

Avaliação do Impacto da Robustez na Estimação de Fluxo Magnético para os Controles Preditivos de Torque e Corrente

Thiago Baldim dos Santos* Igor Oliani* Rafael Figueiredo*
Ademir Pelizari* Alfeu J. Sguarezi Filho*

* Universidade Federal do ABC - UFABC, Santo André - SP,
(e-mail: [thiago.baldim@ufabc.edu.br, rafael.figueiredo@ufabc.edu.br,
igor.oliani@aluno.ufabc.edu.br, ademir.pelizari@ufabc.edu.br,
alfeu.sguarezi@ufabc.edu.br])

Abstract:

This paper analyzes the impact of using the Gopinath observer on the robustness of current and torque model predictive controls for three-phase squirrel-cage induction motors. The performance of the two controllers are compared using a magnetic flux estimator based on the voltage model and the Gopinath's observer through simulations for the dynamic behavior of the machine when errors are introduced in its resistance values.

Resumo: Este artigo analisa o impacto do uso do observador Gopinath na robustez dos controladores preditivos baseado em modelo de corrente e torque para motores de indução trifásicos de rotor do tipo gaiola. São comparados os desempenhos dos dois controladores utilizando um estimador de fluxo magnético baseado no modelo de tensão e o observador Gopinath por meio de simulações para o comportamento dinâmico da máquina quando introduzidos erros nos valores de suas resistências.

Keywords: Power Electronics; Motor Drives; Flux Estimators; Predictive Torque and Current Control.

Palavras-chaves: Eletrônica de Potência; Acionamentos eletrônicos; Estimadores de Fluxo; Controle Preditivo de Torque e Corrente.

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos observa-se um crescente uso do método de controle preditivo baseado em modelo (do inglês, model predictive control - MPC) em conversores eletrônicos de potência. Como alternativa aos métodos clássicos de controle baseados em PID ou em comparadores de histerese, o MPC apresenta maior desempenho dinâmico e flexibilidade, permitindo a inclusão de restrições sobre variáveis de entrada e saída (Borreggine et al., 2019).

O MPC utiliza o modelo matemático da planta para prever os valores futuros das variáveis controladas. A seleção do sinal de controle é determinada pela otimização de uma função custo especificada. Uma das abordagens para esse método limita os valores possíveis do sinal de controle, incorporando o modelo do conversor eletrônico ao controlador. Os algoritmos que fazem uso dessa abordagem são classificados como controles por estados finitos (do inglês, finite control set - FCS) (Wróbel et al., 2019). Sua aplicação no acionamento de motores de indução pode ser vista no trabalho realizado por Wang et al. (2015) e Rodriguez and Cortes (2012), por exemplo, no qual foram implementados controles preditivos de torque e corrente.

No entanto, uma desvantagem inerente ao MPC é sua dependência quanto à precisão do modelo e seus parâmetros. Mesmo modelos completos apresentam não lineari-

dades oriundas, como por exemplo, do envelhecimento de componentes e variações de temperatura (Karamanakos et al., 2020). Devido a essa sensibilidade para variações paramétricas e problemas inerentes de integração de sinal, os estimadores de fluxo são afetados diretamente, o que pode levar a erros significativos nos valores estimados Kim et al. (2001).

Com o intuito de conferir maior robustez aos controles, estimadores ou observadores de fluxo têm sido propostos, como o observador Luenberger Kuen et al. (2003). Para o controle de torque, Lu and Zhao (2018) utiliza a técnica de *sliding mode* baseada nas diferenças entre as correntes para a estimação do fluxo; Yan and Wang (2021) usa um modelo discreto híbrido, combinando modelos de corrente e tensão que são alternados por meio de um regulador PI; já Xie et al. (2020b) faz uso do modelo de referência adaptativo para a compensação do fluxo. Em todos esses trabalhos são reportadas melhoras na performance do controle.

Para o controle de corrente, Zhang et al. (2021) propõe um novo sistema robusto, o qual utiliza um observador de estado linear estendido. Xie et al. (2020a) propõe um controle preditivo orientado por campo utilizando um estimador adaptativo por modelo de referência para a velocidade do rotor e fluxo de alta precisão. No trabalho de Lee et al. (2012) é implementado um controlador

de corrente preditivo robusto usando um estimador de perturbação para o sistema trifásico conectado à rede. Rodas et al. (2017) aborda a aplicação do filtro Kalman no estimador, mediante o uso de métodos de otimização como a técnica de covariância, comparando experimentalmente o desempenho do estimador sub-otimizado com o otimizado.

No presente trabalho é realizada uma análise sobre o impacto de estimadores de fluxo na robustez de controles preditivos de corrente e toque para motores de indução. O desempenho dos controles preditivos apresentados no artigo Wang et al. (2015) são avaliados por meio de simulações utilizando-se dois estimadores: um mais simples, baseado no modelo de tensão resultante do próprio modelo da máquina, e o observador Gopinath, proposto por Lascu et al. (2000), que utiliza o modelo de tensão e corrente.

