

OBSERVADORES DE FLUXO E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DA MÁQUINA DE INDUÇÃO VIA MODELAMENTO DISCRETO NÃO-ESTACIONÁRIO*

J.L.Silvino[†], C.P.Bottura[‡] e P. Resende[†]

[†]Departamento de Engenharia Eletrônica - Universidade Federal de Minas Gerais,
Cx.P.1294, 30160 - Belo Horizonte - MG - Brasil

[‡]Faculdade de Engenharia Elétrica - Universidade Estadual de Campinas- UNICAMP,
Cx. P. 6101, 13081 - Campinas - SP - Brasil

RESUMO - Neste trabalho, o problema de estimação de fluxo da máquina é considerado através de uma abordagem discreta. É apresentado um modelo de estado discreto da máquina de indução obtido a partir do modelo contínuo em dois eixos. A seguir, o modelo discreto proposto é aplicado no projeto e implementação de observadores de fluxo de rotor e num esquema, via filtro Kalman, para estimação da indutância mútua e resistência de rotor, objetivando a correção do erro de estimação devido a variação destes parâmetros. Vários resultados experimentais e de simulação são apresentados visando verificar o desempenho do esquema implementado.

ABSTRACT - The issue of induction motor control is addressed using a discrete approach. Non-stationary discrete dynamical equations obtained from the continuous state model are introduced. Next, the proposed discrete model is applied in the design and implementation of rotor flux observers. A scheme using a Kalman filter for the estimation of the mutual inductance and rotor resistance in order to correct the estimation error caused by the variation of those parameters has also been implemented. Several simulations and experimental results are presented to demonstrate the performance of the proposed method.

1 - INTRODUÇÃO

Os métodos mais recentes para controle de acionamento de máquinas de indução necessitam de informação sobre variáveis que são praticamente inacessíveis por medição direta. No controle vetorial, por exemplo, o conhecimento preciso do fluxo rotórico é imprescindível para se conseguir o desacoplamento entre campo e conjugado (Bose, 1986). Para contornar este problema, o fluxo rotórico pode ser obtido via simulação em tempo real da máquina (Bose *et al.*, 1986; Verguese e Sanders, 1988), ou através de observadores de estado que são usados para aumentar a rapidez de convergência e reduzir a sensibilidade à variação de parâmetros (Bellini e Figalli, 1988; Hori e Kaya, 1987; Orłowska-Kowalska, 1987; Orłowska-Kowalska, 1989; Verguese e Sanders, 1988). Os esquemas empregados para este propósito são tipicamente baseados em uma abordagem de sistemas lineares contínuos (Orłowska-Kowalska, 1987), sendo necessário portanto algumas considerações adicionais para implementação digital como é observado em Bellini e Figalli (1988) e Verguese e Sanders (1988).

Atualmente, processadores digitais vêm sendo largamente utilizados no controle de acionamento da máquina de indução e, neste contexto, é bem mais razoável a utilização de modelos discretos com uma abordagem via sistemas discretos. Usualmente, o método de Euler (Franklin e Powell, 1980)

* Artigo submetido em 18-04-91

1ª revisão 22-07-91

2ª revisão 04-12-92

Aceito por recomendação do editor consultor Prof. Dr. Jacques Szczupak

tem sido proposto para se discretizar equações da máquina de indução para efeito de controle com microcomputador (Nielsen e Kazmierkowski, 1989; Orłowska-Kowalska, 1989). Entretanto, observadores de fluxo projetados por este método podem apresentar um fraco desempenho além de problemas de instabilidade como verificado por Verguese e Sanders(1988). Por outro lado, o uso de métodos de discretização de ordem mais elevada implica num inconveniente aumento do tempo de computação (Bellini e Figalli, 1988).

Basicamente, o projeto de observadores consiste na combinação de simulação em tempo real com correção através de realimentação de erro. Assim, se houver discrepâncias entre os parâmetros do sistema real com os utilizados no observador, as estimações apresentarão erros. No caso da máquina de indução, é possível se medir com boa precisão alguns parâmetros de interesse. Entretanto, as resistências de estator e de rotor variam bastante com a temperatura, enquanto que a indutância de magnetização varia com o nível de fluxo da máquina. Este assunto é bastante discutido na literatura, notadamente em Sul(1989), e tem sido considerado em vários trabalhos sobre observadores de fluxo (Bellini e Figalli, 1988; Orłowska-Kowalska, 1987; Orłowska-Kowalska, 1989). Para contornar este problema de imprecisão do observador provocada por erros no modelo, é necessário se fazer uma identificação *on-line* dos parâmetros, notadamente da resistência de rotor que, por apresentar maior variação, introduz uma taxa de erro maior nas estimações.

Neste trabalho, é apresentada uma abordagem discreta para projeto de observadores de fluxo para motores de indução. Para isto é introduzido um modelo discreto em dois eixos num referencial síncrono que é muito interessante para aplicações em tempo real bem como para simulação da máquina de indução. Utilizando o modelo discreto proposto, é feito a seguir uma análise sobre o projeto de observadores discretos de fluxo de rotor. É mostrado que o uso cuidadoso de certas particularidades do modelo da máquina permite simplificações substanciais no projeto destes observadores, especialmente no procedimento de alocação de polos.

Existem na literatura vários métodos para se fazer estimação de parâmetros da máquina de indução. Em alguns destes, os parâmetros são calculados a partir das equações da máquina mediante trabalhosas manipulações algébricas (Sul, 1989). Um outro método, consiste em corrigir a constante de tempo rotórica com base na diferença entre as potências reativas calculada e a medida (Artime *et al.*, 1990; Garces, 1980). Observador estendido (Orłowska-Kowalska, 1989), filtro de Kalman aumentado (Nogueira, 1989; Zai, 1986) (aqui, os termos aumentado ou estendido se referem ao aumento da dimensão vetor de estado devido a inclusão de parâmetros variantes que são tomados como variáveis) e métodos adaptativos (Fornel e Oliveira, 1991; Kubota *et al.*, 1990) têm sido propostos para compensar a estimação de fluxo e determinar a constante de tempo rotórica. Outros métodos, como em Matsuo e Lipo(1985), baseiam-se na resposta da máquina à injeção de um sinal. Algumas propostas parecem complicadas demais para uma implementação prática. A maioria dos métodos de identificação consideram a indutância mútua como constante e somente estimam a resistência de rotor ou a constante de tempo rotórica. Porém, este procedimento é algo restritivo e só será válido se a corrente

de magnetização for mantida constante uma vez que a indutância mútua varia com o nível de excitação da máquina.

Utilizando o modelo discreto proposto é implementado um esquema, baseado no filtro de Kalman, para estimação da indutância mútua e da resistência de rotor. É mostrado através de simulação, que o filtro operando em conjunto com o observador discreto resulta num esquema que apresenta bom desempenho. Nos desenvolvimentos, procurou-se minimizar o volume de cálculos utilizando-se o máximo possível as particularidades do modelo discreto proposto para máquina de indução. Entretanto, a primeira vista, a modelagem discreta utilizada parece complexa e não fica explícito que os cálculos necessários possam ser feitos em tempos reduzidos, compatíveis com as necessidades de controle em tempo real da máquina de indução. Para discutir este ponto, finalmente são apresentados alguns resultados conseguidos com a implementação experimental do observador com correção de parâmetros pelo filtro de Kalman, demonstrando a sua viabilidade prática e a suas vantagens computacionais. Para isto foi implementado um programa em ambiente Turbo C que é praticamente idêntico aos programas de simulação feitos em MATLAB (ressalvando as diferenças entre as duas linguagens), tendo-se apenas o cuidado de se evitar cálculos redundantes. Este programa é acoplado a um programa de aquisição de dados cuja finalidade é ler, em tempo real, as correntes e tensões nas fases da máquina através de uma rotina de interrupção.

Como não constitui objetivo deste trabalho a construção de um protótipo, não houve preocupação em se desenvolver nenhum *hardware* dedicado para as tarefas de computação. Contudo, o desempenho em termos de tempo de computação é comentado para os processadores 80287 e processador de sinal TMS320C25.

