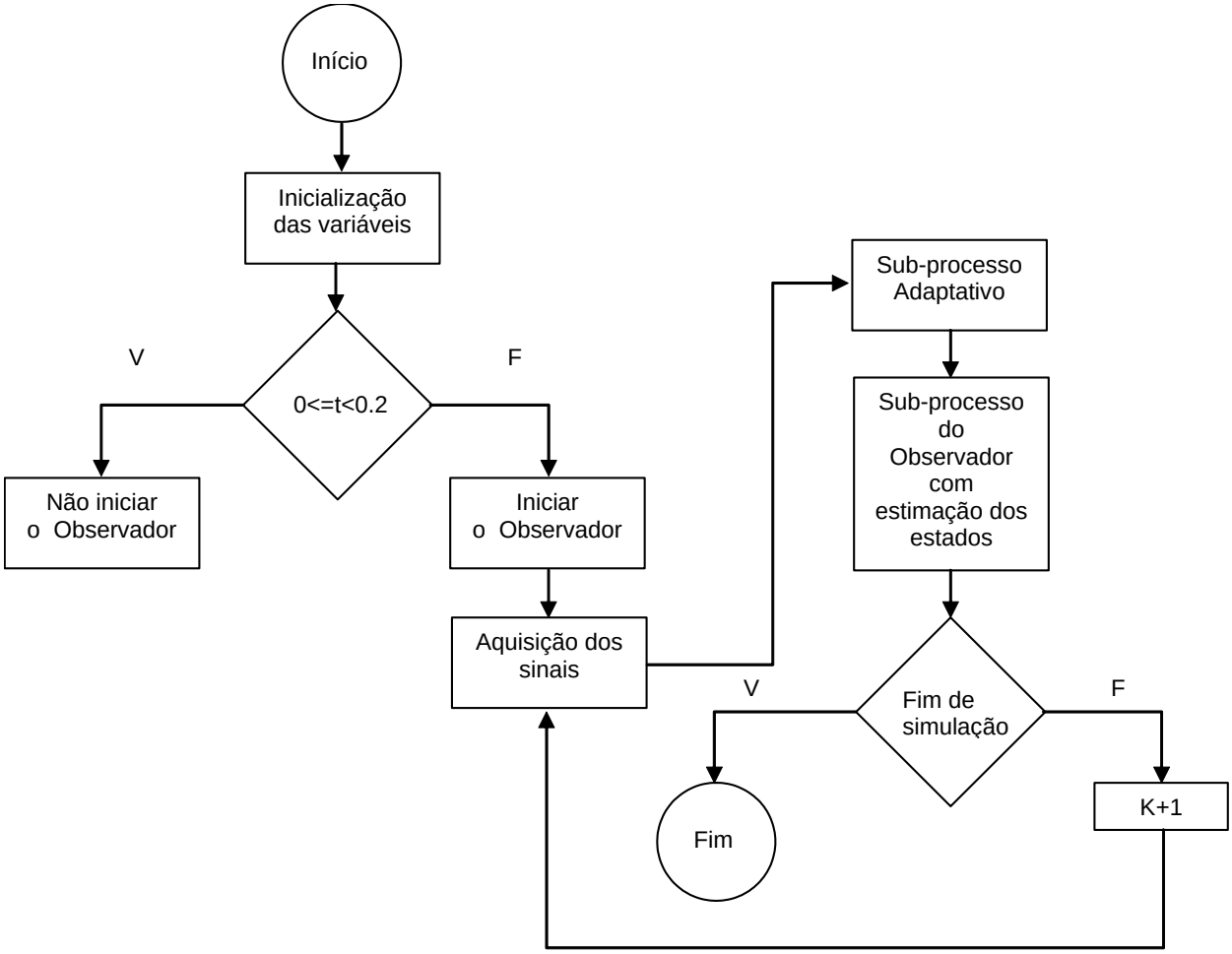


Figura 6.1 - Fluxograma do Observador adaptativo.

De acordo com a figura 6.1, após a execução do Observador, este fornecerá a cada período de amostragem os valores estimados até a finalização do tempo da simulação.

Quanto à execução das rotinas pertinentes à implementação do Filtro de Kalman Estendido, o primeiro passo a ser executado pela *S-Function* é a inicialização das variáveis onde são atribuídos seus valores iniciais inclusive os valores das matrizes de covariância. Uma estrutura condicional decide em que momento o Filtro de Kalman Estendido será executado, considerando que o motor de indução já tenha sido acionado. Após o Filtro de Kalman entrar em execução, a aquisição dos sinais de entrada os quais correspondem às três correntes de fase e às três tensões do estator é realizada. Após a aquisição de sinais, o próximo passo é a execução do filtro para a estimação dos parâmetros, os quais são atualizados a cada período de amostragem até a finalização do temo da simulação.

Para um melhor entendimento, é ilustrado pela figura 6.2, um fluxograma que exemplifica a seqüência de instruções realizadas pela *S-Function*.

O diagrama de blocos completo do Simulink, tendo como estimador o Observador adaptativo é ilustrado pela figura 6.3.

O diagrama de blocos para as simulações referente ao acionamento do motor de indução com a utilização do Filtro de Kalman Estendido é semelhante ao da figura 6.3, porém sendo diferenciado apenas pela execução do Filtro pela *S-Function*.

6.1.2 Plataforma virtual de ensaios – Malha Fechada

A execução dos estimadores em malha fechada é realizada da mesma forma que em malha aberta, diferenciando-se apenas pela utilização do controlador de corrente por histerese, responsável pela geração dos pulsos de comando para o acionamento do inversor. Esse controlador de corrente é elaborado no próprio Simulink, o qual realiza a comparação entre as correntes de fase A, B e C medidas e de referência provenientes do motor e do estimador de

estado respectivamente. Essa comparação é feita de acordo com o valor de banda estipulado. Para esse projeto foi estipulada uma banda de histerese de 0.5A devido a corrente nominal ser de aproximadamente 3A.

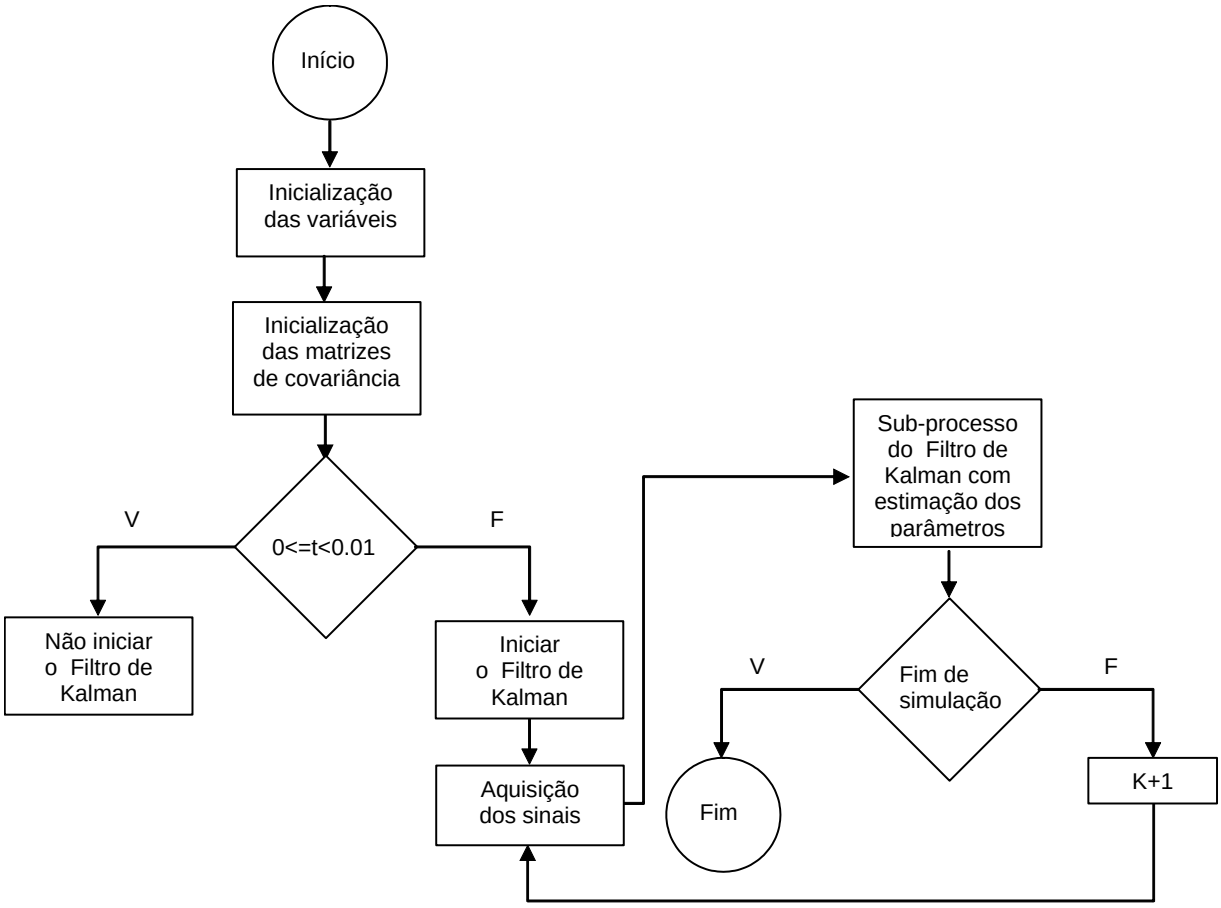


Figura 6.2 – Fluxograma do Filtro de Kalman Estendido.

A execução das rotinas pertinentes à implementação do controle efetuado no motor de indução com a utilização do Observador adaptativo é realizada a partir da velocidade estimada. A execução do controle do Observador adaptativo é realizada com uma freqüência de amostragem de 1kHz, enquanto o loop referente ao estimador trabalha com uma freqüência de amostragem de 50kHz.

Um controlador tipo PI é utilizado para anular o erro existente entre a velocidade estimada pelo Observador e a velocidade de referência. Através deste controlador PI um torque de referencia é gerado.

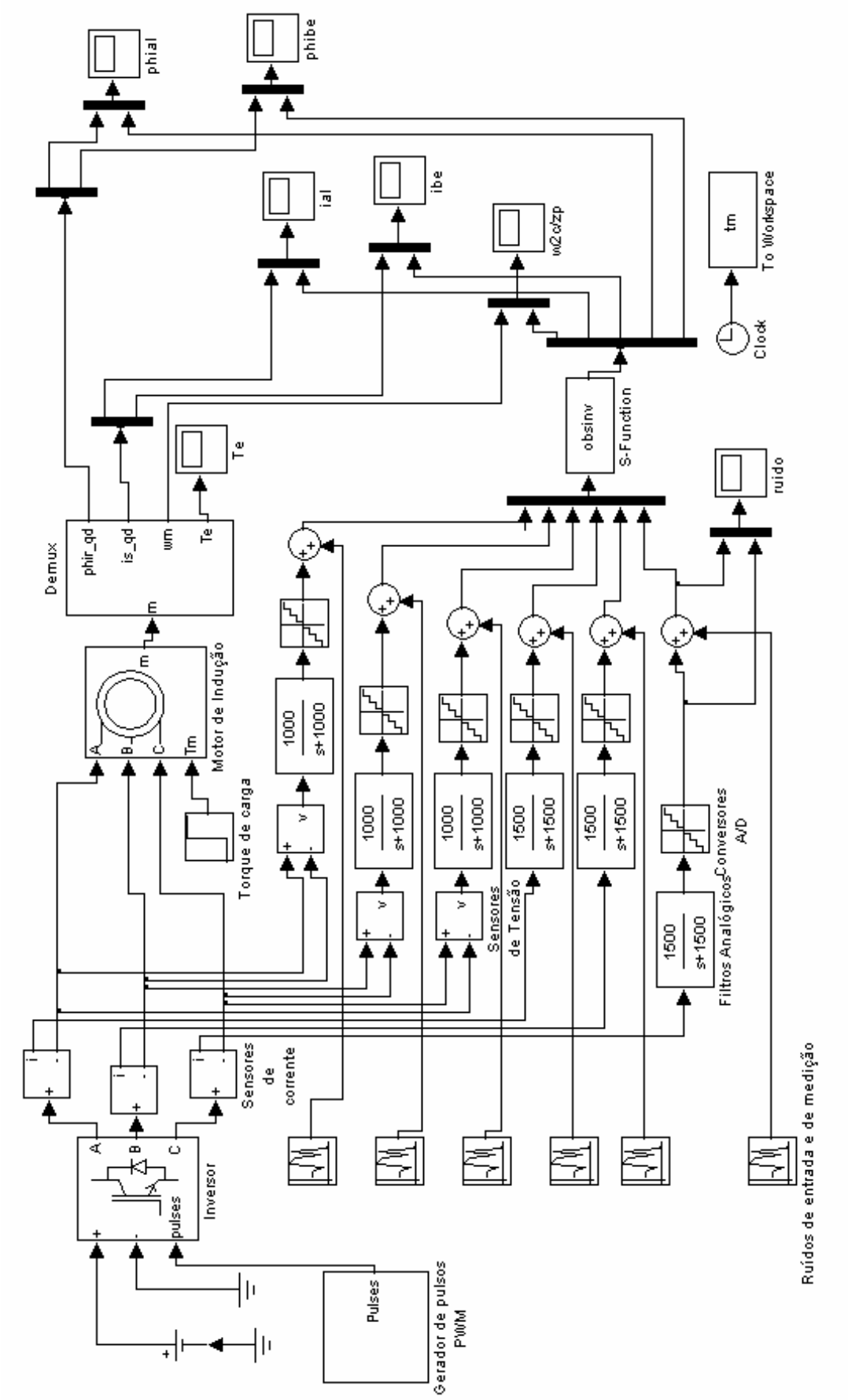


Figura 6.3 - Diagrama de blocos Simulink do acionamento do motor de indução.