2. MODELO DA MÁQUINA DE INDUÇÃO

As equações diferenciais para o comportamento dinâmico do motor de indução em gaiola, representadas no referencial estacionário com o uso de vetores espaciais, são:

$$\mathbf{v}_{\alpha\beta s} = R_s \mathbf{i}_{\alpha\beta s} + \frac{d\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta s}}{dt}, \quad (1)$$

$$0 = R_r \mathbf{i}_r + \frac{d\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}}{dt} - j\omega \boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}, \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta s} = L_s \mathbf{i}_{\alpha\beta s} + L_m \mathbf{i}_{\alpha\beta r}, \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r} = L_m \mathbf{i}_{\alpha\beta s} + L_r \mathbf{i}_{\alpha\beta r}, \quad (4)$$

$$T_e = \frac{3}{2} p \operatorname{Im}\{\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta s}^* \mathbf{i}_{\alpha\beta s}\} = \frac{3}{2} p \operatorname{Im}\{\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}^* \mathbf{i}_{\alpha\beta r}\} \quad (5)$$

As grandezas R_s e R_r são as resistências do estator e do rotor; L_s , L_r e L_m são respectivamente as indutâncias do estator, do rotor e de magnetização; $\mathbf{v}_{\alpha\beta s}$, $\mathbf{i}_{\alpha\beta s}$ e $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta s}$ são os vetores tensão, corrente e fluxo magnético do estator; $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}$ compreende ao vetor fluxo do rotor; T_e , p e ω são o torque eletromagnético, o número de pares de polos e a velocidade angular elétrica do rotor. O símbolo * representa o complexo conjugado do vetor.

2.1 Orientação Direta

As estratégias de controle orientado por campo baseiam-se no desacoplamento entre torque eletromagnético (T_e) e magnitude do fluxo do rotor ($|\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}|$) para as máquinas de indução. Dessa forma, pode ser realizado o controle independente das duas grandezas análogo ao feito em motores CC com excitação independente. Tal comportamento só pode ser obtido através do alinhamento do sistema de coordenadas na direção de $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}$. Isso permite que o fluxo possa ser expresso no referencial síncrono ($\boldsymbol{\psi}_{dq}$) em função da componente de eixo direto da corrente do estator, i_{dr} , e T_e como função da componente de eixo quadratura da corrente do estator, i_{qr} . Essas relações são dadas por (Rodríguez and Cortes, 2012):

$$|\boldsymbol{\psi}_{dq}| = \frac{L_m}{\tau_r s + 1} i_{ds}, \quad (6)$$

$$T_e = \frac{3}{2} \frac{L_m}{L_r} p |\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}| i_{qs} \quad (7)$$

Sendo que $|\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}| = |\boldsymbol{\psi}_{dq}|$.

As componentes i_{dr} e i_{qr} são obtidas por meio da transformação de Park das correntes de fase do estator, o

que requer o conhecimento da posição angular do fluxo magnético do rotor, θ_{ψ_r} . Esta é estimada em função das componentes dos eixos α e β de $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}$,

$$\theta_{\psi_r} = \arctan\left(\frac{\psi_{\beta r}}{\psi_{\alpha r}}\right) \quad (8)$$

Para o controle por orientação direta, $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}$ pode ser estimado por meio das tensões nos terminais da máquina e sinais de corrente ou medido por sensores como bobinas de fluxo e sensores Hall (Bose, 2020). Os medidores são posicionados nos eixos direto e quadratura do entreferro e as tensões neles induzidas são posteriormente integradas e processadas para a obtenção das componentes de $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}$. O valor de $|\boldsymbol{\psi}_{dq}|$ é calculado por meio de:

$$|\boldsymbol{\psi}_{dq}| = \sqrt{\psi_{\alpha r}^2 + \psi_{\beta r}^2} \quad (9)$$

O uso de sensores apresenta problemas de montagem, com a variação de temperatura e de integração a frequências muito baixas. Observadores presentes em acionamentos modernos são baseados nos modelos de tensão e/ou corrente para a estimação do fluxo (Bose, 2020). No modelo de tensão medem-se $\mathbf{i}_{\alpha\beta s}$ e $\mathbf{v}_{\alpha\beta s}$ para que, na sequência, sejam calculados $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta s}$, $\mathbf{i}_{\alpha\beta r}$ e $\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}$ aplicando-se as equações (1), (3) e (4). A equação (1) é aplicada na forma integral

$$\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta s} = \int (\mathbf{v}_{\alpha\beta s} - R_s \mathbf{i}_{\alpha\beta s}) dt \quad (10)$$

Já o modelo de corrente usa a equação de Blaschke, que tem como entradas os valores medidos de ω e $\mathbf{i}_{\alpha\beta s}$.

$$\frac{d\boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r}}{dt} = \frac{L_m}{\tau_r} \mathbf{i}_{\alpha\beta s} + j\omega \boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r} - \frac{1}{\tau_r} \boldsymbol{\psi}_{\alpha\beta r} \quad (11)$$

Na qual $\tau_r = L_r/R_r$.