2 - MODELO DISCRETO

Considere o modelo dinâmico idealizado em dois eixos da máquina de indução em um sistema de referência arbitrário (Bose, 1986).

$$\dot{\lambda}_s = -R_s i_s + \omega J \lambda_s + v_s \quad (1)$$

$$\dot{\lambda}_r = -R_r i_r + \omega_s J \lambda_r \quad (2)$$

onde: λ_s e λ_r são os vetores bi-dimensionais de fluxo de estator e rotor; i_s e i_r são os vetores de corrente de estator e rotor; v_s é o vetor de tensão de estator; R_s e R_r são respectivamente a resistência de estator e a resistência de rotor; e

$$J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

O ponto (·) sobre os vetores de fluxo em (1) e (2) denota o operador diferencial d/dt . Considerando um sistema de eixos dq girando à velocidade síncrona, tem-se que a tensão de alimentação senoidal e as variáveis aparecerão como grandezas contínuas em regime permanente (Bose, 1986), o que é mais interessante para fins de controle. Então, nas equações (1-2), ω e ω_s serão respectivamente as frequên-

cias de estator e de deslize. Os vetores de corrente podem ser expressos em termos de fluxo de enlace pelas seguintes equações algébricas:

$$\mathbf{i}_s = a\lambda_s - c\lambda_r \quad (3)$$

$$\mathbf{i}_r = b\lambda_r - c\lambda_s \quad (4)$$

onde $a = 1/\sigma L_s$, $b = 1/\sigma L_r$ e o parâmetro de dispersão, σ , é dado por: $\sigma = 1 - M/(L_s L_r)$; M é a indutância mútua entre estator e rotor, e $c = M/(L_s L_r - M)$. Das expressões (1), (2), (3) e (4), pode-se obter a equação dinâmica de fluxo (David, 1988), como a seguir:

$$\begin{bmatrix} \dot{\lambda}_s \\ \dot{\lambda}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -aR_s \mathbf{I} + \omega \mathbf{J} & cR_s \mathbf{I} \\ cR_r \mathbf{I} & -bR_r \mathbf{I} + \omega_s \mathbf{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_s \\ \lambda_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}_s \quad (5)$$

onde \mathbf{I} e $\mathbf{0}$ são respectivamente as matrizes 2×2 identidade e nula. A frequência de deslize é dada por: $\omega_s = \omega - \omega_r$, sendo ω_r a velocidade do rotor em rad./seg., a qual é relacionada com o conjugado, T_e , pela seguinte expressão:

$$\dot{\omega}_r = \frac{P}{J_m} (-C_l \omega_r + T_e - T_L) \quad (6)$$

onde J_m é o momento de inércia do sistema, C_l é o coeficien-

$$\begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k+1) \\ \lambda_r(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1^d - aR_s \mathbf{B}_1^d + \left(1 - \frac{1}{\sigma}\right) \frac{1}{T_r} \mathbf{B}_2^d \\ M \frac{1}{T_r} \mathbf{B}_2^d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k) \\ \lambda_r(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a\mathbf{B}_1^d \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}_s(k) \quad (10)$$

te de atrito viscoso, P é o número de pares de polos e T_L é o conjugado de carga. Observe que na representação de estado a parte mecânica foi separada da parte elétrica. Este procedimento de separação das partes mecânicas e elétricas é baseado em certas hipóteses (David, 1988; Nogueira, 1989) em que é considerado que os modos mecânicos são dominantes em relação aos modos elétricos. Admitindo esta possibilidade de separação e considerando que a velocidade angular mecânica é mensurável, o modelo da máquina de indução pode ser estabelecido na forma de uma equação de estado linear e não-estacionário.

A obtenção de uma equação de estado discreta considerando um retentor de ordem zero colocado na entrada da equação (5), exige uma discretização numérica a cada intervalo de amostragem desde que (5) é uma equação de estado variante devido aos parâmetros ω e ω_s . Para se fazer isto, o método de Euler é usado porque demanda pouco tempo de computação (Nielsen e Kazmierkowski, 1989; Orłowska-Kowalska, 1989). Entretanto, este método não é satisfatório porque o intervalo de amostragem precisa ser excessivamente pequeno para assegurar estabilidade e uma precisão aceitável (Bellini e Figalli, 1988; Verguese e Sanders, 1988). Por outro lado, uma discretização analítica exata de (5) é praticamente inviável mas, fazendo-se algumas aproximações é possível

chegar, como mostrado em Bottura *et al.* (1991), a um modelo de estado discreto não-estacionário como a seguir.

$$\begin{bmatrix} \lambda_s(k+1) \\ \lambda_r(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1^d - aR_s \mathbf{B}_1^d & cR_s \mathbf{B}_1^d \\ cR_r \mathbf{B}_2^d & \mathbf{A}_2^d - bR_r \mathbf{B}_2^d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_s(k) \\ \lambda_r(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1^d \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}_s(k) \quad (7)$$

onde

$$\mathbf{A}_1^d = \begin{bmatrix} \cos(\omega h) & -\sin(\omega h) \\ \sin(\omega h) & \cos(\omega h) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{A}_2^d = \begin{bmatrix} \cos(\omega_s h) & -\sin(\omega_s h) \\ \sin(\omega_s h) & \cos(\omega_s h) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_1^d = \frac{1}{\omega} \begin{bmatrix} \sin(\omega h) & -(1 - \cos(\omega h)) \\ 1 - \cos(\omega h) & \sin(\omega h) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{B}_2^d = \frac{1}{\omega_s} \begin{bmatrix} \sin(\omega_s h) & -(1 - \cos(\omega_s h)) \\ 1 - \cos(\omega_s h) & \sin(\omega_s h) \end{bmatrix}$$

É também interessante obter equações tendo outras grandezas como variáveis de estado. Combinando (7) com (3) e (4), o modelo discreto da dinâmica elétrica da máquina de indução tendo as correntes de estator e fluxo de rotor como variáveis de estado é:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k+1) \\ \lambda_r(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1^d - \mathbf{A}_2^d + \frac{1}{T_r} \mathbf{B}_2^d \\ \mathbf{A}_2^d - \frac{1}{T_r} \mathbf{B}_2^d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k) \\ \lambda_r(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a\mathbf{B}_1^d \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}_s(k) \quad (10)$$

onde T_r é a constante de tempo do rotor. De (10), um modelo discreto para a máquina alimentada em corrente é obtido imediatamente como a seguir:

$$\lambda_r(k+1) = [\mathbf{A}_2^d - \frac{1}{T_r} \mathbf{B}_2^d] \lambda_r(k) + \frac{M}{T_r} \mathbf{B}_2^d \mathbf{i}_s(k) \quad (11)$$

Para completar a descrição da máquina de indução na forma discreta, a equação mecânica (6) pode também ser facilmente discretizada como:

$$\omega_r(k+1) = e^{hC_2} \omega_r(k) - \frac{1}{C_1} (e^{hC_2} - 1) (T_e(k) - T_L) \quad (12)$$

onde $C_2 = -PC_l/J_m$. $T_e(k)$ ser obtido a partir das conhecidas expressões de conjugado (Bose, 1986) usando diretamente as variáveis de estado dadas por (7) ou (10).

O modelamento discreto da máquina de indução apresentado acima provou ser preciso e estável produzindo resultados muito superiores aos conseguidos pelo método de Euler (Bottura *et al.*, 1991). Experiências mostraram que para o caso da máquina cujas características são apresentadas no Apêndice deste trabalho, a discretização obtida pelo método

de Euler necessita de intervalos de amostragem menores do que 0,4ms para que seja assegurada a estabilidade em toda faixa de operação da máquina. Utilizando o modelo discreto proposto, a estabilidade é garantida mesmo para intervalos de amostragem de 5ms que é relativamente grande para este tipo de aplicação. Esta característica resulta em uma vantagem inerente para aplicações em tempo real, pois permite uma maior flexibilidade no compromisso entre a complexidade de projeto dos algoritmos de controle (e/ou estimação e identificação) e o tempo de execução. Com relação a precisão, as experiências mostraram que tomando-se como base o erro entre o módulo do fluxo rotórico calculado pelo modelo contínuo exato e o calculado respectivamente pelo método de Euler e modelo discreto proposto, verificou-se que este erro, em regime transitório, chega a ser 10 vezes menor no caso do modelo discreto proposto. Maiores detalhes sobre o desempenho do modelo discreto são apresentados em Bottura *et al.*(1991) e Silvino *et al.*(1991b).

3 - OBSERVADORES DISCRETOS DE FLUXO DE ROTOR

Observadores de fluxo rotórico podem ser construídos em várias configurações diferentes. A escolha pode depender do modelo adotado (corrente ou tensão) e do sinal de correção disponível (Hori, 1987). Neste trabalho é usado o modelo dado pela equação (10) com o vetor de corrente de estator, \mathbf{i}_s , tomado como termo de correção. A partir do modelo discreto pode-se facilmente, usando uma abordagem de sistemas discretos, projetar observadores de ordem reduzida e de ordem completa, como é apresentado a seguir.