A partir da equação de torque expressa em (2.40), a corrente de referência do estator no eixo em quadratura é obtida. A posição do ângulo do rotor necessária para transposição de referenciais bifásico para trifásico é obtida pela equação (3.26) considerando os valores do fluxo do rotor obtidos pelo Observador. Dessa forma, a estimação das correntes de fase do estator A, B e C é obtida.

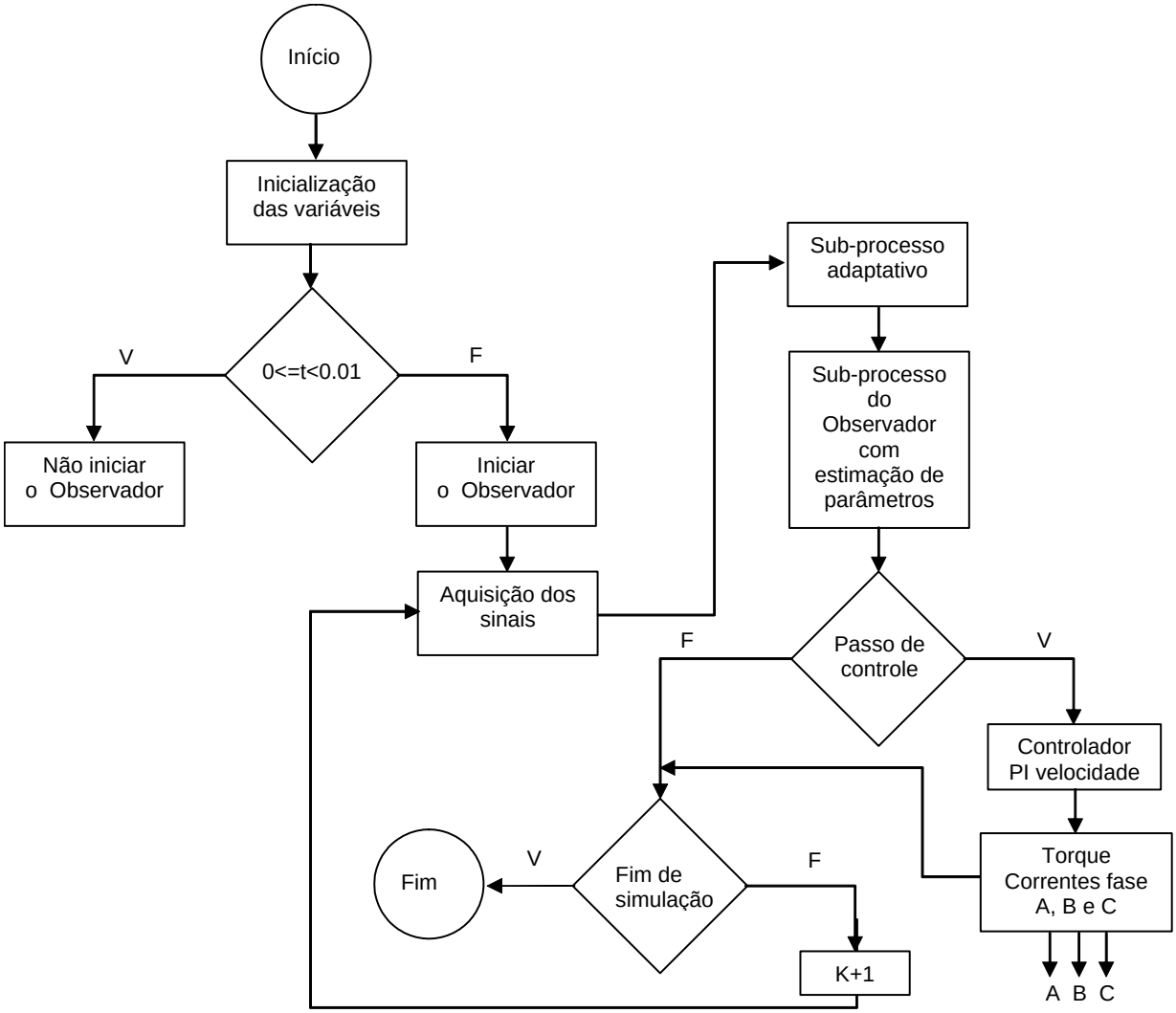


Figura 6.4 - Fluxograma do controle do motor de indução com Observador adaptativo.

Portanto, de posse das correntes de fase do estator A, B e C estimadas, conforme a figura 6.4, se procede à sua comparação com correntes de fase A, B e C provenientes do motor, sendo tal comparação efetuada pelo controlador de histerese, como esclarecido anteriormente.

Após o controle de corrente ser efetuado, os pulsos de comando são enviados ao inversor. As variáveis de estados estimadas são obtidas de forma semelhante ao Observador adaptativo em malha aberta. Os procedimentos executados pela *S-Function* durante o controle do motor de indução com a utilização do Filtro de Kalman Estendido é semelhante ao demonstrado na figura 6.4, se diferenciando apenas no que se refere à implementação do Filtro, demonstrado na figura 6.2.

O diagrama de blocos completo do Simulink para o controle do motor de indução com a utilização do Observador adaptativo, é visto pela figura 6.5. Porém, o diagrama de blocos para as simulações referente ao controle do motor de indução com a utilização do Filtro de Kalman Estendido , é semelhante ao da figura 6.5, se diferenciado apenas pela execução do Filtro pela *S-Function*.

6.1.3 Modos de Simulação

Nas simulações dos estimadores tanto em malha aberta como em malha fechada, o motor de indução foi acionado em vazio e após um certo período foi inserido um torque de carga. As seguintes situações foram avaliadas:

- Acionamento do motor considerando os parâmetros nominais e o sistema isento de ruídos;
- Acionamento do motor considerando os parâmetros nominais e o sistema sujeito à ruídos de estado e de medidas.
- Acionamento do motor com variação de R_1 e R_2 e isento de ruídos;
- Acionamento do motor com variação de R_2 e o sistema sujeito à ruídos de estado e de medidas.

Portanto, através das situações impostas às estratégias *sensorless* relacionadas acima, os resultados obtidos através das simulações serão avaliados e discutidos no capítulo 7.

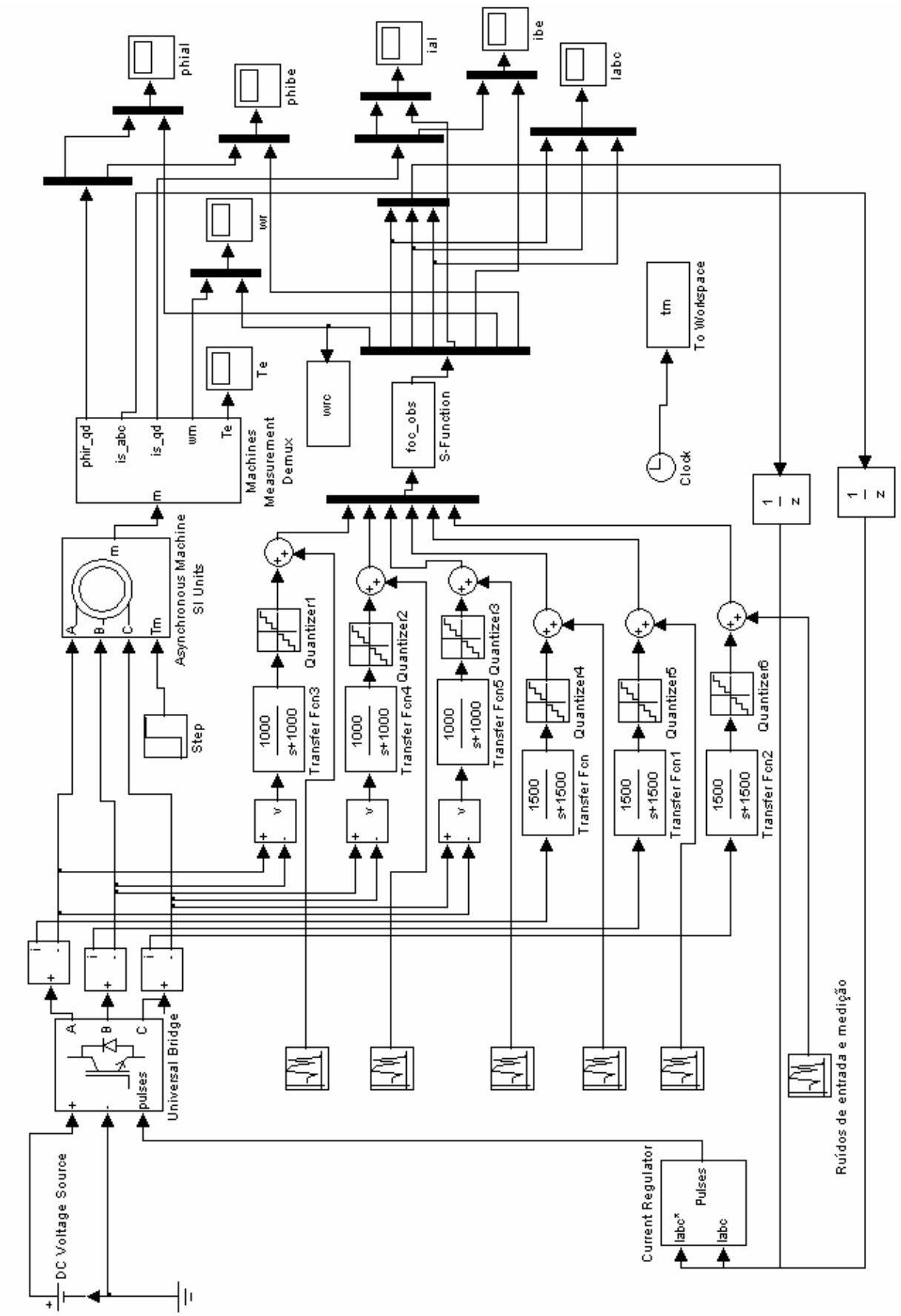


Figura 6.5 – Diagrama de blocos Simulink do controle do motor de indução com Observador adaptativo.

Capítulo 7

Resultado das Simulações

Neste capítulo são apresentados os resultados das simulações descritas no capítulo anterior. Os parâmetros do motor de indução trifásico utilizados para as simulações são expressos pela Tabela 7.1.

Tabela 7-1 -Parâmetros do motor de indução trifásico.

Parâmetros do motor	
Potência	1HP 220/380V 60Hz
Par de Pólos	2
Resistência do estator	7.56Ω
Indutância do estator	0.35085H
Resistência do rotor	3.84Ω
Indutância do rotor	0,35085 H
Indutância mútua	0.33615H
Momento de Inércia	0.017 kg/m^2
Coeficiente Atrito Viscoso	0.0001 N.m.s

Primeiramente, são apresentados os resultados da simulação da velocidade e do torque considerando o motor de indução trifásico em condições nominais sendo alimentado por tensões senoidais. Nesse caso está se avaliando o comportamento do motor isoladamente dos estimadores em estudo.

Em seguida são apresentados os resultados de simulação comparando-se o comportamento do motor de indução e o comportamento dos estimadores.

A avaliação de desempenho do Observador adaptativo e do Filtro de Kalman Estendido é realizada em Malha aberta e em Malha Fechada. Em cada caso serão tratadas quatro situações:

- Motor com os parâmetros nominais e sem a introdução de ruídos;
- Motor com os parâmetros nominais e a introdução de ruídos;
- Motor com a variação de R_1 e R_2 sem introdução de ruídos;
- Motor com variação de R_2 e a introdução de ruídos.

Com relação aos ruídos introduzidos na segunda situação imposta, estes são analisados com variância de 5% para os níveis de tensão e de 5%, 10% e 30% para os níveis de corrente, de acordo com os motivos mencionados no capítulo 6.

Nas duas últimas situações citadas, a variação da resistência do rotor R_2 no motor de indução pode variar em até 50% devido ao aumento da temperatura no rotor, acarretando erros na velocidade do rotor (KRZEMINSKI, 1999), (ACARNLEY, 1997). Porém, neste são consideradas para R_1 um acréscimo de 10% e para R_2 acréscimos de 10% e de 20%.

A variação dos parâmetros, ou seja, dos valores de R_1 e de R_2, são alterados para cada simulação através do bloco PSB do Simulink referente ao motor de indução. Enquanto que os estimadores na *S-Function* mantém os valores dos parâmetros do motor nominais.