2.2 Observador Gopinath

Visando melhorar o desempenho geral do estimador direto da última seção, foi desenvolvido o observador Gopinath que trás uma maior faixa de velocidades de funcionamento (Lascu et al., 2000). Ao utilizar apenas o modelo de tensão, exibido na seção anterior, o desempenho da orientação é degradado em baixas velocidades devido a problemas inerentes de integração de pequenos valores (Kim et al., 2001). Este problema é amplificado em aplicações reais, onde ruídos ou *offsets* de tensão se tornam mais significativos, podendo levar a integração de erros.

Este observador de fluxo utiliza dois modelos, o modelo de corrente e o modelo de tensão, e alterna a dominância entre os modelos utilizando um compensador PI. A configuração dos ganhos do compensador define a frequência em que os modelos se alternam. Desta forma o observador sempre utiliza o melhor modelo para cada faixa de velocidade (Lascu et al., 2000).

O observador utiliza informações de corrente e tensão do estator da máquina e a modelagem do observador é realizada no referencial $\alpha\beta$, exceto o modelo de corrente que utiliza o referencial dq . As grandezas estimadas pelo modelo de corrente são marcadas com sobrescrito i e as grandezas estimadas pelo modelo de tensão são marcadas com sobrescrito v .

Primeiramente, através das equações de concatenação de fluxo no referencial dq é possível obter uma relação entre a

corrente do estator e o fluxo do rotor (Lascu et al., 2000). Ao assumir a correta orientação, o modelo é simplificado, pois não há componente de quadratura do fluxo do rotor. Então:

$$\psi_{qr}^i = 0 \quad (12)$$

$$\frac{d\psi_{dr}^i}{dt} = \frac{L_m}{\tau_r} i_{ds} - \frac{1}{\tau_r} \psi_{dr}^i \quad (13)$$

A partir deste ponto o fluxo do rotor é levado ao referencial $\alpha\beta$. Ainda assumindo (12), a transformada inversa de Park fica:

$$\psi_{\alpha r}^i = \psi_{dr}^i \cos(\theta_{\psi_r}) \quad (14)$$

$$\psi_{\beta r}^i = \psi_{dr}^i \sin(\theta_{\psi_r}) \quad (15)$$

A partir de (14) e (15), utilizando as equações de concatenação de fluxo no referencial $\alpha\beta$ é possível obter o fluxo do estator da máquina:

$$\psi_{\alpha s}^i = L_s i_{\alpha s} + L_m i_{\alpha r} = \left(\frac{L_s L_r - L_m^2}{L_r} \right) i_{\alpha s} + \frac{L_m}{L_r} \psi_{\alpha r} \quad (16)$$

$$\psi_{\beta s}^i = L_s i_{\beta s} + L_m i_{\beta r} = \left(\frac{L_s L_r - L_m^2}{L_r} \right) i_{\beta s} + \frac{L_m}{L_r} \psi_{\beta r} \quad (17)$$

Por outro lado, é possível obter o fluxo do estator através da equação de tensão da máquina. Entretanto, é adicionada à equação uma porção de compensação que vem do compensador PI que processa o erro entre os fluxos do modelo de corrente e de tensão. Isolando o fluxo e integrando:

$$\psi_{\alpha s}^v = \int (v_{\alpha s} - i_{\alpha s} R_s - u_{\alpha c}) dt \quad (18)$$

$$\psi_{\beta s}^v = \int (v_{\beta s} - i_{\beta s} R_s - u_{\beta c}) dt \quad (19)$$

Onde $u_{\alpha, \beta c}$ é:

$$u_{\alpha c} = K_p (\psi_{\alpha s}^v - \psi_{\alpha s}^i) + K_i \int (\psi_{\alpha s}^v - \psi_{\alpha s}^i) dt \quad (20)$$

$$u_{\beta c} = K_p (\psi_{\beta s}^v - \psi_{\beta s}^i) + K_i \int (\psi_{\beta s}^v - \psi_{\beta s}^i) dt \quad (21)$$

K_p e K_i são os ganhos proporcional e integral, respectivamente, do controlador PI e controlam a predominância entre o modelo de corrente e de tensão do observador.