3.1 - Observador discreto de ordem reduzida

Reescrevendo a equação (10) como:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k+1) \\ \lambda_r(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{aa} & \Phi_{ab} \\ \Phi_{ba} & \Phi_{bb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k) \\ \lambda_r(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_a \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{u}(k) \quad (13)$$

$$\mathbf{y}(k) = [\mathbf{I} \ \mathbf{0}] \begin{bmatrix} \mathbf{i}_s(k) \\ \lambda_r(k) \end{bmatrix} \quad (14)$$

De (13) e (14), obtém-se a equação do estimador de ordem reduzida como a seguir (Franklin, 1980).

$$\hat{\lambda}_r(k+1) = \Phi_{bb} \hat{\lambda}_r(k) + \Phi_{ba} \mathbf{i}_s(k) + \mathbf{L}[\mathbf{i}_s(k+1) - \Phi_{aa} \mathbf{i}_s(k) - \Gamma_a \mathbf{u}(k) - \Phi_{ab} \hat{\lambda}_r(k)] \quad (15)$$

onde $\hat{\lambda}_r$ é o vetor de fluxo estimado e \mathbf{L} é a matriz de ganho do observador.

O erro de estimação é definido como:

$$\mathbf{e}(k) = \lambda_r(k) - \hat{\lambda}_r(k) \quad (16)$$

e a equação dinâmica do erro de estimação é facilmente obtida de (15) e (16) como:

$$\mathbf{e}(k+1) = [\Phi_{bb} - \mathbf{L}\Phi_{ab}]\mathbf{e}(k) \quad (17)$$

Como se trata de um sistema completamente observável, os autovalores em (17) podem ser arbitrariamente alocados pela

escolha apropriada da matriz \mathbf{L} . Para obter convergência do erro para zero, os autovalores de $[\Phi_{bb} - \mathbf{L}\Phi_{ab}]$ em (17) precisam estar dentro do círculo unitário. Mas como as matrizes Φ_{bb} e Φ_{ab} podem ser variantes, torna-se necessários determinar a matriz \mathbf{L} a cada passo para manter os autovalores na alocação desejada.

Definindo a dinâmica desejada do erro de estimação como:

$$\mathbf{e}(k+1) = \mathbf{X}\mathbf{e}(k) \quad (18)$$

onde \mathbf{X} é uma matriz 2×2 previamente determinada para uma alocação arbitrária dos autovalores, a matriz \mathbf{L} pode ser computada de:

$$\mathbf{L} = [\Phi_{bb} - \mathbf{X}]\Phi_{ab}^{-1} \quad (19)$$

Como caso particular, para se obter erro zero imediatamente após o primeiro intervalo de amostragem, a matriz \mathbf{X} deve ser escolhida como uma matriz nula de dimensão 2×2 e, portanto, a correspondente matriz de ganho \mathbf{L} é dada por:

$$\mathbf{L} = \Phi_{bb} \Phi_{ab}^{-1}$$

No caso da máquina de indução, este procedimento de projeto bastante simples pode ser adotado porque a matriz 2×2 , Φ_{ab} , é sempre inversível para toda a faixa de operação da máquina (Bottura, 1991).

O observador reduzido analisado nesta seção apresenta um bom desempenho. Contudo, pela equação (15), pode ser notado que a computação do fluxo estimado no intervalo $k+1$ necessita do valor medido da corrente \mathbf{i}_s , também no intervalo $k+1$, o que implica em um atraso na utilização do sinal estimado para controle. Isto não chega a ser significativo para sistema de dinâmica lenta, mas pode ser indesejável no caso do motor de indução cuja dinâmica elétrica é rápida. Verguse e Sanders(1988) aponta outras possíveis inconveniências do observador reduzido, como problemas de ruídos provocados pela utilização de sinais medidos no procedimento de estimação, por exemplo. Devido a estes problemas, talvez seja mais interessante se utilizar um observador de ordem completa, também chamado de estimador de predição como é descrito a seguir.

3.2 - Observador discreto de ordem completa

Considere a equação (10), agora reescrita como:

$$\mathbf{x}(k+1) = \Phi(k)\mathbf{x}(k) + \Gamma(k)\mathbf{u}(k) \quad (20)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) \quad (21)$$

onde $\mathbf{x}(k) = [\mathbf{i}_s(k) \ \lambda_r(k)]^T$, $\mathbf{u}(k) = \mathbf{v}_s(k)$ e $\mathbf{H} = [\mathbf{I} \ \mathbf{0}]$. Note que Φ e Γ foram escritas como função do intervalo de amostragem k .

A equação do observador discreto de ordem completa para o sistema dado pelas equações (20) e (21) é (Franklin e Powell, 1980):

$$\hat{x}(k+1) = \Phi(k)\hat{x}(k) + \Gamma(k)u(k) + L(k)[y(k) - H\hat{x}(k)] \quad (22)$$

A expressão de erro é dada por:

$$e(k+1) = [\Phi(k) - L(k)H]e(k) \quad (23)$$

Como $\Phi(k)$ é variante com k , devido a ω e a ω_r , a matriz de ganho 4×2 , $L(k)$, precisa também ser variante com k de modo a manter os autovalores de $[\Phi(k) - L(k)H]$ na alocação desejada dentro do círculo unitário. A determinação de $L(k)$ poderia ser feita por um procedimento ordinário de alocação de polos. Mas, no presente caso, é necessário algum cuidado, porque qualquer algoritmo utilizado para projeto de observadores tem que possibilitar a execução dos cálculos em uma fração do intervalo de amostragem. O tempo restante no intervalo é usado para controle, aquisição de dados, etc. O algoritmo de alocação de autovalores apresentado em Shieh e Tsay(1982) é bastante interessante para a presente aplicação porque, junto com algumas particularidades do modelo discreto da máquina, resulta em um procedimento que exige pouco esforço computacional. Este algoritmo é apresentado a seguir:

Algoritmo:

1. Calcular a matriz $T_1(k)$ como:

$$T_1(k) = \begin{bmatrix} H \\ H\Phi(k) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}$$

2. Calcular $T(k)$

$$T(k) = [T_1(k) \quad \Phi(k)T_1(k)]$$

3. Calcular

$$\bar{\Phi}(k) = T(k)^{-1}\Phi(k)T(k) = \begin{bmatrix} 0 & -F_0(k) \\ I & -F_1(k) \end{bmatrix}$$

onde

$$\begin{aligned} -F_0 &= -\Phi_{bb}\Phi_{aa} + \Phi_{ab}\Phi_{ba} & e \\ -F_1 &= \Phi_{aa} + \Phi_{bb} \end{aligned}$$

Para alocação de autovalores adicionamos ainda os seguintes passos:

4. Escolher dois pares de autovalores $\{l_1, l_2\}$ e $\{l_3, l_4\}$, tais que $l_1 = l_2$ e $l_3 = l_4$; providenciando que as partes complexas de l_1 e l_3 apareçam conjugadas, e tendo $|l_1|$ e $|l_3|$ dentro do círculo unitário. A seguir computar:

$$\begin{aligned} M_0 &= l_1 l_3 I \\ M_1 &= -(l_1 + l_3)I \end{aligned}$$

5. Calcular

$$\bar{L}(k) = \begin{bmatrix} M_0 - F_0(k) \\ M_1 - F_1(k) \end{bmatrix}$$

6. Calcular

$$L(k) = T(k)\bar{L}(k)$$

Este algoritmo executado a cada intervalo de amostragem calcula a matriz de ganho, $L(k)$, para a equação do observador (22) de modo que os autovalores escolhidos não mudem durante o transitório. Da maneira como foi proposto acima, este algoritmo demanda um considerável tempo computacional. Entretanto, como foi previamente comentado, podemos tirar vantagem das particularidades do modelo discreto proposto para a máquina de indução de modo a minimizar o cálculo envolvido para obter a matriz $L(k)$. Realmente, considerando que Φ_{ab} e Φ_{bb} comutam, pode ser mostrado (Silvino *et al.*, 1991b) que a computação de $L(k)$ pode ser resumida como a seguir:

1. Executar o passo 4 do algoritmo. Isto é feito somente uma vez.

2. Calcular a matriz $L(k)$ como:

$$L(k) = \begin{bmatrix} G(k) \\ \Phi_{ab}^{-1}(k)\{M_0 + \Phi_{bb}G(k)\} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_{aa}(k) \\ \Phi_{ba}(k) \end{bmatrix} \quad (24)$$

onde

$$G(k) = M_1 + \Phi_{bb}(k)$$

Como pode ser visto por (24), a computação de $L(k)$ envolve a inversão da matriz Φ_{ab} que é 2×2 ; duas multiplicações e quatro operações de soma de matrizes bi-dimensionais.