Ainda, na quarta situação imposta, os resultados referente a variação de parâmetros associado a introdução de ruídos são apresentados, onde apenas a variância de 10% de ruído para os níveis de corrente é aplicado por ser este um nível considerado típico em aplicações deste tipo. Essa variância no ruído é aplicada em todas variações paramétricas impostas.

O desempenho do motor é quantificado em função do erro de velocidade de regime nas condições em vazio e em carga. Esse erro é obtido pela relação dada por (7.1):

$$erro\ de\ velocidade = \frac{valor\ medido - valor\ estimado}{valor\ medido} * 100 \tag{7.1}$$

sendo que “valor medido“ se refere aos dados obtidos diretamente no bloco do motor do Simulink e o “valor estimado” é referente aos dados de saída da *S-Function* que executa o algoritmo de estimação sob estudo. Para as simulações referentes às quatros situações citadas anteriormente, o motor de indução foi acionado em vazio e após 0.6s foi inserido um torque de carga de 4Nm.

No caso das simulações referentes ao Observador são utilizados de acordo com a equação (3.20) os valores $K_p = 1.8$ e $K_p = 800$ para o ajuste do controlador PI do módulo adaptativo.

Já nas simulações referentes ao Filtro de Kalman Estendido, são considerados para a inicialização das matrizes de covariância $\underline{Q}$, $\underline{R}$ e $\underline{P}$ os seguintes valores:

$$\underline{Q} = \begin{bmatrix} 10^{-7} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-7} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 10^{-4} \end{bmatrix} \tag{7.2}$$

$$\underline{R} = \begin{bmatrix} 10^{-1} & 0 \\ 0 & 10^{-1} \end{bmatrix} \tag{7.3}$$

$$\underline{P} = \begin{bmatrix} 10^{-10} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-10} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-10} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^{-10} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 10^{-10} \end{bmatrix} \tag{7.4}$$

Os valores das matrizes de covariância das equações (7.2) à (7.4) foram obtidas por tentativa, de modo a obter melhor desempenho e a convergência do filtro. Para o alcance do

desempenho desejado da velocidade no caso de malha fechada um controlador PI de velocidade foi utilizado na malha de controle. Esse controlador PI é expresso pela seguinte equação:

$$PI(s) = \frac{0.438s + 0.389}{s} \tag{7.5}$$

Com a discretização do controlador PI no tempo de amostragem de 1ms, a equação (7.5) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$PI(z) = \frac{0.438z - 0.4376}{z - 1} \tag{7.6}$$

Como mencionado no início desse capítulo, o ensaio de simulação do motor de indução com os parâmetros nominais e de forma isolada dos estimadores se faz necessário para uma posterior avaliação da dinâmica do motor e a devida comparação dos resultados dos estimadores. Dessa forma, a resposta de velocidade do motor e a curva do torque é ilustrado pelas figuras 7.1 e 7.2 respectivamente de acordo com os parâmetros dado na tabela 7.1.

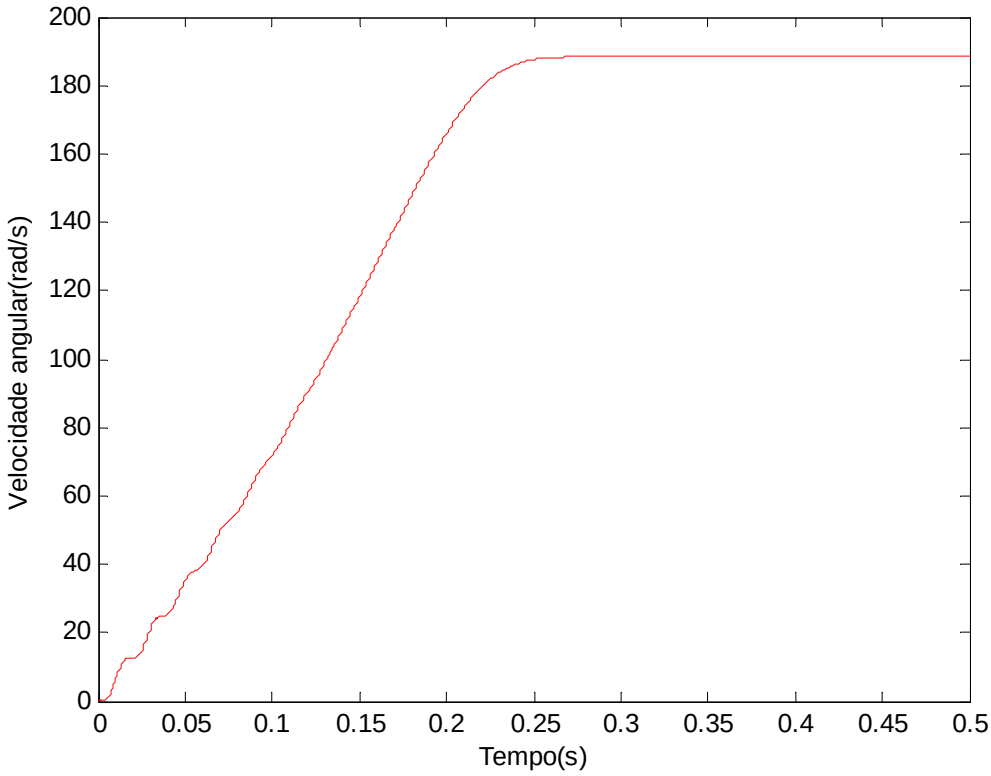


Figura 7.1 - Resposta de velocidade do motor de indução.

Através da figura 7.1 vemos a resposta da velocidade do motor de indução em condições normais de operação. E na figura 7.2 a curva de torque para as mesmas condições de operação.

Para a avaliação do desempenho dos estimadores as quatro situações descritas anteriormente são tratadas nos próximos tópicos, considerando o sistema primeiramente em malha aberta.

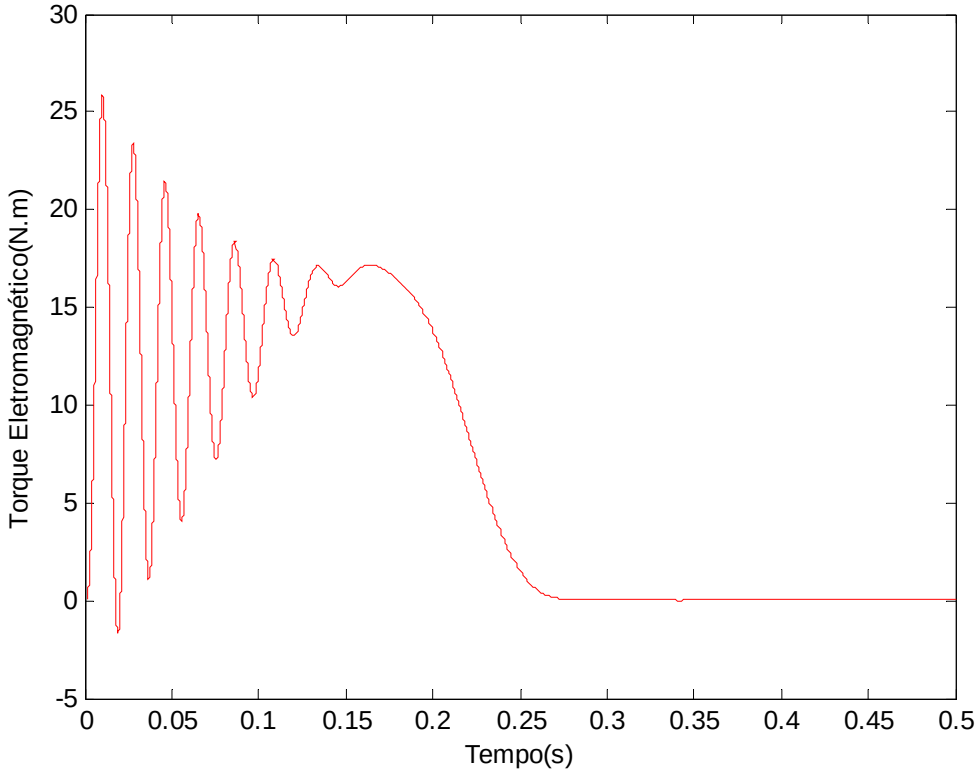


Figura 7.2 - Curva de torque do motor de indução.

7.1 Simulação em malha aberta

Conforme simulações descritas no capítulo 6, os resultados apresentados para o sistema em malha aberta são analisados com relação as quatro situações impostas, realizando-se dessa forma a comparação de desempenho do Observador e do Filtro de Kalman Estendido.

7.1.1 Operação do motor de indução com os parâmetros nominais e sem a introdução de ruídos.

Após o acionamento do motor de indução, no instante 0.2s o Observador de Estado entra em execução. Já no caso do Filtro de Kalman, este entra em execução após o acionamento do motor de indução no instante 0.01s. Na figuras 7.3 e 7.4 são apresentadas as curvas comparativas da velocidade, medidas e estimadas, do Observador e do Filtro de Kalman respectivamente.

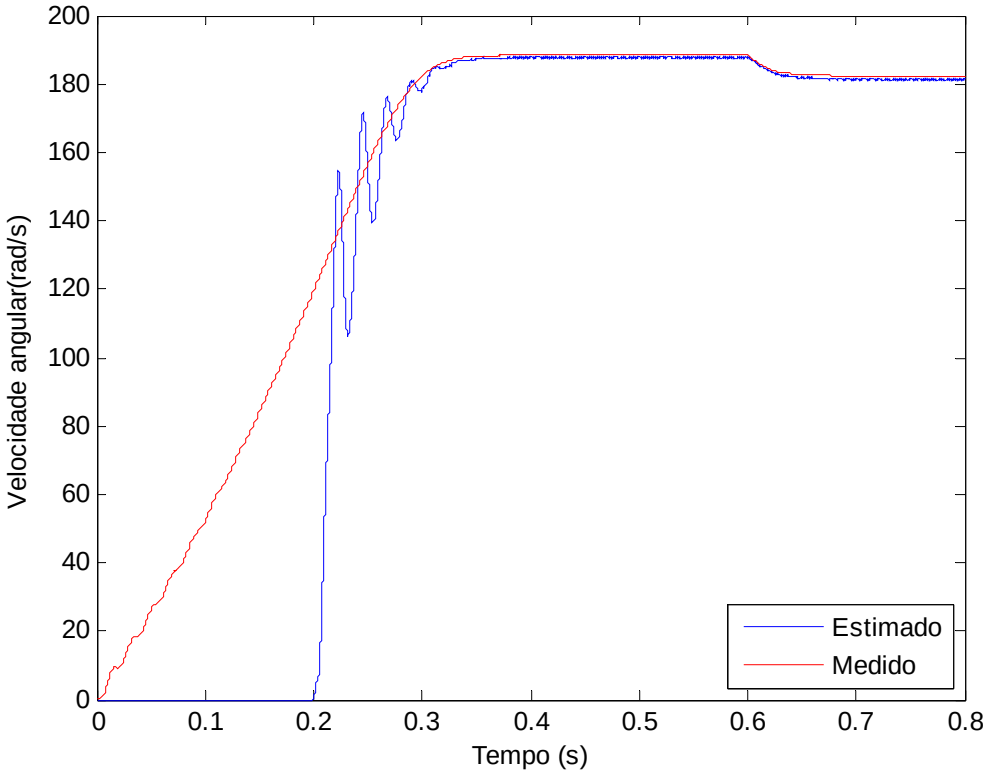


Figura 7.3 - Velocidade do rotor com Observador.

A execução do observador a partir do instante 0.2s, tem como objetivo obter uma melhor dinâmica, já que no transitório de torque as oscilações são elevadas, conforme é visto na figura 7.2. Dessa forma a avaliação do desempenho do Observador e do Filtro de Kalman é obtida somente em regime com carga e sem carga.

Nas figuras 7.5 e 7.6 são apresentadas o comparativo entre as componentes real da corrente do estator, medidas e estimadas com relação ao Observador e ao Filtro de Kalman respectivamente.

Nas figuras 7.7 e 7.8 são apresentados os comparativos entre a componente real do fluxo do rotor, medidos e estimados com relação ao Observador e ao Filtro de Kalman respectivamente.

É visto pelas figuras de 7.5 a 7.8 que o Filtro de Kalman além de superar o transitório de torque visto pela figura 7.2, no caso do comportamento de velocidade quando em regime, este forneceu uma melhor estimação em relação ao Observador.