$$K_p = \omega_1 + \omega_2 \quad (22)$$

$$K_i = \omega_1 \cdot \omega_2 \quad (23)$$

ω_1 é a velocidade onde o modelo de corrente é dominante e ω_2 onde o modelo de tensão é dominante. Um valor inicial para uma boa transição entre modelos é $\omega_1 = 2$ a 5 rad/s e $\omega_2 = 20$ a 30 rad/s (Lascu et al., 2000). Um guia para escolha destes ganhos é dado por (Kim et al., 2001). A partir do fluxo obtido pelo modelo de tensão, que já contempla a tensão de compensação e fluxo pelo modelo de corrente, com as equações de concatenação de fluxo o fluxo do rotor é obtido por:

$$\psi_{\alpha r}^v = - \left(\frac{L_s L_r - L_m^2}{L_m} \right) i_{\alpha s} + \frac{L_r}{L_m} \psi_{\alpha s}^v \quad (24)$$

$$\psi_{\beta r}^v = - \left(\frac{L_s L_r - L_m^2}{L_m} \right) i_{\beta s} + \frac{L_r}{L_m} \psi_{\beta s}^v \quad (25)$$

$$\theta_{\psi_r} = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\psi_{\beta r}^v}{\psi_{\alpha r}^v} \right) \quad (26)$$

Na Figura 1 é exibido o diagrama do estimador Gopinath.

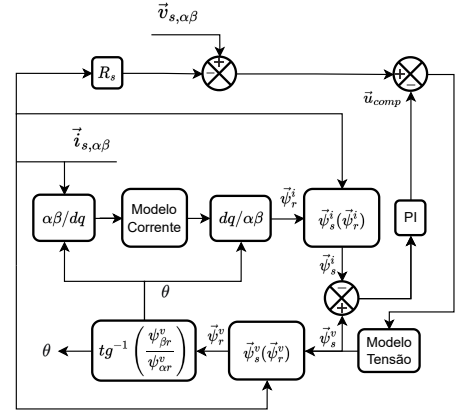


Figura 1. Diagrama do observador de fluxo Gopinath.

3. CONTROLE PREDITIVO DE TORQUE

O controle preditivo de torque proposto por Rodriguez and Cortes (2012) é mostrado no diagrama de blocos da Figura 2. Nele os valores de torque e magnitude do fluxo magnético são controlados por meio do vetor tensão aplicado por um inversor trifásico de fonte de tensão de dois níveis. Para isso são realizadas previsões de torque e fluxo para cada possibilidade do sinal de atuação e o vetor tensão selecionado é aquele que otimiza a resposta do sistema com relação ao rastreamento dos sinais de referência das grandezas controladas.

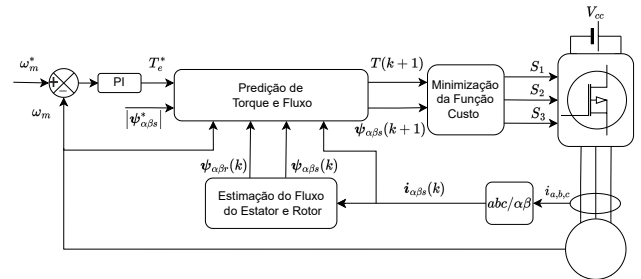


Figura 2. Controle Preditivo de Torque.

O controlador realiza a estimação dos fluxos atuais do estator e rotor antes de realizar a predição do torque e do próprio fluxo do estator. Portanto, dentro do tempo de amostragem do controlador, T_s , decorrido entre os instantes (k) e $(k-1)$, são empregadas as equações (27) e (28) discretizadas pelo método de Euler. A equação (27) é obtida diretamente de (1), enquanto que (28) advém da combinação das equações (3) e (4).

$$\psi_{\alpha \beta s}(k) = \psi_{\alpha \beta s}(k-1) + T_s (R_s \dot{i}_{\alpha \beta s}(k) + \mathbf{v}_{\alpha \beta s}(k)) \quad (27)$$

$$\psi_{\alpha \beta r}(k) = \frac{L_r}{L_m} \psi_{\alpha \beta s}(k) + \dot{i}_{\alpha \beta s}(k) \left(L_m - \frac{L_r L_s}{L_m} \right) \quad (28)$$

O valor de $\dot{i}_{\alpha \beta s}(k)$ é medido diretamente da máquina e o valor de $\mathbf{v}_{\alpha \beta s}(k)$ consiste no vetor de tensão selecionado e aplicado após a etapa de otimização da função custo. A predição é feita para o instante $(k+1)$ e são utilizadas as equações discretizadas (29), (30) e (31) (Rodriguez and Cortes, 2012).

$$\mathbf{i}_{\alpha\beta s}^p(k+1) = \left(1 + \frac{T_s}{\tau_\sigma}\right) \mathbf{i}_{\alpha\beta s}(k) + \frac{T_s}{\tau_\sigma + T_s} \left\{ \frac{1}{R_\sigma} \left[\left(\frac{k_r}{\tau_r} - k_r j\omega\right) \psi_{\alpha\beta r}(k) + \mathbf{v}_{\alpha\beta s}^j(k) \right] \right\} \quad (29)$$

$$\psi_{\alpha\beta s}^p(k+1) = \psi_s(k) + T_s \mathbf{v}_{\alpha\beta s}^j(k) - R_s T_s \mathbf{i}_{\alpha\beta s}(k) \quad (30)$$

$$T_e^p(k+1) = \frac{3}{2} p \text{Im} \left\{ \psi_{\alpha\beta s}^p(k+1) \mathbf{i}_{\alpha\beta s}^p(k+1) \right\} \quad (31)$$