Tanto o observador de ordem completa como o observador de ordem reduzida podem apresentar excelentes desempenhos em termos de precisão e estabilidade, mesmo com a

Tabela I - Erro percentual entre o fluxo real e o fluxo observado devido a variações em R_s , M e R_r

	Velocidade de rotor - rad/s							
	300	250	200	150	100	50	10	3
$\Delta R_s=20\%$	1,21	1,68	2,18	2,85	3,98	6,49	13,15	7,28
$\Delta M=20\%$	-0,09	-0,14	-0,12	-0,10	0,05	0,14	2,56	4,12
$\Delta R_r=50\%$	1,82	2,37	2,00	3,80	5,22	7,87	-3,60	-27,82

máquina operando em regime transitório ou em baixas velocidades. Mas isto, é claro, só acontece se parâmetros fornecidos ao observador forem rigorosamente idênticos aos parâmetros reais da máquina. Na realidade, os parâmetros R_s , e R_r variam bastante com a temperatura, enquanto que a indutância M varia com o nível de fluxo da máquina. Para o observador de ordem completa proposto neste trabalho, verificou-se que as variações usuais de +20% em R_s e em M , e +50% em R_r introduzem erros como mostrado na Tabela 1. Esta tabela, obtida por simulação, mostra o erro percentual entre o fluxo real e fluxo estimado em função da velocidade de rotor quando são introduzidos erros nos parâmetros utilizados pelo observador. No caso, o erro percentual foi definido como:

$$\frac{|\lambda_r - \hat{\lambda}_r|}{|\lambda_r|} \times 100 \quad \text{onde: } |\lambda_r| = \sqrt{\lambda_{gr}^2 + \lambda_{dr}^2}$$

É verificado, nos três casos, que o erro tende a crescer quando a velocidade diminui, o que também é constatado em Bellini e Figalli(1988) e Orłowska-Kowalska(1987).

4 - ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

Basicamente, os cinco parâmetros de interesse da máquina são L_s , L_r , M , R_s e R_r , que, a princípio, precisariam ser estimados.

As indutâncias L_s e L_r são dadas por:

$$L_s = L_{sl} + M \quad e \quad L_r = L_{rl} + M$$

A indutância de dispersão de estator, L_{sl} , é somente função das dimensões físicas da máquina, sendo usualmente constante para uma dada máquina, independentemente das condições de operação tais como: temperatura, corrente, tensão ou fluxo. Já a indutância de dispersão de rotor, L_{rl} , varia com o fluxo de entreferro, permanecendo entretanto praticamente constante quando o dente da máquina estiver saturado. O grau de saturação dos dentes depende do projeto e do nível de fluxo de entreferro sendo que tipicamente as máquinas são projetadas de modo a terem os dentes sob saturação até que o nível de fluxo decresça a cerca de metade do fluxo nominal(Sul, 1989). Então, com base nestas considerações, a indutância de dispersão de rotor pode também ser considerada como constante na região de operação de interesse da máquina. As indutâncias de dispersão podem ser medidas pelo teste de rotor bloqueado ou usando o inversor como proposto em Matsuo e Lipo(1985). De qualquer forma, uma vez conhecidas estas podem ser consideradas constantes.

A resistência R_s pode variar com a temperatura cerca de ± 20 por cento em torno de um determinado valor de referência sendo necessário portanto compensar seu valor com a temperatura (Sul, 1989).

Os parâmetros R_r e M não podem ser medidos em operação. Eles tem que ser estimados.

4.1 - Estimação estocástica de parâmetros

Usando o modelo discreto, o seguinte esquema via filtro de Kalman(Brown, 1983) é proposto para estimar os parâmetros M e R_r .

Considere o vetor de parâmetros a ser estimado como:

$$\mathbf{x}(k) = [T_r(k) \quad M(k)]' \quad (25)$$

Usando as duas últimas linhas da equação (13) podemos escrever:

$$2T_r \lambda_r(k+1) = [T_r A_2^d - B_2^d] \lambda_r(k) + M B_2^d i_s(k) \quad (26)$$

Usando (25) e (26), a seguinte equação pode ser escrita:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (27)$$

onde

$$\mathbf{z}(k) = -B_2^d \hat{\lambda}_r(k) \quad (28)$$

e $\mathbf{C}(k)$ é a matriz 2×2 dada por:

$$\mathbf{C}(k) = [\hat{\lambda}_r(k+1) - A_2^d \hat{\lambda}_r(k) \quad -B_2^d i_s(k)] \quad (29)$$

sendo que $\hat{\lambda}_r$ é obtido do observador.

O vetor $\mathbf{v}(k)$ é uma variável vetorial aleatória Gaussiana que é adicionada principalmente para considerar os ruídos no vetor de corrente de estator medido, i_s , bem como possíveis imprecisões no vetor de fluxo do rotor observado, $\hat{\lambda}_r$. Também é suposto que $\varepsilon\{\mathbf{v}(k)\} = 0$ e $\varepsilon\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(j)'\} = 0$ para $k \neq j$. A matriz de covariância de $\mathbf{v}(k)$ é definida por:

$$\mathbf{R}(k) = \varepsilon\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(k)'\} \quad (30)$$

É também considerado que o vetor de parâmetros segue a equação dinâmica abaixo:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (31)$$

onde $\mathbf{w}(k)$ é uma variável vetorial aleatória Gaussiana que é adicionada para levar em conta o incremento do vetor de parâmetros. Também é suposto que $\varepsilon\{\mathbf{w}(k)\} = 0$, $\varepsilon\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}(j)'\} = 0$ e $\varepsilon\{\mathbf{w}(k)\mathbf{v}(j)'\} = 0$ para $k \neq j$.

A matriz de covariância de $\mathbf{w}(k)$ é definida por:

$$\mathbf{Q}(k) = \varepsilon\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}(k)'\} \quad (32)$$

A condição inicial para o vetor de parâmetros é considerada como um vetor aleatório Gaussiano tal que $\varepsilon\{\mathbf{x}(k)\mathbf{w}(k)'\} = 0$ e $\varepsilon\{\mathbf{x}(k)\mathbf{v}(k)'\} = 0$. A condição inicial estimada é dada por:

$$\hat{\mathbf{x}}(0) = \varepsilon\{\mathbf{x}(0)\} \quad (33)$$

e sua matriz de covariância é :

$$\mathbf{S}(0) = \varepsilon\{\mathbf{x}(0)\mathbf{x}(0)'\} \quad (34)$$

Usando as equações (26) a (28), pode-se implementar um filtro de Kalman utilizando o procedimento descrito a seguir, onde a matriz de covariância de erro associada ao vetor de parâmetros a ser estimada é:

$$\mathbf{P}(k) = \varepsilon \{ [\mathbf{x}(k) \quad -\hat{\mathbf{x}}(k)] [\mathbf{x}(k) \quad -\hat{\mathbf{x}}(k)]' \} \quad (35)$$

A matriz $\mathbf{C}(k+1)$ e o vetor $\mathbf{z}(k+1)$ são formados usando o vetor medido de corrente de estator, \mathbf{i}_s , e o vetor observado de fluxo de rotor, $\hat{\lambda}_r$, de acordo como descrito em (28) e (29). Então o ganho do filtro de Kalman é computado da equação

$$\mathbf{G}(k+1) = \mathbf{S}(k+1)\mathbf{C}(k+1)' \{ [\mathbf{C}(k+1)\mathbf{S}(k+1)\mathbf{C}(k+1)' + \mathbf{R}(k+1)] \}^{-1} \quad (36)$$

O vetor de parâmetros estimado é atualizado usando a equação abaixo

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{G}(k+1)[\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{C}(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k)] \quad (37)$$

A matriz de covariância associada com o vetor de parâmetros estimado atualizado é dada por:

$$\mathbf{P}(k+1) = \mathbf{S}(k+1) - \mathbf{G}(k+1)\mathbf{C}(k+1)\mathbf{S}(k+1) \quad (38)$$

A matriz de covariância para o vetor de parâmetros estimado um passo à frente é dada por:

$$\mathbf{S}(k+2) = \mathbf{P}(k+1) + \mathbf{Q}(k+1) \quad (39)$$

A partir daí, a malha é fechada em (36).