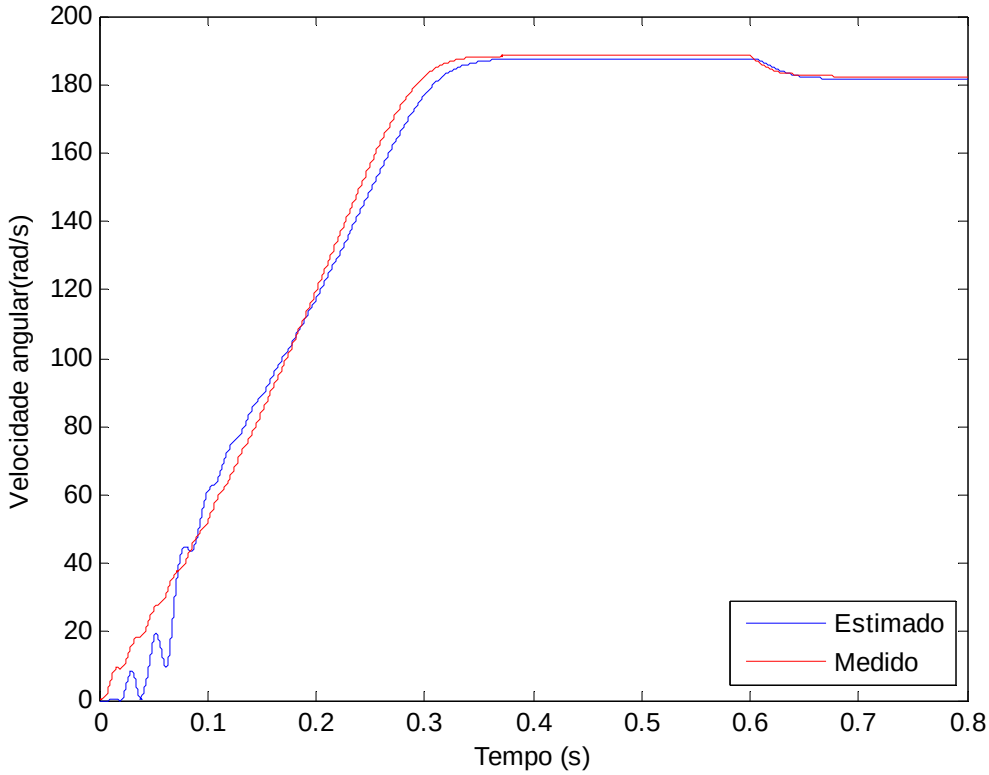


Figura 7.4 - Velocidade do rotor com Filtro de Kalman.

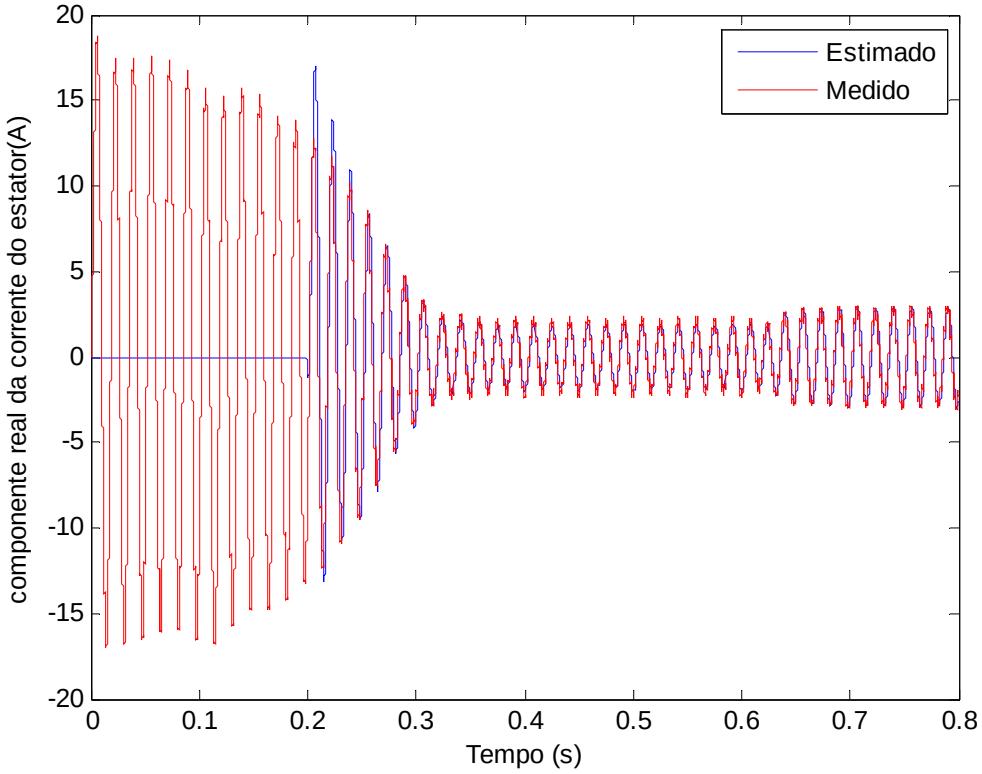


Figura 7.5 – Componente real da corrente do estator com Observador.

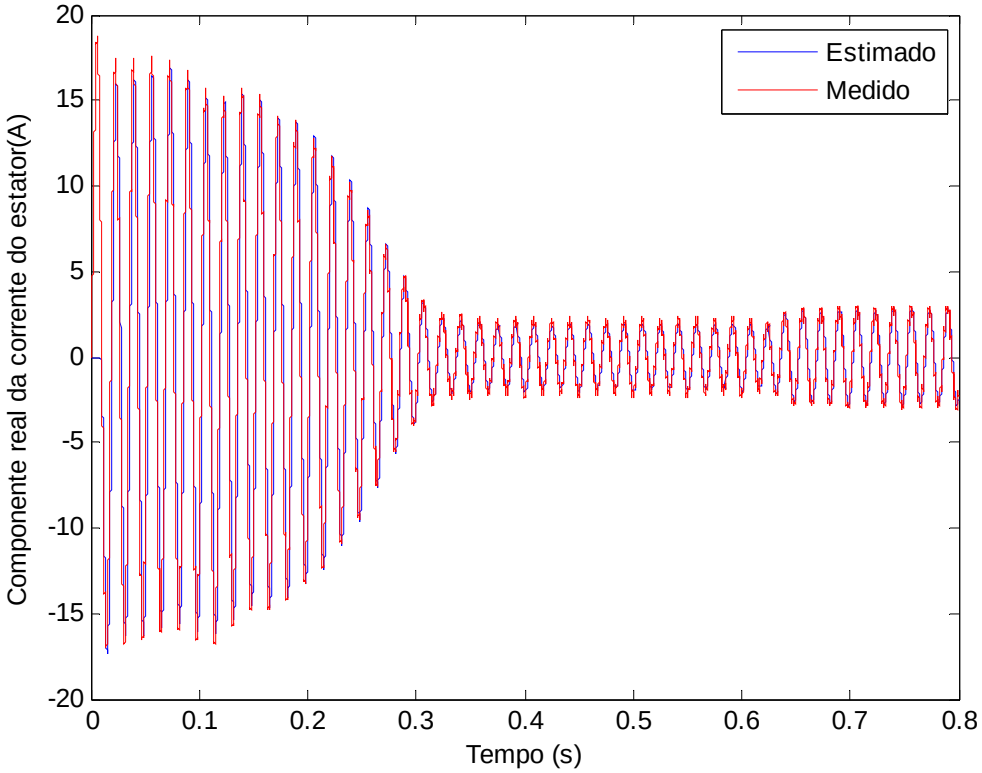


Figura 7.6 – Componente real da corrente do estator com Filtro de Kalman.

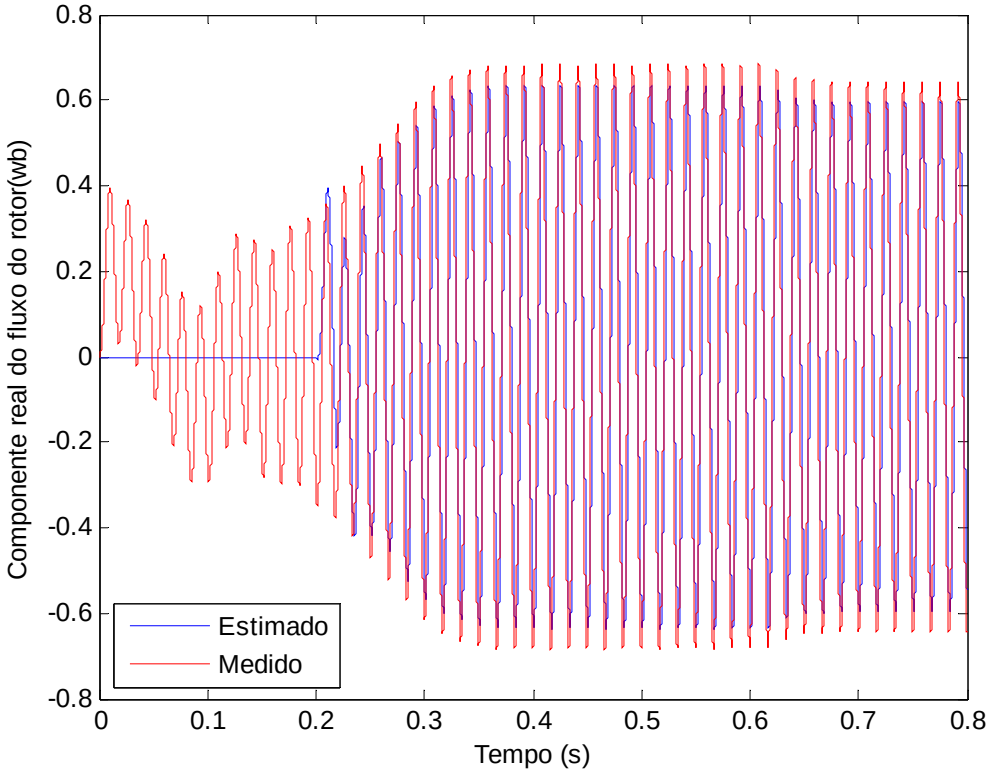


Figura 7.7 – Componente real do fluxo do rotor com Observador.

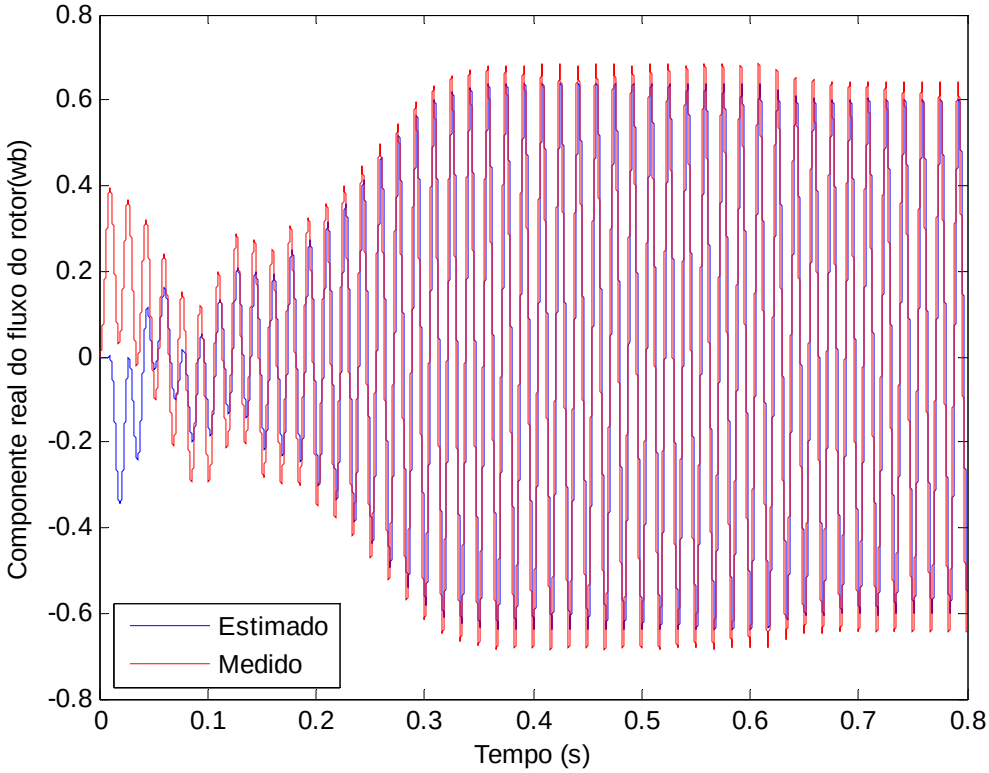
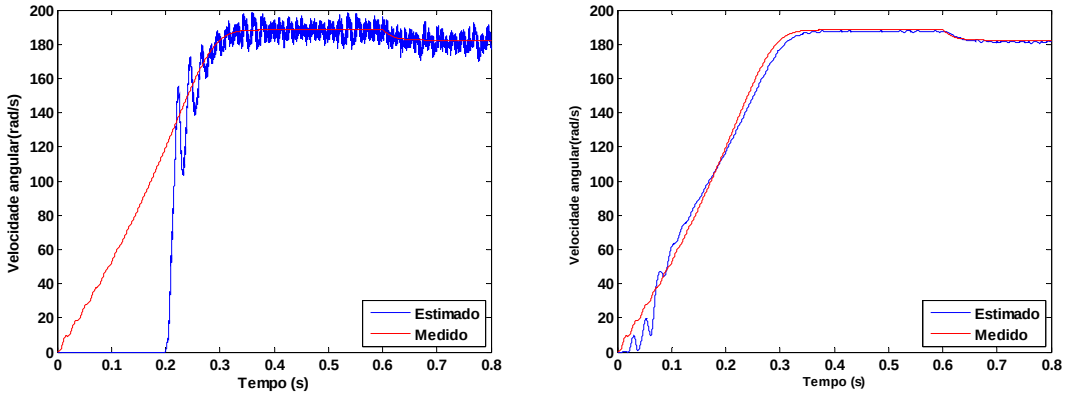


Figura 7.8 – Componente real do fluxo do rotor com Filtro de Kalman.