Nas quais $\sigma = 1 - (L_m^2/L_s L_r)$; $k_r = L_m/L_r$; $R_\sigma = R_s + R_r(L_m^2/L_r^2)$; $\tau_\sigma = \sigma L_s/R_\sigma$. A variável $j \in [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]$ identifica cada um dos 7 vetores tensões que podem ser aplicados pelo inversor. Na Tabela 1 são mostrados os estados das chaves eletrônicas para cada ramo do circuito do inversor, identificados por S_1 , S_2 e S_3 na Figura 2, e os seus respectivos vetores obtidos nos terminais.

Tabela 1. Vetores tensão gerados pelo inversor.

Vetor	S_1	S_2	S_3	$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^j$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^0$	0	0	0	0 V_{cc}
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^1$	1	0	0	$\frac{2}{3} V_{cc}$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^2$	1	1	0	$(\frac{1}{3} + j\frac{\sqrt{3}}{3}) V_{cc}$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^3$	0	1	0	$(-\frac{1}{3} + j\frac{\sqrt{3}}{3}) V_{cc}$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^4$	0	1	1	$-\frac{2}{3} V_{cc}$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^5$	0	0	1	$(-\frac{1}{3} - j\frac{\sqrt{3}}{3}) V_{cc}$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^6$	1	0	1	$(\frac{1}{3} - j\frac{\sqrt{3}}{3}) V_{cc}$
$\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^7$	1	1	1	0 V_{cc}

Após a predição, a seleção do vetor tensão ótimo é realizada através da minimização da função custo g dada em (32), na qual está contida a lei de controle (Rodriguez and Cortes, 2012). Nela é feita a comparação entre os valores de referência e os preditos de torque e fluxo para cada um dos possíveis valores de $\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^j(k)$. O sinal de referência de torque, T_e^* , é obtido por meio de uma malha fechada para o controle de velocidade, enquanto que o valor de referência do fluxo, $\psi_{\alpha\beta s}^*$, segue o valor nominal da máquina.

$$g = |T^* - T^p(k+1)| + \lambda_\sigma \left| |\psi_{\alpha\beta s}^*| - |\psi_{\alpha\beta s}^p(k+1)| \right| \quad (32)$$

O valor de λ_σ é um fator de peso dado ao fluxo como forma de quantizar a sua importância relativa ao torque.

4. CONTROLE PREDITIVO DE CORRENTE

O controle preditivo de corrente direto orientado por campo (Figura 3) possui uma malha fechada para o controle da velocidade angular, responsável pela emissão do sinal de referência de i_{qs}^* . O valor de referência para i_{ds}^* é obtido por meio da magnitude do fluxo nominal do rotor da máquina. $\psi_{\alpha\beta r}(k)$ é calculado aplicando-se as equações discretizadas (27) e (28). Para a predição da corrente do estator usa-se a equação (29). No cálculo de $\mathbf{i}_{\alpha\beta s}(k+1)$ devem ser considerados todos os vetores $\mathbf{v}_{\alpha\beta s}^j(k)$ que pertencem ao conjunto de soluções de $\mathbf{i}_{\alpha\beta s}^p(k+1)$. Assim como no controle de torque, a alimentação do motor é feita por um inversor de dois níveis.

A função custo g é definida pela equação (34). Nela as correntes de referência são apresentadas na forma vetorial no referencial estacionário, $\mathbf{i}_{\alpha\beta s}^*$. A mudança de referencial é feita aplicando-se a equação (33). O valor de $\theta_{\psi_r}(k)$ é

obtido empregando-se a relação (8) para o vetor $\psi_{\alpha\beta r}(k)$ estimado.

$$\mathbf{i}_{\alpha\beta s}^* = \mathbf{i}_{dqs}^* e^{\theta_{\psi_r}(k)} \quad (33)$$

$$g = |\mathbf{i}_{\alpha\beta s}^* - \mathbf{i}_{\alpha\beta s}^p(k+1)| \quad (34)$$

Na Figura 3 é mostrado o diagrama para o controle preditivo de corrente implementado.