O filtro é usado em conjunção com o observador. Ele utiliza os valores medidos de $\mathbf{i}_s = [\mathbf{i}_{qs} \quad \mathbf{i}_{ds}]'$ e os valores observados $\hat{\lambda}_r = [\hat{\lambda}_{qr} \quad \hat{\lambda}_{dr}]'$ para estimar os parâmetros M e T_r , os quais serão usados para corrigir o erro do observador.

Não é apresentada aqui uma análise mostrando as condições de estabilidade do procedimento. Em Kubota e Nakano(1990), é mostrado um esquema semelhante para corrigir o observador através de um estimador de parâmetros iterativo, ver também Price e Cook (1982).

Alguns resultados de simulação são apresentados a seguir para mostrar o desempenho do observador com adaptação de parâmetros. O fluxo real, λ_r , foi obtido considerando o modelo contínuo exato da máquina de indução. O intervalo de amostragem do observador é $h = 1\text{ms}$ sendo que um intervalo de amostragem maior é usado pelo filtro de modo a prevenir possível correlação no ruído $\mathbf{v}(k)$ em (27), desde que é suposto que $\varepsilon(\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(j)') = 0$ para $k \neq j$. Foi verificado experimentalmente que o intervalo de amostragem do filtro deve ser tomado no mínimo três vezes maior do que o intervalo de amostragem do observador.

Depois de alguns testes experimentais no sistema observador-estimador proposto e usando os parâmetros da máquina apresentados no Apêndice, as matrizes de covariância associadas a $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{v}(k)$ foram escolhidas como $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}(k)$ e $\mathbf{R} = \mathbf{R}(k)$, dadas por:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R} = 10^{-3} \begin{bmatrix} 0.2 & 0.01 \\ 0.01 & 0.1 \end{bmatrix}$$

O procedimento de estimação começa sem nenhuma medição prévia e o estado inicial foi tomado como

$$\hat{\mathbf{x}}(0) = [T_r(0) \quad M(0)]' \quad (40)$$

onde $T_r(0) = \frac{L_{rr} + M(0)}{R_r(0)}$, sendo que foram tomados os seguintes valores iniciais em p.u.: $R(0) = 0,3$ e $M(0) = 0,5$.

Sua matriz de covariância foi tomada como

$$\mathbf{S}(0) = 100 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (41)$$

O procedimento filtro de Kalman é executado somente a cada três intervalos usando as equações (36) - (39).

Na fig.1a é mostrado o erro do observador. O sistema começa sem executar correção de parâmetros, e o erro do observador para estas condições é de aproximadamente 20%. A máquina opera em regime permanente com uma velocidade de 1780 rpm. No instante 0,01seg. o filtro começa a estimação dos parâmetros. Pode-se notar que o erro é drasticamente reduzido e desaparece após decorridos 0,02seg. Nas figs. 1b e 1c são mostradas respectivamente a resistência de rotor e a indutância mútua por unidade, estimadas.

5 - IMPLEMENTAÇÃO EXPERIMENTAL

Inicialmente é bom lembrar que devido ao modelo discreto utilizado ser quase exato, praticamente não existem problemas de instabilidade ou precisão relacionados ao intervalo de amostragem. Deve ser observado, entretanto, que um intervalo de amostragem grande implica numa descrição pobre de grandezas transitórias de dinâmica rápida como as correntes, por exemplo.

Para exemplificar esta parte experimental, foi escolhido o observador reduzido. Para a sua implementação foi utilizada uma montagem cujo diagrama de blocos é apresentado na Fig. 2, sendo que o inversor usado foi um inversor PWM de tensão de 2,5kHz. A implementação do programa, em linguagem C, do esquema observador - filtro de Kalman é muito simples e imediata tendo-se apenas que tomar alguns cuidados para minimizar o número de cálculos. O primeiro passo é calcular os blocos Φ_{aa} , Φ_{ab} , Φ_{ba} e Φ_{bb} da equação de estado (10). Estas matrizes são calculadas a cada passo e seus cálculos envolvem a computação do seno e do cosseno de ωh e de $\omega_s h$. Os cálculos de seno e cosseno consomem um considerável tempo de computação¹. Entretanto, isto pode ser contornado tabelando-se previamente estes valores. No presente caso, foram feitas duas tabelas de $\sin(\omega h)$ e $\cos(\omega h)$, com 400 pontos cada. Foi considerado que ω pode variar de 0 a 400rad/s. Também foram feitas duas tabelas de $\sin(\omega_s h)$ e $\cos(\omega_s h)$ com 320 pontos cada, considerando-se que a frequência de deslize pode variar entre -20 a +20 de 0.125 em 0.125 rad/seg. Esta tabela para o deslize é suficien-

¹ O processador 80387 necessita de 122 a 771 ciclos de relógio para o cálculo do seno e que em 25 MHz significa de 5 a 31 μs . Para a multiplicação são necessários de 32 a 57 ciclos.

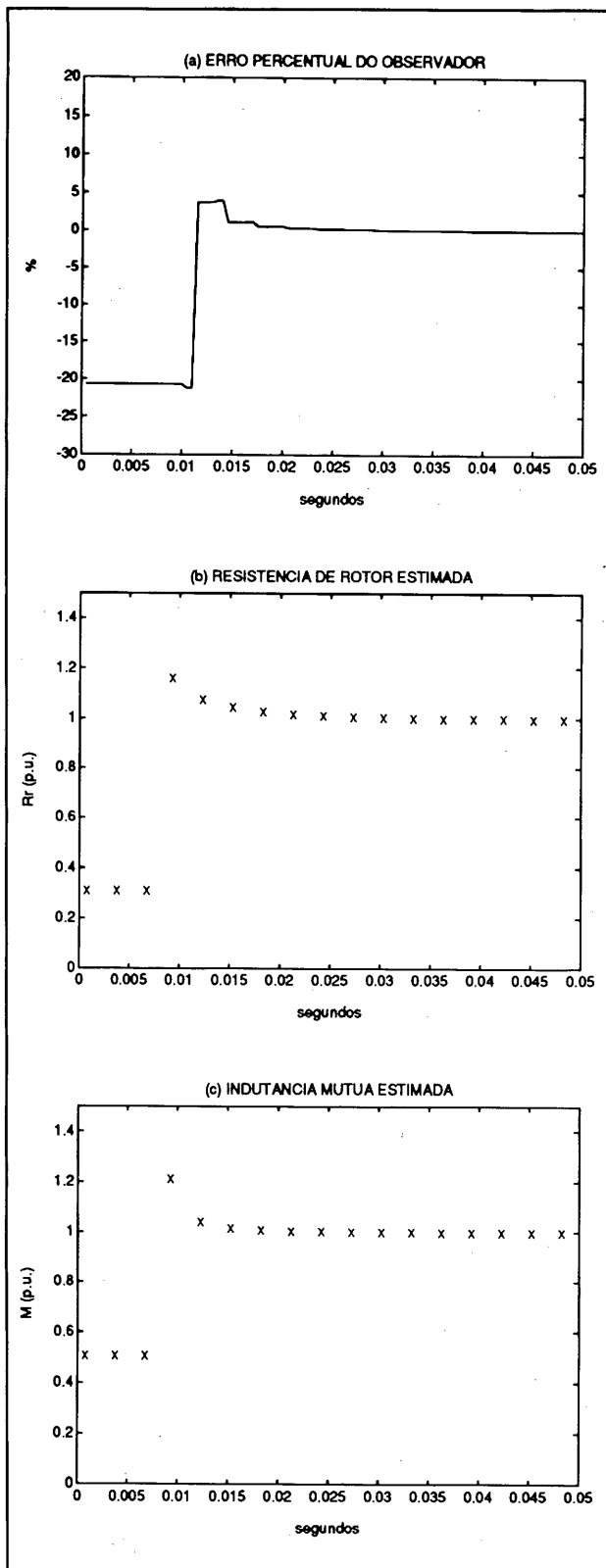


Figura 1 - Resultados de simulação obtidos com o esquema observador-filtro de Kalman.

te para a máquina que foi utilizada nas experiências, a qual apresenta uma frequência de desliz de cerca de 2rad/s , a vazio, com metade da tensão nominal aplicada a 60Hz .