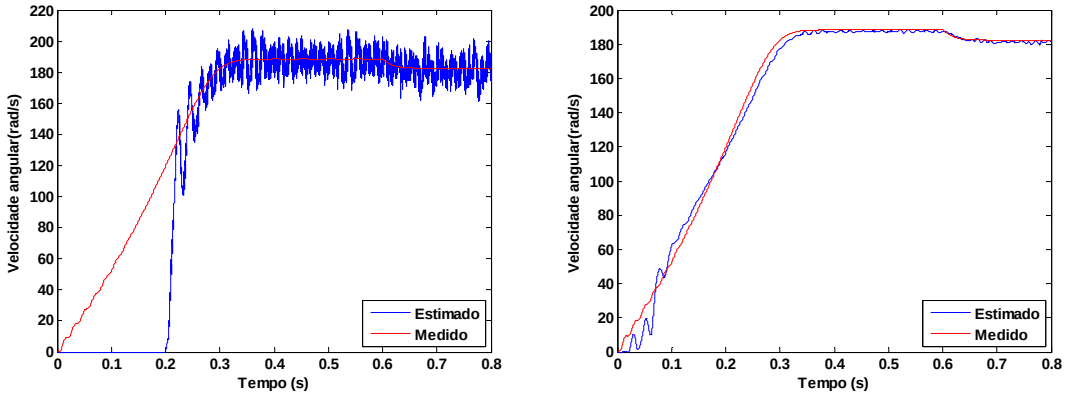
7.1.2 Operação do motor de indução com os parâmetros nominais e introdução de ruídos

Para as simulações do Observador adaptativo e do Filtro de Kalman, foram analisados o comportamento das curvas de velocidade medidas e estimadas, considerando os ruídos provenientes dos sensores de tensão com variância de 5% e os ruídos provenientes dos sensores de corrente com variância de 5%, 10% e 30%. As figuras de 7.9 a 7.11 ilustram o comparativo entre o Observador e o Filtro de Kalman respectivamente.



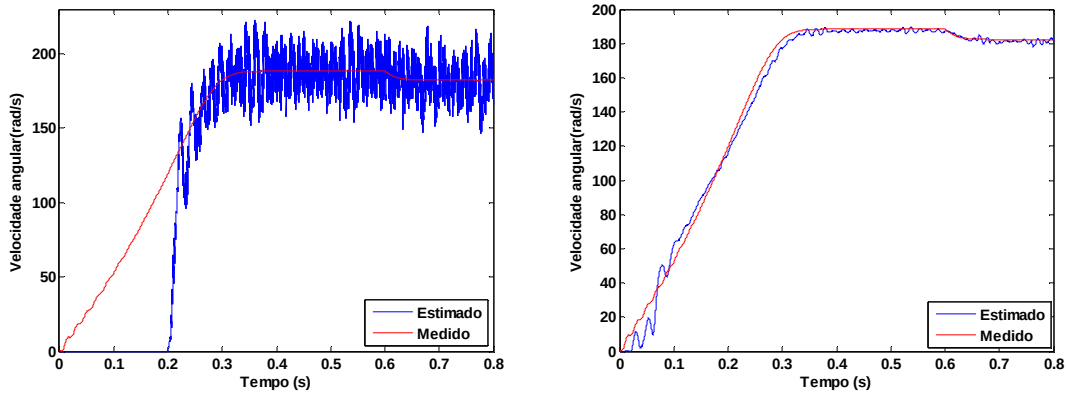
(a) (b)

Figura 7.9 – Velocidade do rotor com parâmetros nominais e 5% de ruído.
a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.10 – Velocidade do rotor com parâmetros nominais e 10% de ruído.
a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.11 – Velocidade do rotor com parâmetros nominais e 30% de ruído. b)Observador, b) Filtro de Kalman.

Através das figuras de 7.9 a 7.11, é visto que o Observador de Estado tem seu desempenho totalmente comprometido quando é submetido a introdução de ruídos. Tal comprometimento já é visualizado a partir da introdução de um ruído mínimo que é o caso da figura 7.9-a. O filtro de Kalman, portanto, apresenta um melhor desempenho em relação ao Observador alcançando uma melhor filtragem em todos os níveis de ruídos estipulados. O desempenho dos estimadores é demonstrado pela Tabela 7.2 onde é expresso o erro em regime. A variação de 10% no ruído foi considerada por ser a mais usual.

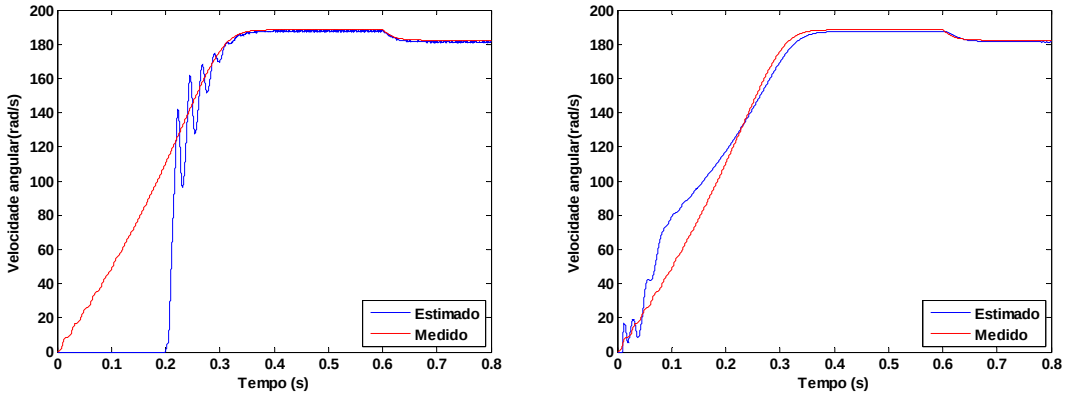
Tabela 7-2 - Variância de 10% no ruído –Malha Aberta

Variância nos ruídos				
Variância de 10% no ruído	**Observador Erro de regime (%)**		**Filtro de Kalman Erro de regime (%)**	
	Sem carga	**Com carga**	**Sem carga**	**Com carga**
R_1 **e** R_2 **nominais**	-	-	**0.75**	**0.39**

7.1.3 Operação do motor de indução com a variação dos parâmetros R_1 e R_2 sem a introdução de ruídos.

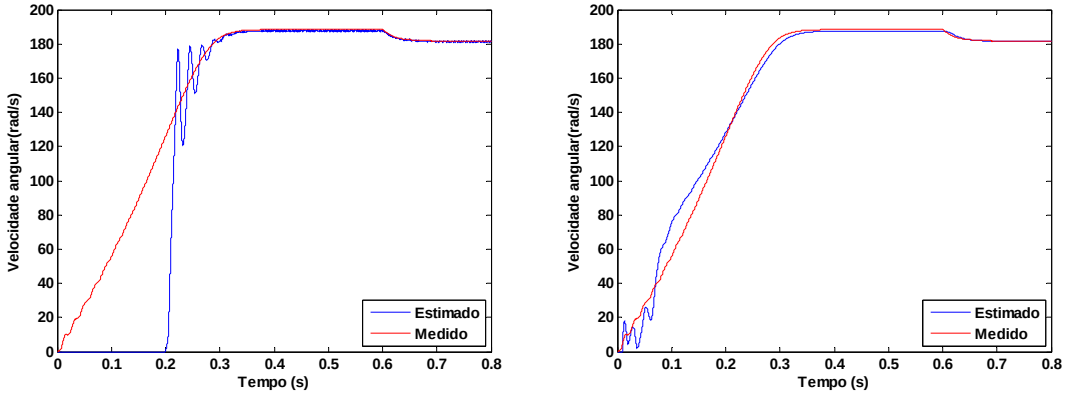
Na situação proposta por esse tópico, as simulações do Observador foram realizadas com os parâmetros nominais do motor e com as variações dos parâmetros R_1 e R_2. As figuras

7.12 e 7.15 ilustram o comparativo da velocidade medida e estimada de acordo com as variações paramétricas estipuladas para o caso do Observador e do Filtro de Kalman respectivamente.



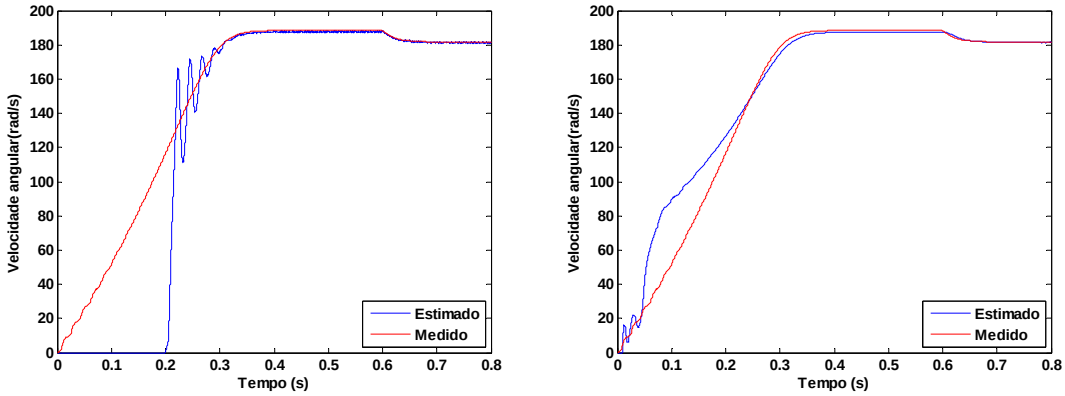
(a) (b)

Figura 7.12 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_1.
a) Observador, b) Filtro de Kalman.



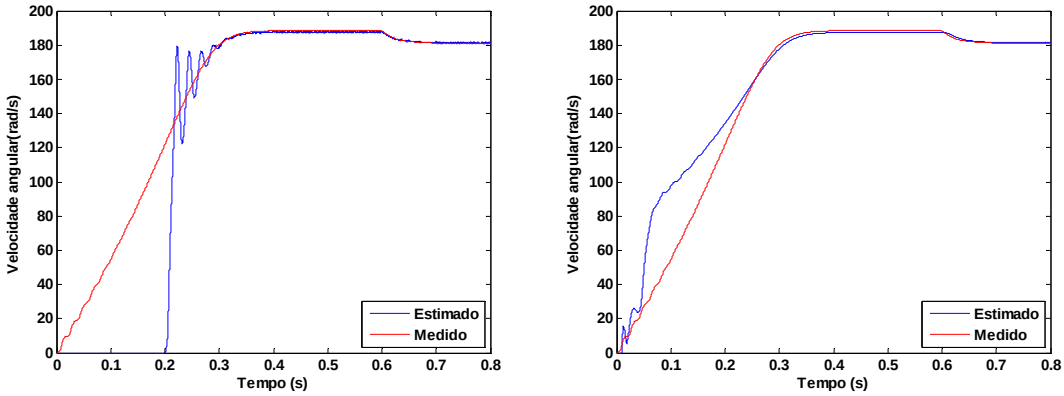
(a) (b)

Figura 7.13 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_2.
(a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.14 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_1 e R_2.
a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.15 – Velocidade do rotor sem ruídos com acréscimo de 10% em R_1 e 20% em R_2. a) Observador, b) Filtro de Kalman.

Pelas figuras 7.12 a 7.15, observa-se que no decorrer das variações paramétricas, com relação ao regime transitório o desempenho do Filtro de Kalman é comprometido não acompanhando a aceleração do motor. Já o Observador apresenta um desempenho melhor em relação ao Filtro de Kalman no que se refere ao regime transitório, porém ambos apresentam os valores dos erros de velocidade em regime, tanto em vazio com em carga, suficientemente pequenos.

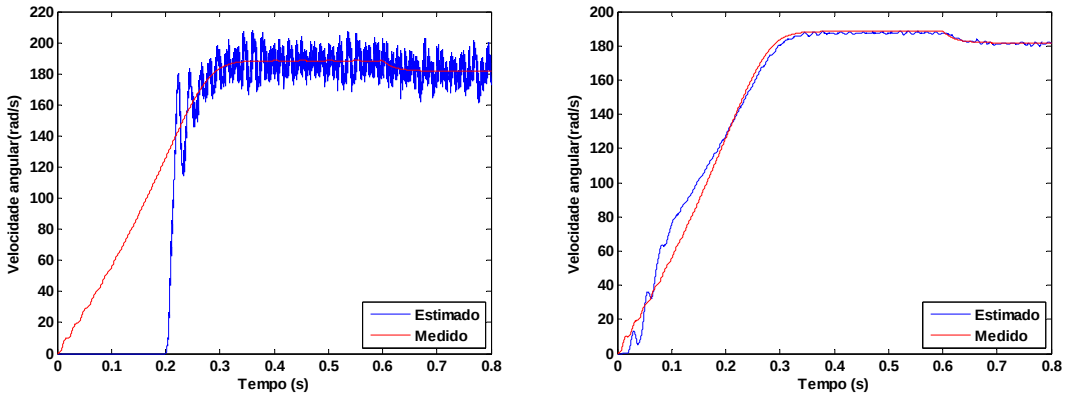
O desempenho do Observador e do Filtro de Kalman, considerando o erro de velocidade dado em regime com e sem carga é demonstrado pela tabela 7.3. Além da variação de parâmetros apresentadas nesse tópico, a situação apresentada no tópico referente as simulações sem variações paramétricas é também expressa nessa tabela para efeito de comparação.