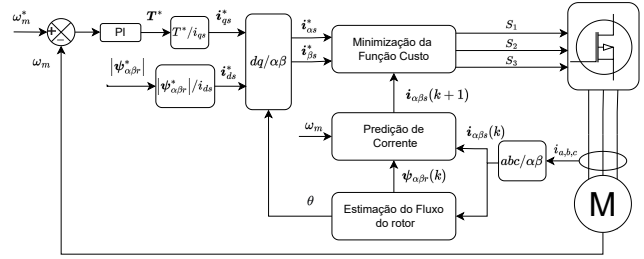


Figura 3. Controle Preditivo de Corrente Direto

5. RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Os controles preditivos foram simulados via software (Simulink™\MATLAB®) sob a presença de variações nas resistências do motor, a fim de se avaliar a sua robustez, utilizando-se o estimador de fluxo baseado no modelo de tensão e o estimador *Gopinath*. O acionamento do motor deu-se em malha aberta e foram aplicados degraus de referência em ambos os controladores. Para o PTC, aplicou-se um degrau com reversão de torque de -3 Nm a 5 Nm e um degrau de fluxo com decréscimo de 30% do valor inicial de 0,825 Wb (Figura 4). No caso do PCC, os sinais de referência foram um degrau de i_{qs} de aproximadamente 2,12 A a -1,06 A e um degrau de i_{ds} com decaimento de 30% do valor inicial de aproximadamente 4,3 A (Figura 5).

Os parâmetros selecionados para o motor foram retirados de uma máquina presente em laboratório com os seguintes dados: potência nominal de 3 kW; torque nominal de 16 N.m; módulo do fluxo nominal de 0.825 Wb; $p = 2$; $R_s = 1.0 \Omega$; $R_r = 3.132 \Omega$; $L_s = 201 mH$; $L_r = 201 mH$ e $L_m = 192 mH$.

Os controladores utilizaram o mesmo tempo de amostragem de 25 μs , o que permitiu manter as frequências médias de comutação abaixo de 10 kHz. O valor do fator de peso dado ao fluxo foi determinado pelo método eurístico da tentativa e erro, resultando em $\lambda_\sigma = 100$. Os ganhos K_p e K_i do observador *Gopinath* selecionados foram 22 e 40, respectivamente.

Os resultados das simulações para o PTC mostram respostas de torque e fluxo melhores com uso do estimador *Gopinath* para todas as variações nos valores de R_s e R_r , enquanto é aplicado o valor de fluxo nominal até os 3 s. O decréscimo no valor do fluxo ocasiona a diminuição das oscilações nas respostas do controlador para ambos os estimadores, ainda que o controle do fluxo seja visivelmente melhor para o *Gopinath*.

O PCC apresentou uma enorme sensibilidade às variações paramétricas quando utilizado o estimador baseado nas equações (27) e (28), comprometendo totalmente o funcionamento do controlador a partir da elevação de 20%

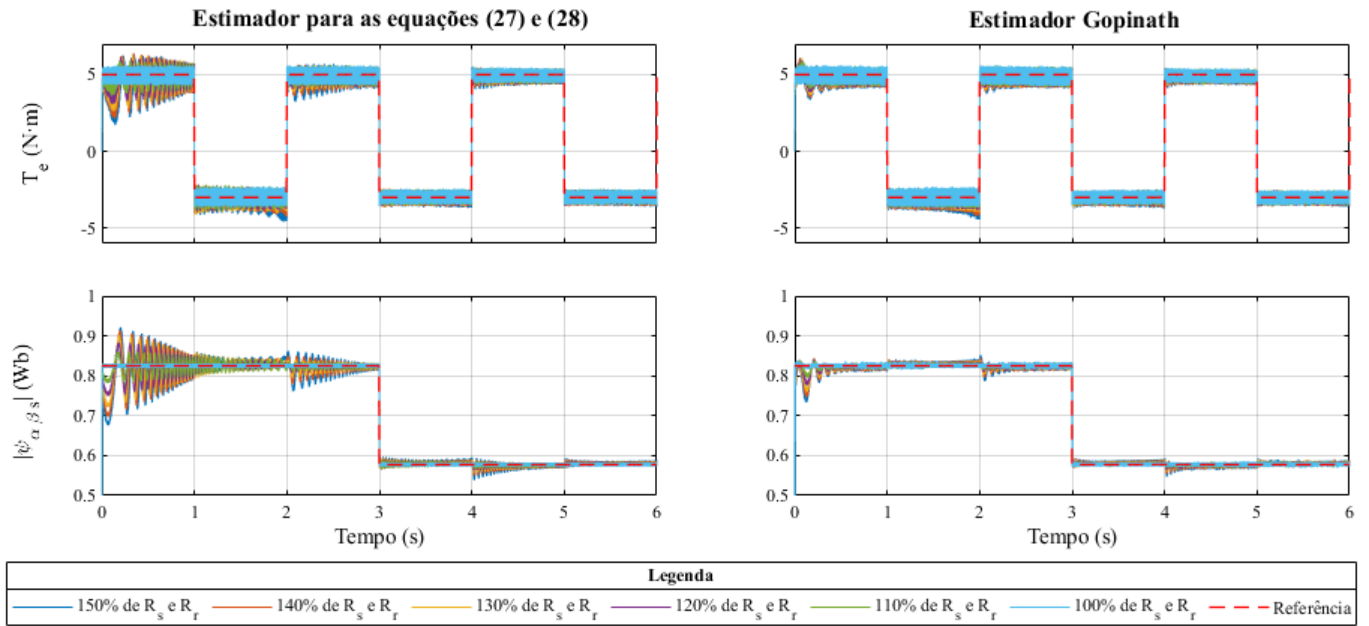


Figura 4. Resposta para degrau de torque e fluxo do controle preditivo de torque.