Na seção anterior, foi proposto um esquema de adaptação de parâmetros via filtro de Kalman. Pode-se perguntar porque não foi utilizado um observador aumentado (Orlowska-Kowalska, 1989) ou um filtro de Kalman aumentado (Zai, 1986)

para efetuar as estimações de estados e parâmetros num único procedimento. Existem duas razões básicas que levaram a desenvolver este esquema. Primeiro, o procedimento de aumentar a dimensão do sistema com os parâmetros a serem estimados como novas variáveis de estado implica em não linearidades, o que não deixa de ser inconveniente. Segundo, ao invés de se ter um problema com dimensão seis no caso dos esquemas aumentados, tem-se agora dois problemas, sendo um de dimensão quatro e outro de dimensão dois (ou dois bi-dimensionais se for o caso do observador reduzido). Esta característica é bastante interessante do ponto de vista computacional permitindo inclusive a solução por processamento em paralelo. Também, como foi comentado anteriormente, o filtro pode ser resolvido de modo assíncrono com o observador, ou seja, desde que a constante de tempo rotórica não varia tão rapidamente como os estados, a avaliação dos parâmetros pode ser feita a cada três, quatro ou mais intervalos de amostragem. Isto indica que o filtro de Kalman pode ser perfeitamente resolvido fora da rotina de interrupção. Os seus resultados são passados para o observador quando estiverem disponíveis, não sendo necessárias portanto maiores preocupações com relação ao tempo de computação gasto com o filtro.

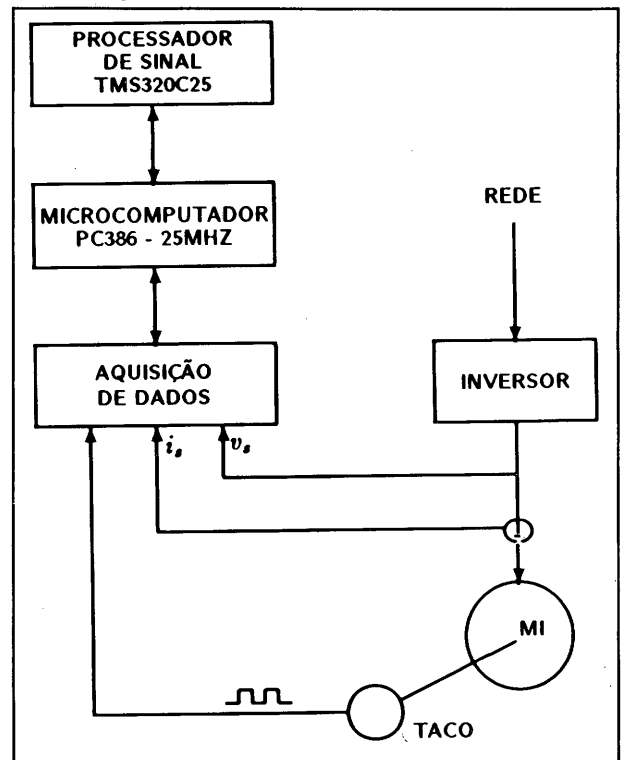


Figura 2 - Diagrama de blocos da montagem experimental

Uma importante consideração de ordem prática deve ser levada em conta antes da implementação prática do filtro. As tensões e correntes nos eixos dq obtidas em tempo real a partir de valores reais (que não são perfeitamente senoidais) nas fases da máquina apresentam uma ondulação de frequência igual a frequência de amostragem. Isto faz com que o sinal estimado de fluxo também contenha ondulações. Os sinais de corrente e de fluxo estimado, em coordenadas dq , são aplicados no filtro de Kalman e, sem pelo menos uma filtragem prévia do sinal de fluxo antes de aplicá-lo ao filtro, o esquema não opera satisfatoriamente. A razão disto talvez esteja no fato de que a ondulação presente nos sinais dq por ser de frequência e amplitude bem definidas não se trata

claramente de um ruído Gaussiano. O problema pode ser resolvido simplesmente fazendo-se uma média do sinal de fluxo estimado no instante k com o seu valor no instante $k - 1$, antes de aplicá-lo ao filtro. É claro, pode-se também filtrar os sinais de tensão e corrente logo após a transformação dq , de modo que estes se tornem sinais quase contínuos. Mas isto pode comprometer o desempenho dinâmico do processo.

5.1 - Considerações sobre o processamento

O fluxograma do observador com adaptação de parâmetros é mostrado na fig. 3.

Nesta figura, a parte do diagrama de blocos dentro do quadro tracejado corresponde ao observador e necessita ser executada a cada passo. O outro bloco a direita corresponde ao filtro de Kalman que atualiza os parâmetros R , e M no observador e esta parte pode ser executada fora da rotina de interrupção.

Um programa teste correspondente ao diagrama de blocos

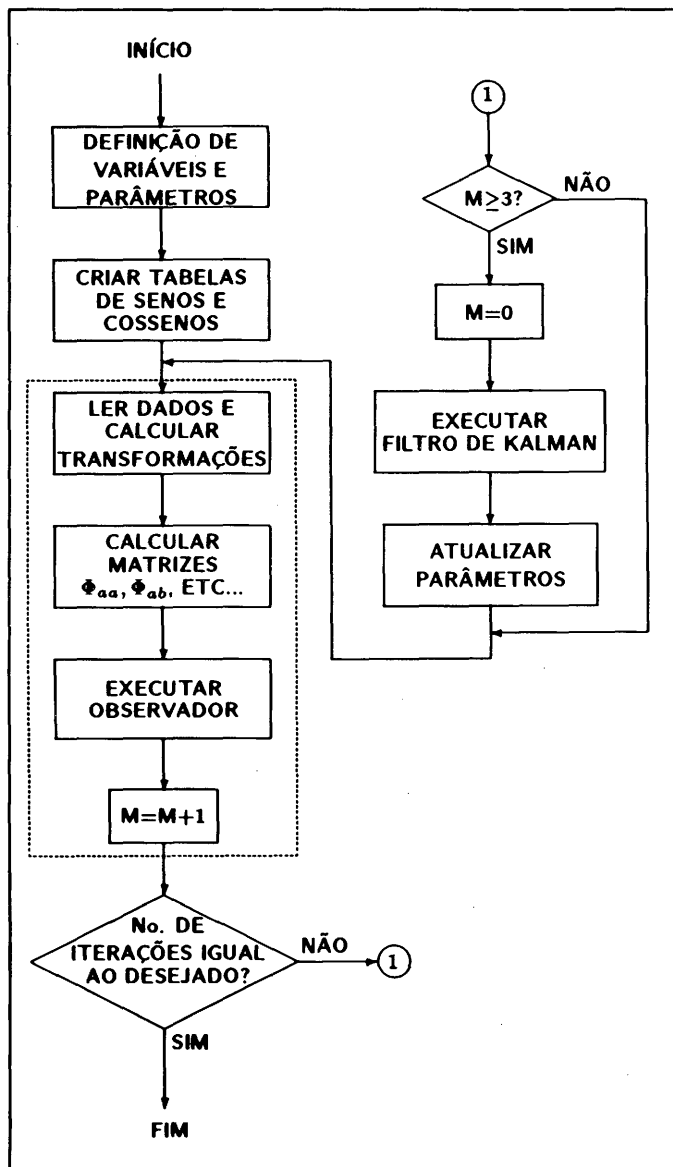


Figura 3 - Diagrama de blocos do observador reduzido com adaptação de parâmetros.

desta figura foi desenvolvido em Turbo C. Este programa foi

rodado em três máquinas com o objetivo de se ter uma idéia do tempo de processamento. A parte do observador, dentro da linha tracejada, necessitou de 4ms para ser executada em um PC286 - 16MHz, de 1,6ms em um processador de sinal TMS320C25 e de 0,8ms em um PC386 - 25MHz. No caso do processador de sinal, foi usado um PC para compilar e carregar o programa e dados na sua memória. As operações foram executadas em ponto flutuante e os tempos de execução poderiam ser bastantes reduzidos com um programa em *Assembly*. Particularmente, no caso de um processador de sinal que possuísse multiplicador em hardware para ponto fixo, o tempo de processamento seria no mínimo 10 vezes menor.

A parte correspondente ao filtro necessitou de um tempo de processamento ligeiramente superior ao observador, cerca de 1,8ms no processador de sinal.

A utilização do modelo discreto permite o uso de intervalos de amostragem razoavelmente grandes sem incorrer em instabilidade e perda significativa de precisão. Assim, a velocidade de processamento do PC386 é suficiente para os objetivos deste trabalho e utilizaremos um intervalo de amostragem de 2ms para os resultados experimentais que são apresentados a seguir.

5.2 - Resultados experimentais

A estimação da resistência de rotor é muito dependente da indutância mútua e esta, por sua vez, é afetada por variações da resistência de estator. Entretanto, com a máquina a vazio, os efeitos da resistência de estator são minimizados (Sul, 1989). As experiências relatadas a seguir se referem a máquina a vazio.