Tabela 7-3 - Variação dos parâmetros R_1 e R_2 e sem ruído – Malha Aberta.

Variação Paramétrica do motor de indução				
Variações	**Observador Erro de regime (%)**		**Filtro de Kalman Erro de regime (%)**	
	Sem carga	**Com carga**	**Sem carga**	**Com carga**
R_1 e R_2 nominais	0.39	0.52	0.13	0.54
R_1 em 10%	0.39	0.57	0.53	0.52
R_2 em 10%	0.39	0.17	0.27	0.14
R_1 e R_2 em 10%	0.53	0.17	0.4	0.15
R_1 em 10% e R_2 em 20%	0.39	-0.13	0.39	-0.16

7.1.4 Operação do motor de indução com a variação do parâmetro R_2 e com a introdução de ruídos.

Neste tópico serão apresentados os resultados referentes às simulações com variação do parâmetro R_2 em 10% e com variância de 10% no ruído. Através da figura 7.16 é visto o comportamento comparativo da velocidade do rotor referentes ao Observador e ao Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.16 – Velocidade do rotor com 10% de ruído e acréscimo de 10% em R_2.
a) Observador, b) Filtro de Kalman.

Através da figura 7.16, por apresentar grandes oscilações quando é aplicado ruídos juntamente com a variação de parâmetros o Observador se mostra menos eficiente em relação ao Filtro de Kalman, portanto, nesse caso não foi considerada a análise quantitativa do erro em regime. Já o filtro de Kalman apresentou um desempenho satisfatório em relação ao Observador sendo expresso pela Tabela 7.4.

Tabela 7-4 - Variação do parâmetro R_2 e com ruído – Malha Aberta.

Variação Paramétrica do motor de indução				
Variações	**Observador Erro de regime (%)**		**Filtro de Kalman Erro de regime (%)**	
	Sem carga	**Com carga**	**Sem carga**	**Com carga**
R_2 em 10%	**-**	**-**	**0.66**	**0.60**

Com relação à situação exposta pela figura 7.16, fica claro a necessidade do estudo de um estimador adequado para tratar com a variação de parâmetros e ruídos conjuntamente, mas o intuito dessa comparação se fez necessário para demonstrar os limites alcançados por cada estimador.

Quando se trata de um processo em malha fechada, o qual será visto com maiores detalhes no próximo tópico, as situações impostas anteriormente podem apresentar melhores resultados.

7.2 -Simulação em malha fechada

Nas simulações em malha fechada foram considerados para análise de desempenho as mesmas situações realizadas nas simulações em malha aberta.

7.2.1 Operação do motor de indução com parâmetros nominais e sem a introdução de ruídos.

Nas figuras 7.17 e 7.18 são ilustradas as curvas comparativas da velocidade do rotor medidas e estimadas do Observador e do Filtro de Kalman, respectivamente. Nas simulações referentes ao Filtro de Kalman Estendido, foram consideradas para a inicialização das matrizes de covariância $\underline{Q}$, $\underline{R}$ e $\underline{P}$ os mesmos valores descritos pelas equações (7.1) à (7.3).

O comportamento do Observador quando aplicado o controle, demonstra maior desempenho em relação ao observador em malha aberta, porém o Filtro de Kalman consegue obter melhor desempenho em regime e em carga quando submetido às mesmas condições.

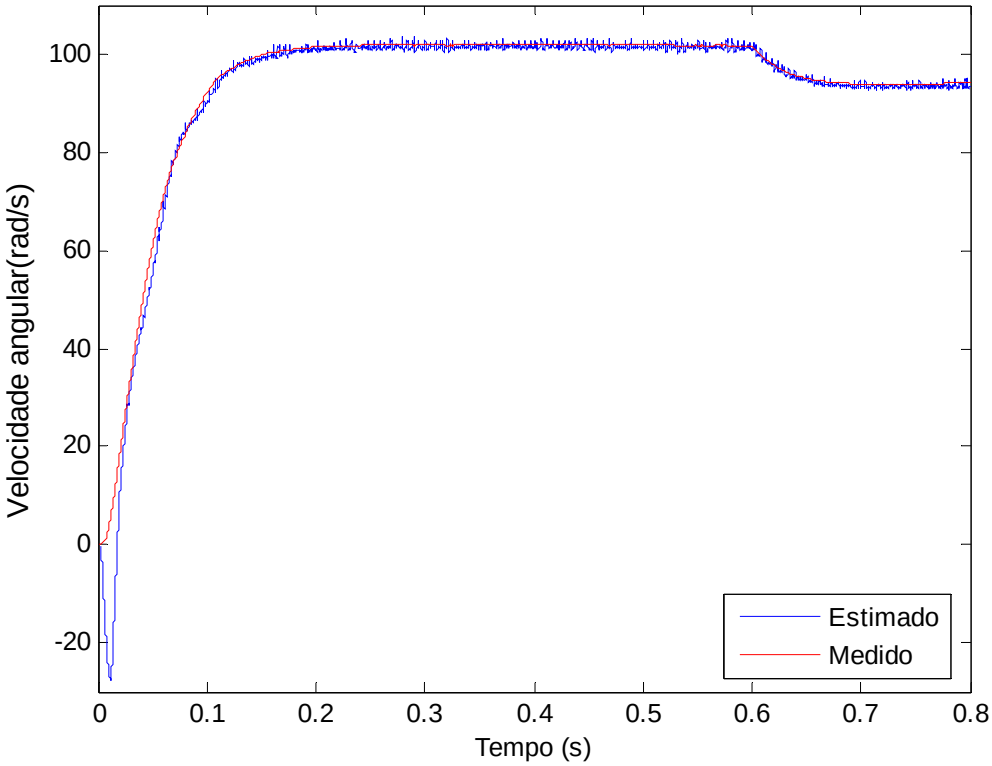


Figura 7.17 - Velocidade do rotor com Observador.

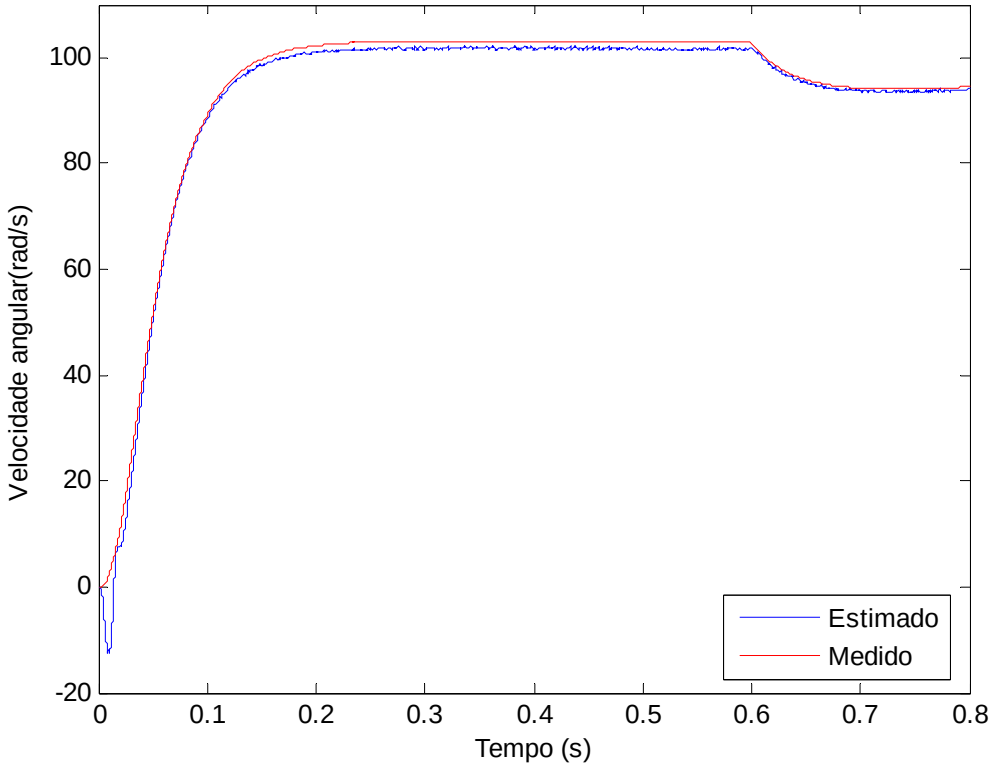
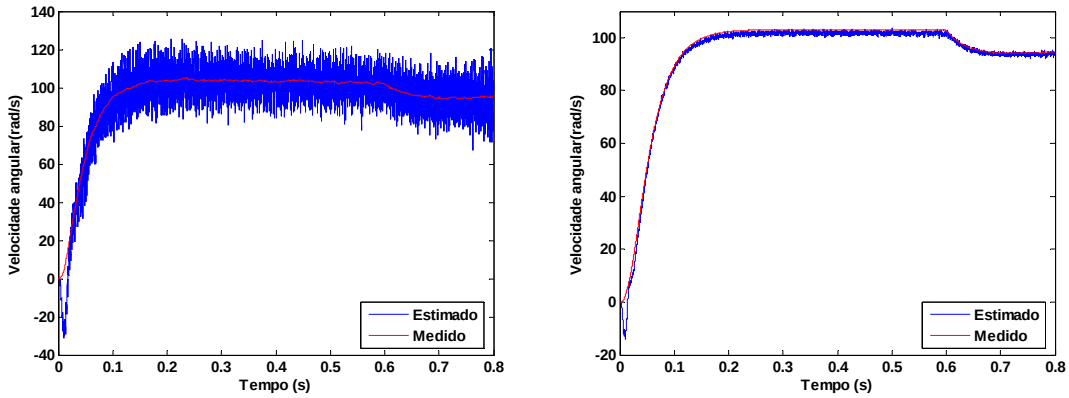


Figura 7.18 - Velocidade do rotor com Filtro de Kalman.

7.2.2 Operação do motor de indução com os parâmetros nominais e com a introdução de ruídos.

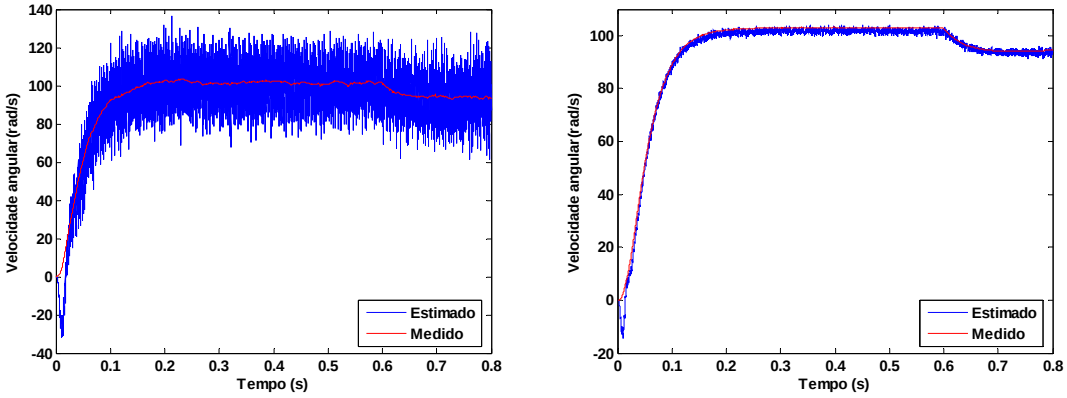
Para as simulações do Observador e do Filtro de Kalman, foram analisados o comportamento das velocidades medidas e estimadas, considerando os ruídos com variância de 5% para os níveis de tensão, 5%,10% e 30% para os níveis de corrente. A comparação de desempenho do Observador e do Filtro de Kalman é ilustrada pelas figuras 7.19 a 7.21.

A partir dos resultados acima, é visto que mesmo em malha fechada, o Observador tem seu desempenho totalmente comprometido sendo, portanto, inadequado para a estimação de velocidade quando submetido à introdução de ruídos. Com relação ao controle efetuado, o Filtro de Kalman apresentou melhores resultados em comparação com o Observador, onde seu comportamento foi totalmente aceitável, mesmo com a introdução de vários níveis de ruído. O desempenho dos estimadores é representado pela Tabela 7.5, onde é expresso o erro em regime. A variância considerada foi a de 10% por se a mais usual.