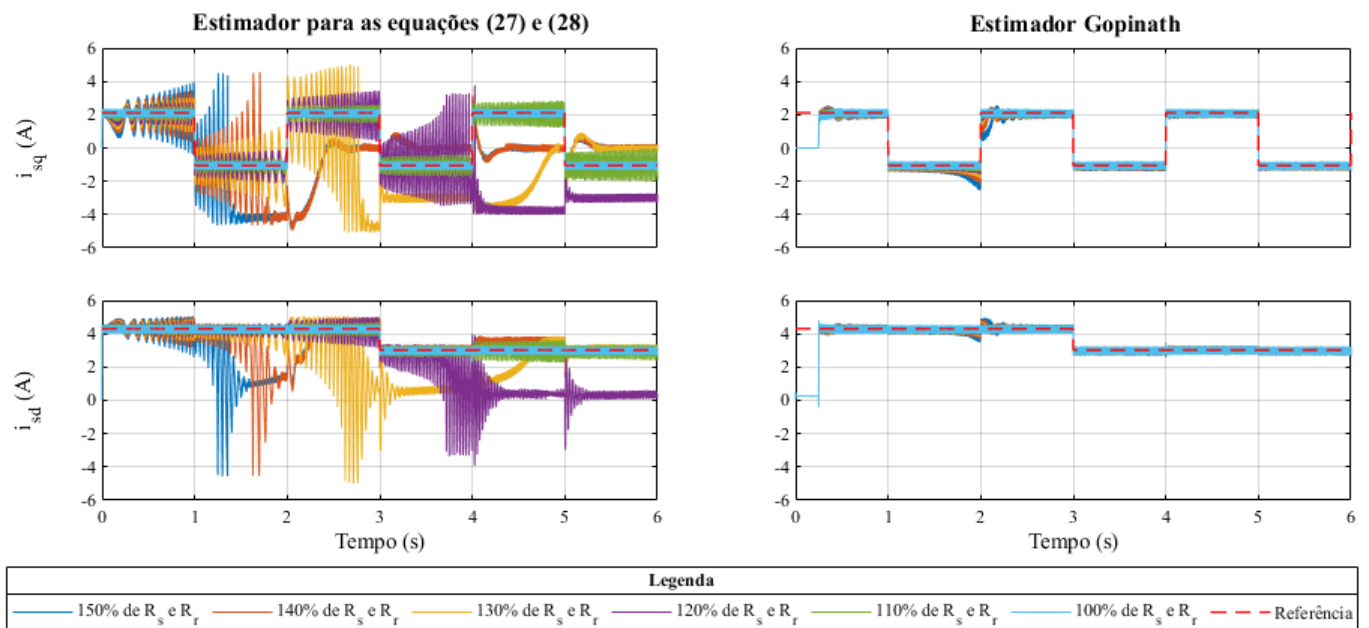


Figura 5. Resposta para degrau de torque e fluxo do controle preditivo de corrente.

dos valores de R_s e R_r . O estimador Gopinath, por sua vez, conferiu um excelente desempenho ao controlador, reduzindo as oscilações de torque e fluxo em todas as situações. As oscilações elevadas nas regiões próximas a 2s são resultantes da troca de modelo de estimação presente no *Gopinath*; nesse período o motor atinge rotações próximas a 0 rad/s.

As Tabelas 2 e 3 exibem os dados para as variações máximas, erros relativos e erros quadráticos médios das grandezas controladas dos dois controladores no período da 2,25 a 2,75 s das simulações sem a aplicação de variações nas resistências. É possível visualizar que os estimadores apresentam desempenho parecido, ainda que o estimador

Gopinath tenha se mostrado levemente inferior para o PTC.

CONCLUSÃO

Neste trabalho foi analisado o impacto do uso de um estimador de fluxo robusto no desempenho de controles FCS-MPC básicos de torque e corrente. Ambos os controladores estudados mostraram melhora de desempenho nos testes em malha aberta para a faixa de variações aplicadas nas resistências da máquina. Neste quesito foi observado um ganho de robustez para o PCC, que se mostrou sensível às variações observadas.

Tabela 2. Respostas do PTC em regime sem variações.

Estimador utilizado	Varição máxima	Erro relativo (%)	Erro quadrático médio (%)
Torque			
Eq. (27) e (28)	1,3267 (Nm)	0,96	8,34
<i>Gopinath</i>	1,3548 (Nm)	0,194	9,67
Fluxo			
Eq. (27) e (28)	0,0125 (Wb)	0,004	0,001
<i>Gopinath</i>	0,02 (Wb)	0,005	0,001

Tabela 3. Respostas do PCC em regime sem variações.