Aplicando-se uma tensão de 110V eficaz a 60HZ foram obtidas os resultados mostrados na Fig. 4, onde também são simultaneamente apresentados alguns resultados de simulação. Foram consideradas como condições iniciais para o observador os fluxos nos eixos q e d em zero. Para a indutância mútua e resistência de rotor foram tomados os valores medidos nos testes a vazio e com rotor bloqueado. O motor foi previamente aquecido durante 10 minutos funcionando a baixa velocidade. A fig. 4a mostra a velocidade medida (linha tracejada) e a velocidade simulada (linha cheia), sendo que os resultados de simulação foram obtidos considerando-se a máquina com uma velocidade inicial de 1760 rpm quando então foi aplicada uma tensão senoidal ideal, de amplitude e frequência igual aos valores reais. A fig. 4c mostra o módulo do fluxo de rotor obtido com o observador e através da simulação.

Na fig. 4d são mostradas as componentes estimadas de fluxo nos eixos q e d . A Fig. 4e mostra a resistência de rotor estimada cujo valor foi muito próximo do valor medido. Na fig. 4f, onde é mostrada a indutância mútua estimada, percebe-se que o valor estimado, \hat{M} , (0,34H) foi superior ao valor medido. Isto se deve ao fato da máquina estar com um nível de excitação inferior em relação as condições em que foram efetuadas as medidas no teste a vazio, pois estas foram feitas com tensão nominal. Finalmente, a Fig. 4b mostra as correntes simulada e medida em uma das fases. A corrente simulada foi ligeiramente maior do que a medida devido ao

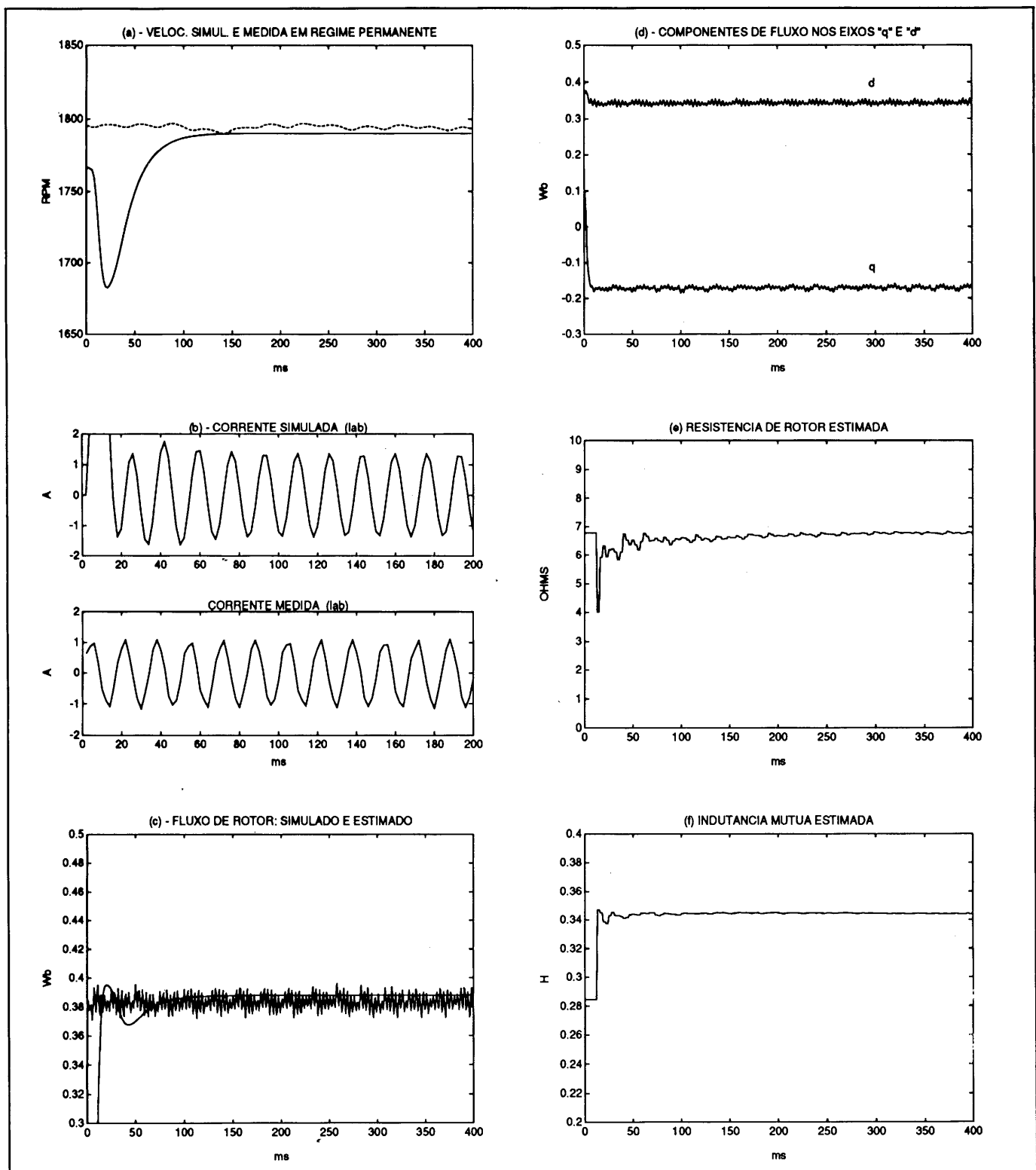


Figura 4 - Resultados experimentais e de simulação para alimentação de 110v a 60Hz.

fato de na simulação ter sido considerado o valor medido da indutância mútua que é inferior ao valor real.

O maior inconveniente na estimação da resistência de rotor é que esta é extremamente sensível a erros de medição da frequência de desliz e para se obter resultados precisos é necessário o uso de tacômetros com precisão em torno de 0,1% (Zai, 1986). No nosso caso, o tacômetro utilizado não apresenta esta precisão, fornecendo cerca de 0,4% a 1800rpm com intervalo de amostragem de 2ms. Além disso, devido a imperfeições mecânicas, o sinal de velocidade apresentou oscilações razoavelmente elevadas. Este sinal, depois de

passado através de um filtro digital com frequência de corte de 10Hz, foi utilizado para determinar a frequência de desliz que é mostrada na fig. 5.

É interessante notar que mesmo com o sinal ω_s mostrado na fig. 5 apresentando grandes oscilações, a média está em torno de 2rad/s e o sistema foi suficientemente robusto para efetuar as estimações com precisão apesar das oscilações.

Uma outra importante característica que está sendo investigada atualmente é a utilização do esquema observador-filtro de Kalman com medidas de velocidade imprecisas. Nesta situação, parece que os parâmetros, embora estimados

incorretamente pelo filtro de Kalman, tendem a compensar os erros de deslize de modo que o observador continue estimando corretamente os valores de fluxo.

Para verificar o comportamento do observador para diferentes condições de excitação da máquina, foram feitas algumas estimações para várias tensões de alimentação com a frequência mantida fixa em 60HZ. Os resultados são apresentados na Tabela 2. Nesta tabela, percebe-se que as estimações a baixas tensões são piores do que para tensões mais elevadas, particularmente para a resistência de rotor². Aparentemente, a razão disto é que para valores pequenos, os erros de medição e as imprecisões nos parâmetros e no modelo começam a se manifestar causando erros de estimação. Na Tabela 2 também são apresentados os valores medidos da indutância mútua. Estas medições foram feitas considerando-se fixo o valor da indutância de dispersão de estator.

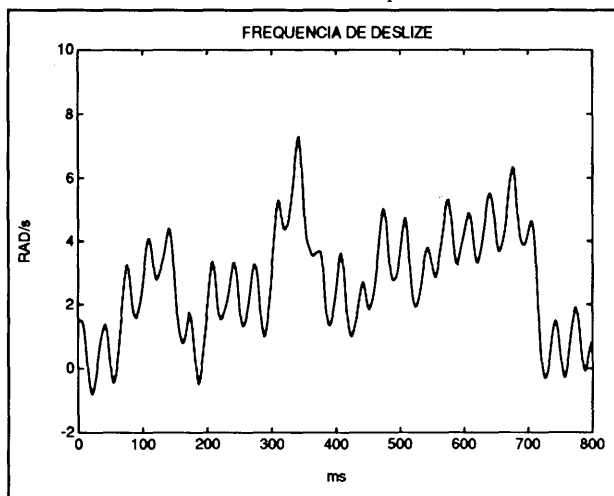


Figura 5 - Frequência de deslize (ω_s) medida que foi utilizada nas estimações.