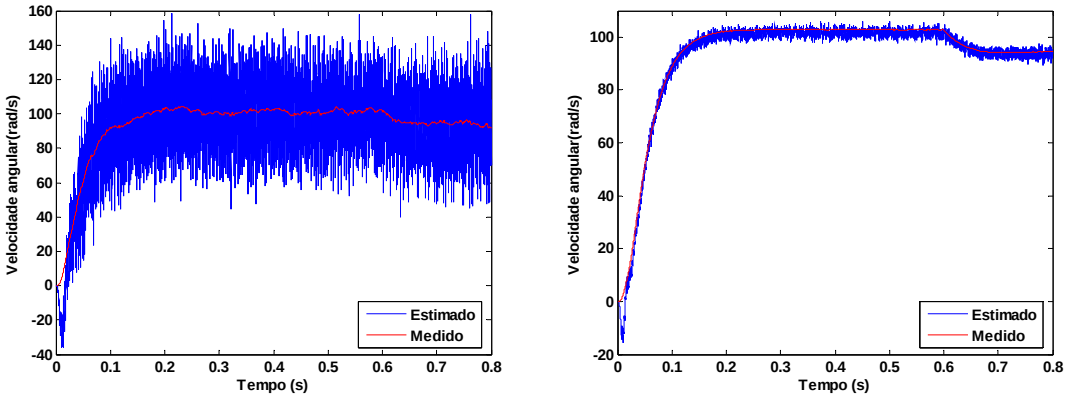
(a) (b)

Figura 7.19 – Velocidade do rotor com 5% de ruído e parâmetros nominais. a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.20 – Velocidade do rotor com 10% de ruído e parâmetros nominais. a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.21 – Velocidade do rotor com 30% de ruído e parâmetros nominais. a) Observador, b) Filtro de Kalman.

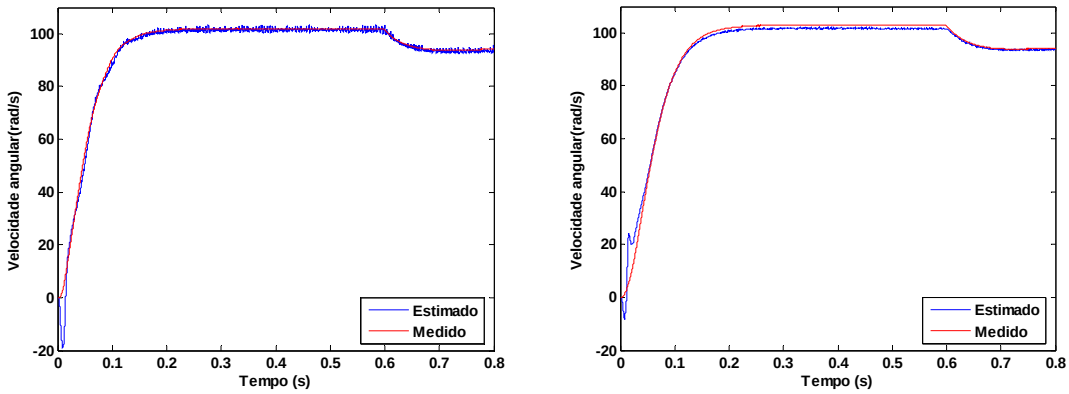
Tabela 7-5 – Variância de 10% no ruído com parâmetros nominais – Malha Fechada.

Variância nos ruídos				
Variância de 10% no ruído	Observador Erro de regime (%)		Filtro de Kalman Erro de regime (%)	
	Sem carga	Com carga	Sem carga	Com carga
R_1 e R_2 nominais	-	-	0.13	1.22

7.2.3 Operação do motor de indução com a variação dos parâmetros R_1 e R_2 e sem a introdução de ruídos.

Neste tópico são apresentadas as simulações referentes ao Observador e ao Filtro de Kalman realizadas com os parâmetros nominais do motor e com as variações de R_1 e de R_2.

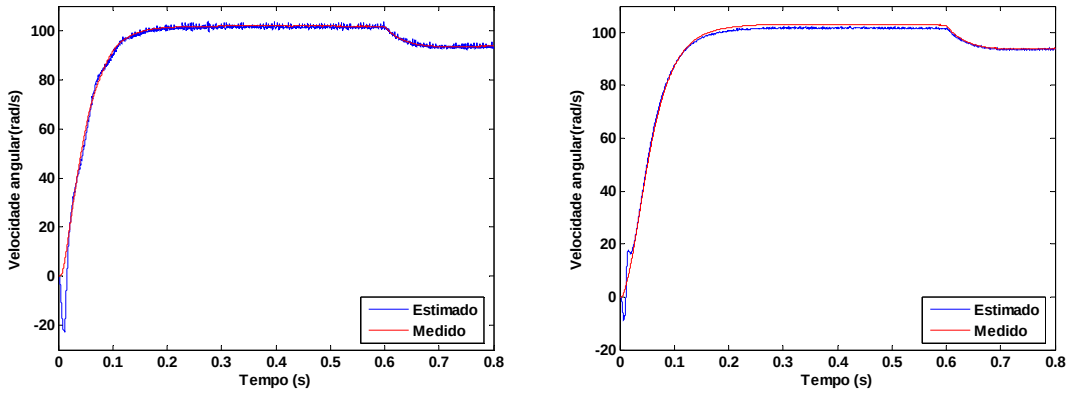
As figuras 7.22 a 7.25 ilustram o comparativo da velocidade medida e estimada de acordo com as variações paramétricas estipuladas.



(a) (b)

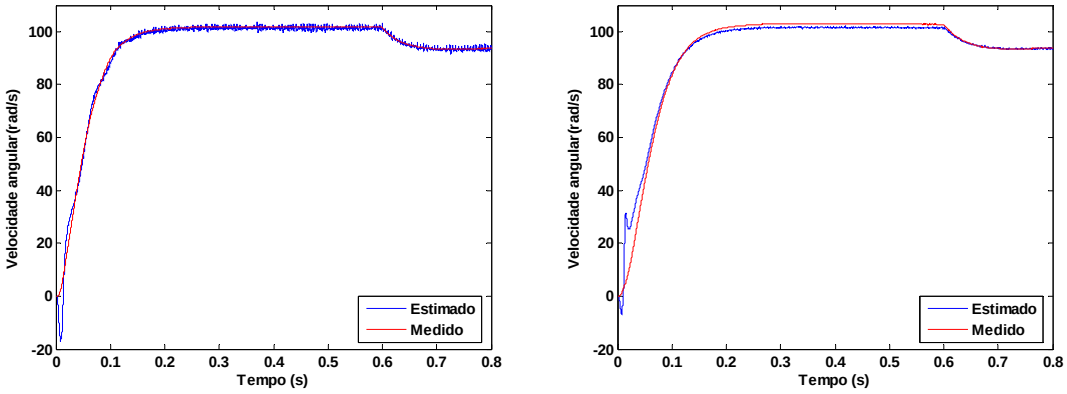
Figura 7.22 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_1 e sem ruídos. a) Observador, b) Filtro de Kalman.

Considerando as figuras de 7.22 a 7.25, tem-se que o Observador apresenta um desempenho melhorado em relação ao Observador em malha aberta e seu comportamento em relação à variação paramétrica ainda é bem melhor se comparado ao comportamento do Filtro de Kalman nas mesmas condições. O Filtro de Kalman apresenta oscilações na região de transitório, não acompanhando de forma satisfatória a curva do motor, porém ambos merecem destaque com relação ao desempenho alcançado quando em regime permanente expresso pelo erro de regime da Tabela 7.6.



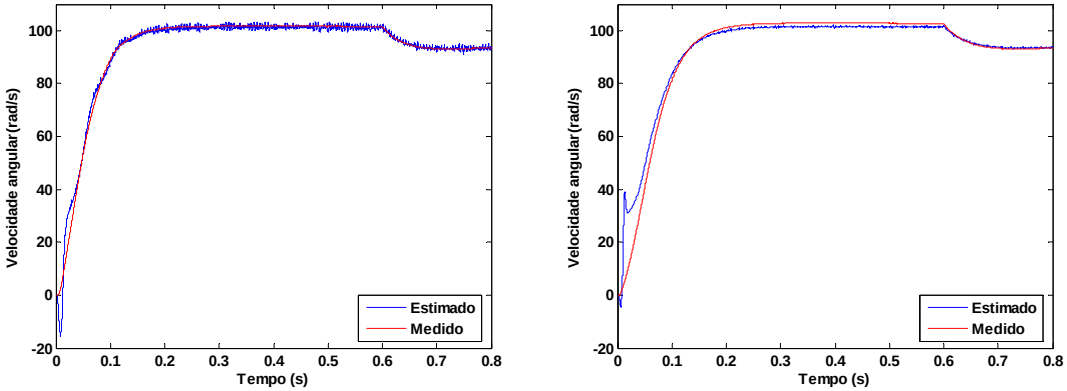
(a) (b)

Figura 7.23 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_2 e sem ruídos. a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

Figura 7.24 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_1 e R_2 e sem ruídos. a) Observador, b) Filtro de Kalman.



(a) (b)

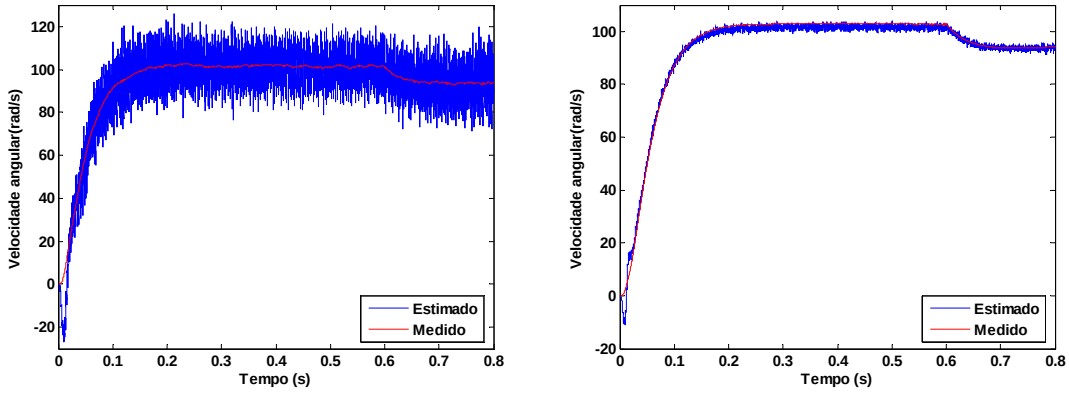
Figura 7.25 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_1 e 20% em R_2 sem ruídos. a)Observador, b) Filtro de Kalman.

Tabela 7-6 - Variação dos parâmetros R_1 e R_2 e sem ruído – Malha Fechada.

Variação Paramétrica do motor de indução				
Variações	**Observador Erro de regime (%)**		**Filtro de Kalman Erro de regime (%)**	
	Sem carga	**Com carga**	**Sem carga**	**Com carga**
R_1 e R_2 nominais	0.91	7.99	1.45	0.63
R_1 em 10%	0.53	0.56	0.73	0.42
R_2 em 10%	1.57	-0.14	0.98	0.19
R_1 e R_2 em 10%	0.49	0.32	0.98	0.11
R_1 em 10% e R_2 em 20%	0.39	-0.55	1.37	-0.32

7.2.4 Operação do motor de indução com a variação do parâmetro R_2 e com a introdução de ruídos.

Para as simulações do Observador foram considerados a variação de R_2 em 10% e a introdução de 5% de ruído , já no Filtro de Kalman foram considerados a variação de R_2 em 10% e a introdução de 10% de ruído, conforme figura 7.26.



(a) (b)

Figura 7.26 – Velocidade do rotor com acréscimo de 10% em R_2 .
a)Observador com 5% de ruído, b) Filtro de Kalman com 10% de ruído.

Através da figura 7.26, o alto nível de ruído com alteração somente de R_2 no Observador, compromete a obtenção de valores para quantificação do erro em regime. No caso do Filtro de Kalman, foi constatado um desempenho satisfatório, sendo apenas prejudicado quando aplicado a variação de parâmetros no transitório de torque. O desempenho do Filtro de Kalman é expresso pela Tabela 7.7, onde se encontra os erros de velocidade em regime.

Tabela 7-7 - Variação do parâmetro R_2 e com ruídos – Malha Fechada.

Variação Paramétrica do motor de indução				
Variações	**Observador Erro de regime (%)**		**Filtro de Kalman Erro de regime (%)**	
	Sem carga	**Com carga**	**Sem carga**	**Com carga**
R_2 em 10%	**-**	**-**	**1.46**	**0.27**

Pelos resultados expostos nesse capitulo comprova-se a eficácia do Filtro de Kalman em relação ao Observador, tanto em malha aberta com em malha fechada. Pois, quando o

Observador foi submetido à variação paramétrica e à introdução de ruídos revelou-se inadequado para a estimação, sendo necessário nesse caso a aplicação de um estimador que atenda a essas variações. O Filtro de Kalman, portanto, se mostrou superior ao Observador com relação a introdução de ruídos, mas no que se refere à variação de parâmetros ainda apresenta oscilações no regime transitório.