Estimador utilizado	Varição máxima (A)	Erro relativo (%)	Erro quadrático médio (%)
i_q			
Eq. (27) e (28)	0,5516	1,94	1,84
<i>Gopinath</i>	0,5535	1,90	1,88
i_d			
Eq. (27) e (28)	0,5598	0,82	1,84
<i>Gopinath</i>	0,5603	0,80	1,83

AGRADECIMENTOS

Fundação de Desenvolvimento da Pesquisa – Fundep Rota 2030/Linha V, processo: 27192.03.01/2020.13-00 pelo apoio financeiro e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) (405757/2018-2).

REFERÊNCIAS

- Borreggine, S., Monopoli, V.G., Rizzello, G., Naso, D., Cupertino, F., and Consoletti, R. (2019). A review on model predictive control and its applications in power electronics. In *2019 AEIT International Conference of Electrical and Electronic Technologies for Automotive (AEIT AUTOMOTIVE)*, 1–6. doi:10.23919/EETA.2019.8804594.
- Bose, B.K. (2020). *Power electronics and motor drives: advances and trends*. Academic press.
- Karamanakos, P., Liegmann, E., Geyer, T., and Kennel, R. (2020). Model predictive control of power electronic systems: Methods, results, and challenges. *IEEE Open Journal of Industry Applications*, 1, 95–114. doi:10.1109/OJIA.2020.3020184.
- Kim, J.H., Choi, J.W., and Sul, S.K. (2001). Novel rotor flux observer using observer characteristic function in complex vector space for field oriented induction motor drives. In *APEC 2001. Sixteenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (Cat. No.01CH37181)*, volume 1, 615–621 vol.1. doi:10.1109/APEC.2001.911711.
- Kuen, T.S., Shin, M.H., and Hyun, D.S. (2003). Speed sensorless stator flux-oriented control of induction motor in the field weakening region using luenberger observer. In *IEEE 34th Annual Conference on Power Electronics Specialist, 2003. PESC '03.*, volume 3, 1460–1464 vol.3. doi:10.1109/PESC.2003.1216802.
- Lascu, C., Boldea, I., and Blaabjerg, F. (2000). A modified direct torque control for induction motor sensorless drive. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 36(1), 122–130. doi:10.1109/28.821806.
- Lee, K.J., Park, B.G., Kim, R.Y., and Hyun, D.S. (2012). Robust predictive current controller based on a disturbance estimator in a three-phase grid-connected inverter. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 27(1), 276–283. doi:10.1109/TPEL.2011.2157706.
- Lu, Y. and Zhao, J. (2018). A sliding mode flux observer for predictive torque controlled induction motor drive. In *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, 3280–3285. doi:10.1109/CCDC.2018.8407690.
- Rodas, J., Martín, C., Arahál, M.R., Barrero, F., and Gregor, R. (2017). Influence of covariance-based methods in the performance of predictive controllers with rotor current estimation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(4), 2602–2607. doi:10.1109/TIE.2016.2636205.
- Rodríguez, J. and Cortes, P. (2012). *Predictive control of power converters and electrical drives*, volume 40. John Wiley & Sons.
- Wang, F., Li, S., Mei, X., Xie, W., Rodríguez, J., and Kennel, R.M. (2015). Model-based predictive direct control strategies for electrical drives: An experimental evaluation of ptc and pcc methods. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(3), 671–681. doi:10.1109/TII.2015.2423154.
- Wróbel, K., Serkies, P., and Szabat, K. (2019). Continuous and finite set model predictive control of induction motor drive. In *IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, volume 1, 963–968. doi:10.1109/IECON.2019.8927162.
- Xie, H., Wang, F., Zhang, W., Garcia, C., Rodríguez, J., and Kennel, R. (2020a). Predictive field oriented control based on mras current estimator for im drives. In *2020 IEEE 9th International Power Electronics and Motion Control Conference (IPEMC2020-ECCE Asia)*, 1029–1032. doi:10.1109/IPEMC-ECCEAsia48364.2020.9367976.
- Xie, H., Xun, Q., Tang, Y., Wang, F., Rodríguez, J., and Kennel, R. (2020b). Robust parallel predictive torque control with model reference adaptive estimator for im drives. In *2020 International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, volume 1, 1219–1224. doi:10.1109/ICEM49940.2020.9271013.
- Yan, L. and Wang, F. (2021). Observer-predictor-based predictive torque control of induction machine for robustness improvement. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 36(8), 9477–9486. doi:10.1109/TPEL.2021.3050825.
- Zhang, Y., Wang, X., Yang, H., Zhang, B., and Rodríguez, J. (2021). Robust predictive current control of induction motors based on linear extended state observer. *Chinese Journal of Electrical Engineering*, 7(1), 94–105. doi:10.23919/CJEE.2021.000009.