A discrepância entre os valores medidos e os estimados ficou abaixo de 4% com exceção para os valores mais baixos de tensão.

Tabela 2 - Estimções a 60Hz com a máquina a vazio.

	ω_s	$\hat{\lambda}_r$	\hat{R}_r	\hat{M}	M^*
200v	0,7	0,71	6,77	0,308	0,314
175v	0,9	0,61	6,45	0,341	0,346
150v	1,3	0,53	6,63	0,358	0,368
125v	1,6	0,44	6,64	0,359	0,370
100v	2,1	0,35	6,55	0,365	0,368
75v	2,9	0,26	6,56	0,368	0,378
50v	4,5	0,17	6,77	0,351	0,330
25v	11,3	0,08	5,18	0,327	0,241

(*) Valores medidos.

Mantendo-se agora o fluxo de rotor em valores nominais através de uma relação tensão/frequência aproximadamente fixa e fazendo-se estimções para velocidades diferentes foram obtidos os resultados mostrados na Tab. 3.

Como neste caso o fluxo é alto, o deslize se torna muito pequeno para a máquina a vazio, portanto, os valores de \hat{R}_r e \hat{M} serão incorretos devido a resolução insuficiente do tacômetro. Mas, como foi comentado anteriormente, o estimador é capaz de compensar imprecisões na informação de frequência de deslize para efeitos de estimação de fluxo. Assim, os valores estimados ficaram bem próximo dos valores simulados.

O cruzamento de resultados (experimentais) estimados com resultados de simulação e medições de R_r e M através dos ensaios de rotor bloqueado e a vazio, mostraram, após exaustivas experiências, que o estimador produz resultados bastante precisos com relação a estimação de fluxo.

Tabela 3 - Estimções com relação tensão/frequência constante.

f	V/f	$ \hat{\lambda}_r $	$ \hat{\lambda}_r (\text{simul.})$
59 Hz	5,1	0,72	0,74
30 Hz	5,1	0,70	0,73
15 Hz	5,9	0,75	0,78
5Hz	6,7	0,76	0,78

6 - CONCLUSÃO

Neste trabalho, a máquina de indução foi analisada através uma abordagem discreta. Um modelo discreto aproximado foi obtido a partir do modelo contínuo em dois eixos da máquina. Utilizando o modelo discreto, observadores discreto para estimação de fluxo de rotor foram analisados. Explorando as características do modelo, foram conseguidos projetos razoavelmente simples de observadores de estado que demandam reduzido esforço computacional para alocação de polos. As experiências confirmaram razoavelmente as proposições feitas com relação a abordagem discreta. Uma característica que precisa ser melhor investigada, é a capacidade do esquema observador-filtro de Kalman, aparentemente ser capaz de fornecer estimativas corretas de fluxo mesmo com medidas de deslize imprecisas. Esta capacidade adaptativa abre interessantes possibilidades para controle vetorial pelo método direto e também para controle de velocidade de máquina de indução sem uso de tacômetro.

AGRADECIMENTO

À FAPESP - Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, pelo suporte financeiro.

REFERÊNCIAS

- Artime, J., J.G. Aleixandre e J. Sanz, 1990, "On-line adaptation of rotor time constant in squirrel cage induction motors", ICEM'90 - International Conference on Electrical Machines, MIT, Cambridge, pp. 263-267.
- Bellini, A., e G. Figalli, 1988, "Analysis and design of a microcomputer-based observer for an induction machine", Automatica, vol.24, n0.4, pp. 549-555.

² - O valor medido foi 6,78Ω

- Bose, B.K., 1986, "Power Electronics and AC Drives", Prentice-Hall.
- Bottura, C.P., J.L. Silvino e P. Resende, 1991, "A flux observer for induction machines based on a time variant discrete model", APEC' 91, Sixth Annual Applied Power Electronics Conference, Dallas, pp. 302-308.
- Brown, R.G., 1983, "Introduction to random signal analysis and Kalman filtering", John Wiley.
- Caminhas, W.M., B. R. Menezes, A. R. Tribuzi e S. R. Silva, 1990, "Influência, Identificação e compensação das variações de parâmetros do motor de indução no controle vetorial direto", 8º CBA - Belém, pp. 936-941.
- David, M.P., 1988, "Algorithmes de command d'un variateur électrique asynchrone", Thèse de Docteur ès-Sciences, INPT, Toulouse.
- De Fornel, B. e J.C.R. de Oliveira, 1991, "Adaptative discrete estimator for induction motor control", 4th European Conference on Power Electronics and Applications, Firenze, Italy.
- Franklin, G.F. e J. D. Powell, 1980, "Digital Control of Dinamic Systems", Addison-Wesley.
- Garces, L.J., 1980, "Parameter adaptation for the speed-controlled statics A.C. drives with a squirrel-cage induction motor", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.1A-16, no.2, pp.173-180.
- Hori, Y., V. Cotter e Y. Kaya, 1987, "A novel induction machine flux observer and its application to a high performance AC drive system", IFAC, 10th World Congress on Automatic Control, Vol.3, pp. 355-360, Munich.
- Kubota, H., K. Matsuse e T. Nakano, 1990, "New adaptative flux observer of induction motor for wide speed range motor drives", Annual Conference of IEEE industrial Electronics Society - IECON' 90, pp.921-926.
- Lima, A.M.N., 1989, "Commande numérique d'une machine asynchrone", Thèse de Docteur de l'INPT, Toulouse.
- Matsuo, T. e T. A. Lipo, 1985, "A rotor parameter identification scheme for vector controlled induction motor drives", IEEE Transactions on Industry Applications, vol.21, no.4, pp. 624-632.
- Nielsen, R. e M.P. Kazmierkowski, 1989, "Reduced-order observer with parameter adaptation for fast rotor estimation in induction machines", IEE Proceedings, vol.136, Pt.D., no.1, pp. 35-43.
- Orlowska-Kowalska, T., 1987, "Induction motor flux reconstruction via new reduced-order order state observer", Electric Machines and Power Systems, vol.3, pp. 355-360.
- Orlowska-Kowalska, T., 1989, "Application of extended Luenberger observer for flux and rotor time-constant estimation in induction motor drives", IEE Proceedings, vol. 136, Pt.D., no.6, pp. 324-330.
- Price, M.G. e G.Cook, 1982, "Identification/Observation using an extended Luenberger observer", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol.IE-29, no.4, pp.279-287.
- Shieh, L.S. e Y.T. Tsay, 1982, "Transformations of a class of multivariable control systems to a block companion forms", IEEE Trans. on Autom. Control, vol. 27, no.1, pp. 199-203.
- Silvino, J.L., C.P. Bottura e P. Resende, 1991b, "Controle de máquina de indução via modelamento discreto não-estacionário", II Seminário Internacional de Motores Elétricos e Acionamentos Reguláveis, São Paulo, vol.III, pp. 121-140.
- Silvino, J.L., C.P. Bottura e P. Resende, 1991a, "Flux observer and parameter identification via discrete modeling of the induction machine", IEE Japan - IAS'91 - 5th Annual Conference of Industry Applications Society, Sapporo, Japan.
- Sinha, N.K. e S. Puthenpura, 1985, "Choice of the sampling interval for the identification of continuous-time systems from samples of input/output data", IEE PROC., vol.132, Pt.D, no.6, pp. 263-267.
- Sul, S.K., 1989, "A novel technique of rotor resistance estimation considering variation of mutual inductance", IEEE Transactions on Industry Applications, vol.25, no.4, pp. 578-587.
- Verguese, G.C. e S. R. Sanders, 1988, "Observers for flux estimation in induction machines", IEEE Trans. Ind. Electron., vol.no.1, pp. 85-94.
- Zai, L., 1986, "Application of an extended Kalman filter to induction machine parameter estimation", Ph. D. thesis at University of Wisconsin-Madison.

APÊNDICE

Características da Máquina Utilizada

1-HP, 220/380-V, 4.1/2.4A, 4-polos, 60-Hz			
Resistência de estator	R_s	7.1 Ω	
Resistência de rotor	R_r	6.78 Ω	
Indutância de estator	L_{sl}	25.94 mH	
Indutância de rotor	L_{rl}	25.94 mH	
Indutância mútua	M	284.56 mH	
Momento de inércia	J_m	0.0038 kg.m	
Atrito viscoso de carga	C_1	0.0015 Nms	