Capítulo 8

Conclusão

Neste trabalho foi apresentada uma análise a respeito da estimação da velocidade do rotor do motor de indução trifásico. Foi realizada uma análise comparativa de desempenho das estratégias de estimação, utilizando um Observador adaptativo e estimadores baseados na teoria do Filtro de Kalman Estendido. As simulações foram feitas para várias situações considerando a variação de parâmetros e inclusão de ruído, com o motor vazio e em carga e em malha aberta e malha fechada.

Os resultados foram analisados considerando o desempenho dinâmico e de regime dos estimadores para cada situação. O erro quantificado nas condições de regime permanente em todas as situações de estudo se mostrou suficientemente pequeno. Isso implica que os estimadores podem ser utilizados em inúmeras aplicações industriais com esse nível de precisão.

O Observador adaptativo em malha aberta mostrou-se insuficiente quanto ao tratamento de ruídos, sendo que para esse caso o filtro de Kalman atingiu o objetivo proposto fornecendo um desempenho satisfatório.

Quando ao caso em malha fechada, o Observador conseguiu superar as desvantagens em relação ao seu desempenho em malha aberta, porém, ficou prejudicado em relação à inclusão de ruídos juntamente com a variação paramétrica. Já o filtro de Kalman que apresentava melhores resultados em malha aberta, quando simulado em malha fechada não obteve um desempenho desejado quando submetido à variações paramétricas.

Em função dos resultados obtidos por esse trabalho, comprovou-se que o Observador adaptativo não atendeu às necessidades de estimação, pois, é muito dependente das variações paramétricas e ruídos a ele submetido e Filtro de Kalman superou o Observador somente no que se refere à introdução de ruídos devido ao seu nível de filtragem, porém no que se refere à variação paramétrica não obteve o desempenho esperado.

Continuidade de trabalhos futuros:

Através da aplicação dos estimadores propostos, o aprofundamento do conhecimento na área de acionamento com a possibilidade do aperfeiçoamento é necessário, ou até mesmo com a criação de novas e mais eficientes estratégias de controle melhorando assim seu desempenho.

Assim, este trabalho tem perspectivas futuras tais como:

- Implementação física da estratégia apresentada;
- Estudos para outras formas de estimação da velocidade do rotor que superem os problemas relacionados à variação paramétrica juntamente com a introdução de ruídos.

Referências

ACARNLEY 1997, P.P.; AL-TAYIE, J.K. Estimation of Speed, Stator Temperature and Rotor Temperature in Cage Induction Motor Drive Using the Extended Kalman Filter Algorithm. **IEE Proceedings Electric Power Applications**, v. 144, p. 301-309, 1997.

BARBI 1985, I. **Teoria Fundamental do Motor de Indução**. Florianópolis : Editora da UFSC, 1985.

BARAMBONES 2003, O.; GARRIDO, A.J. A Robust Field Oriented Control of Induction Motor with Flux Observer and Speed Adaptation. **IEEE Proceedings - Emerging Technologies and Factory Automation Conference , ETFA' 03**, v. 1, p. 245-242, 2003.

BARUT, M.2005; BOGOSYAN, S.; GOKASAN, M.. An EKF-Based Estimator for the Speed Sensorless Vector Control of Induction Motors. **Electric Power Components and Systems, 33:727–744, 2005, Copyright © Taylor & Francis Inc.**

CASTELLANOS 2004, J.A.G. **Estimação de Velocidade do Motor com Controle Vetorial sem Sensor, Utilizando Filtro Estendido de Kalman com Estimação de Covarância de Ruídos**. Tese Doutorado, PUC – Rio de Janeiro, 2004.

CHAPMAN 2003, STEPHEN J. **Programação em Matlab para Engenheiros**. Pioneira Thomson Learning São Paulo, 2003.

CILIA 1997, J. et al. Sensorless Position Detection for Vector-Controlled Induction Motor Drives Using an Asymmetric Outer-Section Cage. **IEEE Transactions Industry Applications,** v. 33, p. 1162–1169, 1997.

CUZNER 1990, R.M.; LORENZ, R.D.; NOVOTNY, D.W. Application Of Non-Linear Observers for Rotor Position Detection on an Induction Motor using Machine Voltages and Currents. **IEEE-IAS Annual Meeting Conference Record– Industry Applications Society**, v.1, p.416-421, 1990.

DEGNER 1998, M.W.; LORENZ, R. D. Using Multiple Saliencies for the Estimation of Flux, Position and Velocity in AC Machines. **IEEE Transactions Industry Applications**, v. 34, p. 1097–1104, 1998.

DONCKER 1995, R.W.; PROFUMO, F.; PASTORELLI, M.; FERRARIS, P. Comparison of Universal Field Oriented (UFO) Controllers in Different Reference Frames. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v.10, p. 205-213, 1995.

ELBULUK 1997, M.E. Speed Sensorless Induction Motor drives for Electrical Actuators: Schemes, Trends and Tradeoffs. **Proceedings of the IEEE Aerospace and Eletronics Conference National - NAECON**, v. 1, p. 137-144, 1997.

FERRAH 1992, A.; BRADLEY, K. G.; ASHER, G. M. Sensorless Speed Detection of Inverter Fed Induction Motors using Rotor Slot Harmonics and Fast Fourier Transform. **IEEE -23rd Annual Conference Power Electronics Specialists – PESC'92**, v. 1, p. 279–286, 1992.

GARCIA 2002, F. M. **Controle Vetorial de Motores de Indução sem Sensor de Velocidade**. Tese de Mestrado, ITA – São José dos Campos, 2002.

HA 1999, J. I. AND SUL,S. K. Sensorless Field-Orientation Control of an Induction Machine by High-Frequency Signal Injection. **IEEE Transactions Industry Applications**, v. 35, p. 45–51, 1999.

HEMERLY 1996, E.M. **Controle por Computador de Sistemas Dinâmicos**. Editora Edgard Blucher Ltda, 1996.

HOLTZ 2002, J. Sensorless Control of Induction Motor Drives. **Proceedings of the IEEE**, v.90, p. 1359-1394, 2002.

HORI 1989, Y; UMENO, T. Implementation of Robust Flux Observer Based Field Orientation (FOFO) Controller for Induction Machines. **IEEE Annual Conference Record of the Industry Applications Society**, v.1, p.523-528, 1989.

HUY 2001, H.L. Modeling and Simulation of Electrical Drives Using MATLAB/Simulink and Power System Blockset. **27th IEEE Annual Conference on Industrial Electronics Society**, v.1, p. 1603-1611, 2001.

JANSEN 1994, P.L.; LORENZ, R.D. Observer Based Direct Field Orientation: Analysis and Comparison of Alternative Methods. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v.30, p. 945-953, 1994.

JANSEN 1996, P.L.; LORENZ, R.D. Transducerless Field Orientation Concepts Employing Saturation-Induced Saliencies in Induction Machines. **IEEE Transations Industry Applications**, v. 32, p. 1380–1393, 1996.

JOETTEN 1883, R.; MAEDER, G. Control Methods for Good Dynamic Performance Induction Motor Drives Based on Current and Voltage as Measured Quantities. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. IA-19, p.356-363, 1983.

KAZMIERKOWSKI 1994, M.P.; TUNIA, H. **Automatic Control of Converter – Fed Drives.** New York, Elsevier, 1994.

KIM 1994, Y.R.; SUL S.K.; PARK M.H. Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor using Extended Kalman Filter. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v.30, p. 1225-1233, 1994.

KRISHNAN 2001, R. **Eletric Motor Drives: Modeling, Analysis and Control**. New Jersey, Prentice Hall, 2001.

KRZEMINSKI 1999, Z. A New Speed Observer for Control System of Induction Motor. **Proceedings of the IEEE International Conference on Power Eletronics and Drive Systems – PEDS'99**, v. 1, p. 555-560, 1999.

KRZEMINSKI 2002, Z. Estimation of Rotor Speed for Nonlinear Control of the Induction Motor. **EPE-PEMC** Dubrovnik & Cavtat, 2002.

KUBOTA 1990, H. ; MATSUSE, K.; NAKANO, T. New Adaptive Flux Observer of Induction Motor for Wide Speed Range Motor Drives. **16th Annual Conference of the IEEE – Industry Electronics Society -IECON'90**, v.2, p. 921-926, 1990.

_____. DSP-Based Speed Adaptative Flux Observer of Induction Motor. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 29, p.344-348, 1993.

KUBOTA 2002, H., ET AL, Regenerating-Mode Low-Speed Operation of Sensorless Induction Motor Drive With Adaptive Observer. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 38, p. 1081-1086, 2002.

KWON 2005, T.-S.; SHIN, M.-H.; HYUN, D.-S. Speed Sensorless Stator Flux-Oriented Control of Induction Motor in the Field Weakening Region using Luenberger Observer. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 20, p. 864-869, 2005.

LAI 2003, Y.S. Machine Modeling an Universal Controller for Vector-Controlled Induction Motor Drives. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 18, p.23-32 , 2003.

LEE 1998, C.M.; CHEN, C.L. Observer-Based Speed Estimation Method for Sensorless Vector Control of Induction Motors. **IEE Proceedings of the Control Theory and Applications**, v. 145, p.359-363, 1998.

LEONHARD 1996, W. **Control of Electrical Drives**. New York, USA: Springer 1996.

LEVI 2002, E.; WANG, M. A Speed Estimator for High Performance Sensorless Control of Induction Motors in the Field Weakening Region. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 17, pp.365-378, 2002.

LI 2005, J.; ZHONG, Y.; HAIPENG, R. Speed Estimation of Induction Machines using Square Root Unscented Kalman Filter. **IEEE- 36th Conference on Power Electronics Specialists**, p. 674-679, 2005.

MANES 1994, C.; PARASILITI, F. AND TURSINI, M. A Comparative Study of Rotor Flux Estimation in Induction Motors with a Nonlinear Observer and the Extended Kalman Filter. **IEEE- 20th International Conference on Industry Electronics, Control and Instrumentation – IECON'94**, v.3, p.2149-2154, 1994.

MITRONIKAS 2005, E. D.; SAFACAS, A. N. An Improved Sensorless Vector-Control Method for an Induction Motor Drive. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 52, p. 1660-1668, 2005.

MOUCARY 1999, C. E.; SOTO, G.G.; MENDES, E. Robust Rotor Flux, Rotor Resistance and Speed Estimation of on Induction Motor using the Extended Kalman Filter. **Proceedings of the IEEE International Symposium on Industry Electronics**, v.2, p. 742-746, 1999.

RASMUSSEN 2002, H. A New Observer for Speed Sensorless Field Oriented Control of an Induction Motor. **28th IEEE Annual Conference of the IECON 02 . Industrial Electronics Society**, v 1, p. 420-425, 2002.

REHMAN 2002, H-r. A New Current Model Flux Observer for Wide Speed Range Sensorless Control of an Induction Machine. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 17, p. 1041-1047, 2002.

SALVATORE 1993, L.; STASI, S.; TARCHIONI, L. A New EKF – Based Algorithm for Flux Estimation in Induction Machines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics,** v. 40, p.496-504, 1993.

SALVATORE 1998, L.; STASI, S.; DELL' AQUILA, A.; CUPERTINO, F. Vector Control of Induction Motors by using EKF and LKF. **Seventh International Conference on (IEE – Conference Publ. nº 456) on Power Electronics and Variable Speed Drives**, p. 504-509, 1998.

SCHAUDER 1992, C. Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motors without Rotational Transducers. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 28, p. 1054-1061, 1992.

SHI 2002, K.L.; CHAN, T.F.; WONG, Y.K.; HO, S.L. Speed Estimation of an Induction Motor Drive using an Optimized Extended Kalman Filter. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v.49, p. 124-133, 2002.

SOTO 1999, G. G.; MENDES, E.; RAZEK, A. A Reduced-Order Observers for Rotor Flux, Rotor Resistance and Speed Estimation for Vector Controlled Induction Motor Drives using the Extended Kalman Filter Technique**. IEE Proceedings Electronic Power Applications**, v.146, p. 282-288, 1999.

TAJIMA 1993, H.; HORI, Y. Speed Sensorless Field Orientation Control of the Induction Machine. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v.29, p. 175-180, 1993.

TESKE 2001, N. et al. Encoderless Position Estimation for Symmetric Cage Induction Machines under Loaded Conditions. **IEEE Transactions Industry Applications**, v. 37, p. 1793–1800, 2001.

TSUGUTASHI 1992, O.; TANADA, N.; TANAKA, KOJI. Vector Control of Induction Motor without shaft encoder. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 28, p. 157-164, 1992.

VAS 1990, P. **Vector Control of AC Machines**. New York, USA: Oxford University Press Inc, 1990.

VAS 1998, P. **Sensorless Vector and Direct Torque Control**. New York, USA: Oxford University Press Inc, 1998.

VERGHESE 1988, G.C.; SANDERS, S.R. Observers of Flux Estimation in Induction Machines**. IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 35, p. 86-94, 1988.

WELCH 2001, G.; BISHOP, G. **An Introduction to the Kalman Filter**. Course 8, Copyright 2001 by ACM, Inc.