

Estimação do Conjugado Eletromagnético de Motores de Indução Trifásicos Utilizando Redes Neurais Adaline

Haeckel Van Der Linden Filho

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba
Campos João Pessoa – João Pessoa - PB
haeckel@gmail.com

Alexander Patrick Chaves de Sena

Universidade Federal da Paraíba – Centro de Tecnologia
Cidade Universitária – João Pessoa - PB
sandro.preto@gmail.com

Simplicio Arnaud da Silva

Universidade Federal da Paraíba – Centro de Tecnologia
Cidade Universitária – João Pessoa - PB
sarnauld@ct.ufpb.br

Isaac Soares de Freitas

Universidade Federal da Paraíba – Centro de Tecnologia
Cidade Universitária – João Pessoa - PB
isaac@ct.ufpb.br

Resumo: Esta pesquisa analisa a aplicação de Rede Neural Adaline funcionando como “notch filter” aplicada na estimação do fluxo estatórico para consequente obtenção do conjugado eletromagnético de Motores de Indução Trifásicos (MIT). O fluxo estatórico, que apresenta maior robustez frente a variações paramétricas, é estimado por meio do modelo de tensão da máquina aplicando-se um integrador neural adaptativo diretamente sobre a força contra eletromotriz, objetivando-se a eliminação de offsets presentes nas medições de tensão, corrente e suas integrais. Resultados simulados e experimentais são apresentados para validação da estratégia proposta, analisando-se a eficiência da estimação na presença de transitórios de carga e numa ampla faixa de operação da máquina. O algoritmo estimador empregado será apresentado, bem como o hardware implementado experimentalmente utilizando a plataforma DSP TMS320F28335 da Texas Instruments™.

Palavras-Chave: motor de indução, fluxo estatórico, conjugado eletromagnético, filtro Adaline.

Abstract: This search examines the application of Adaline neural network acting as a “notch filter” applied to estimate the stator flux to obtain the resulting electromagnetic torque of three phase induction motors (MIT). The stator flux, which is more robust against parametric variations, is estimated using the model of the machine voltage by applying an adaptive neural integrator directly over the counter electromotive force, aiming at the elimination of offsets present on voltage, current and their integrals. Simulated and experimental results are presented to validate the proposed strategy, analyzing the efficiency of the estimation in the presence of transient loading and a wide range of machine operation. The algorithm employed estimator will be presented, as well as the hardware platform implemented experimentally using DSP TMS320F28335 from Texas Instruments™.

Keywords: induction motor, stator flux, electromagnetic torque, Adaline filter.

1. Introdução

Atualmente, o estágio de desenvolvimento da tecnologia de acionamento dos motores de indução está consolidado, se tornando um desafio atual a proposição de soluções que possam reduzir o custo final do conjunto motor-conversor. Nesse sentido, é observada uma forte tendência na investigação de várias propostas de controle que reduzem o número de sensores eletromecânicos por meio do desenvolvimento de diversas técnicas para estimação de variáveis e parâmetros.

Para a estimação do fluxo estatórico utilizando o modelo de tensão da máquina, faz-se necessário apenas o conhecimento das correntes e tensões estatóricas, bem como da resistência estatórica, o que teoricamente proporciona uma maior simplicidade para implementações práticas (GOUVÊA, 2005). Porém, alguns problemas de natureza prática podem prejudicar a eficiência do método tornando-se necessário o estudo de técnicas para compensar o desvio entre o fluxo estimado e o fluxo real. Os maiores problemas relacionados aos métodos que utilizam um integrador puro no processo de estimação de fluxo, são chamados de *drift* e *offset*. O *offset* pode aparecer no sinal de saída do integrador dependendo das condições iniciais do sinal de entrada (HU e WU, 1998). O *drift* é um problema clássico de acúmulo de *offset*, causado pelo integrador.

Esta pesquisa utiliza filtros neurais adaptativos Adaline como “notch filter”, aplicados antes e após um integrador puro, servindo para remoção dos sinais contínuos que aparecem no processo de estimação do fluxo em tempo real conforme (CIR-RINCIONE et. al., 2004). A motivação e a relevância desta pesquisa se baseiam na apresentação de um método de estimação do fluxo estatórico para determinação do conjugado eletromagnético, que proporcione simplicidade na concepção e considerável robustez quanto às variações paramétricas, visando inovações no controle da máquina, na avaliação da eficiência energética e do conjugado de carga e na predição de falhas no motor e no mecanismo acoplado.

Nomenclatura

C_e = conjugado eletromagnético, N.m

N.m

C_{mec} = conjugado resistente ou de carga,

P = número de pares de pólos

R_s = resistência estatórica, Ω

R_r = resistência rotórica, Ω

l_s = indutância cíclica estatórica, H

l_r = indutância cíclica rotórica, H

l_m = indutância cíclica mútua, H

ω_g = frequência de rotação do referencial arbitrário, rad/s

ω_r = frequência de rotação do rotor, rad/s

$\mathbf{v}_s^g = v_d^g + j v_q^g$ = vetor tensão estatórica

$\mathbf{i}_s^g = i_d^g + j i_q^g$ = vetor corrente estatórica

$\mathbf{i}_r^g = i_d^g + j i_q^g$ = vetor corrente rotórica

$\mathbf{\Psi}_s^g = \lambda_d^g + j \lambda_q^g$ = vetor fluxo estatórico

$\mathbf{\Psi}_r^g = \lambda_d^g + j \lambda_q^g$ = vetor fluxo rotórico

2. Modelo da máquina de indução

Uma máquina assíncrona, simétrica, livre de saturação e com distribuição senoidal de fluxo, pode ser representada por um modelo vetorial em um referencial genérico:

$$\mathbf{v}_s^g = R_s \mathbf{i}_s^g + \frac{d\mathbf{\Psi}_s^g}{dt} + j \omega_g \mathbf{\Psi}_s^g \quad (1)$$

$$0 = R_r \mathbf{i}_r^g + \frac{d\mathbf{\Psi}_r^g}{dt} + j(\omega_g - \omega_r) \mathbf{\Psi}_r^g \quad (2)$$

$$\mathbf{\Psi}_s^g = l_s \mathbf{i}_s^g + l_m \mathbf{i}_r^g \quad (3)$$

$$\mathbf{\Psi}_r^g = l_r \mathbf{i}_r^g + l_m \mathbf{i}_s^g \quad (4)$$

$$c_e = P(i_q^g \lambda_d^g - i_d^g \lambda_q^g) \quad (5)$$

A estratégia utilizada para estimar o conjugado baseada na síntese do fluxo estatórico por meio da Eq. (1) é atrativa por ser a resistência estatórica, geralmente, pouco variável com as condições de funcionamento da máquina, sendo considerada constante neste trabalho.

Nesta estratégia, o fluxo estatórico é calculado por meio da integração da força contra eletromotriz, que é a tensão medida nos terminais da máquina subtraída da queda de tensão na resistência do estator. O fluxo estimado é utilizado, juntamente com a medição das correntes estatóricas para estimar o conjugado eletromagnético.

A tarefa a partir de Eq. (1) se torna mais simples, caso seja adotado um sistema de referência fixo no estator, o que implica na frequência de rotação do referencial arbitrário (ω_g) igual a zero, proporcionando uma estimação independente da medição da velocidade de rotação. Neste caso, a Eq. (1) pode ser reescrita na forma integral, em termos de suas componentes:

$$\lambda_{d1}^s = \int (v_{d1}^s - R_s i_{d1}^s) dt \quad (6)$$

$$\lambda_{q1}^s = \int (v_{q1}^s - R_s i_{q1}^s) dt \quad (7)$$

O vetor da força contra eletromotriz é representado por:

$$\mathbf{u}_s^s = \mathbf{v}_s^s - R_s \mathbf{i}_s^s \quad (8)$$

3. Problemas relacionados à integração do modelo

Apesar da aparente facilidade para a obtenção do fluxo de estator a partir das equações (6-7), uma vez que a corrente e a tensão do estator são variáveis disponíveis nos terminais da máquina, além da relativa facilidade para a obtenção da resistência do estator, alguns fatores podem contribuir para o insucesso desta estimação (GOUVÊA, 2005). De uma forma geral, estes problemas trazem como consequência o deslocamento do referencial do vetor fluxo estimado em relação à referência do vetor fluxo real da máquina, funcionando como um *fluxo de offset*, o qual equivale ao erro cometido pelo estimador.

Basicamente, os problemas mais relevantes da estimação do fluxo por meio da medição das tensões e correntes da máquina estão presentes na própria medição destas variáveis e na integração do sinal. As condições iniciais ideais não ocorrem com frequência nos sistemas reais, os quais não podem depender de condições previsíveis e específicas de funcionamento. Quando o sinal senoidal medido (tensão ou corrente) é aplicado fora do seu pico positivo ou negativo no momento do início do processo de integração, um *offset* aparecerá somado ao sinal de saída do integrador. Este *offset* representa um nível de fluxo constante que não existe durante a operação normal da máquina, também podendo ser gerado quando ocorre uma variação muito brusca (degrau) no sinal de entrada (FLEURY, 2007; SEVERINO, 2005).

O *drift* é ocasionado pela presença de um nível de corrente contínua contido no sinal a ser integrado, podendo levar o integrador à saturação.

Na Fig. (1) são apresentados os resultados obtidos por simulação que caracteriza os problemas relatados. Na Fig. (1.a) é ilustrada a força contra eletromotriz a ser integrada em termos de suas componentes *dq* na presença de níveis de corrente contínua, na Fig. (1.b) são ilustrados os sinais integrados utilizando integradores puros, observando-se a presença do *drift* e do *offset* e na Fig. (1.c) são ilustrados os sinais integrados sem a presença dos problemas relacionados a integração do modelo. Estes resultados foram obtidos utilizando o Simulink™ com frequência de acionamento de 50Hz.

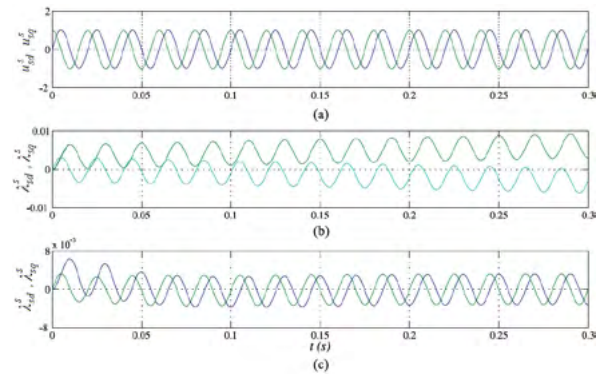


Figura 1. Simulação para caracterização dos problemas relacionados à integração do modelo: a) Componentes das forças contra eletromotriz b) Fluxos obtidos a partir do integrador puro, c) Fluxos obtidos retirando-se o *drift* e o *offset*.

4. Filtros neurais adaptativos adaline

Na literatura acerca das redes neurais o termo ADALINE é algumas vezes substituído por neurônios adaptativos. Este estudo enfoca-se na análise do filtro neural adaptativo ADALINE empregado como filtro cancelador de ruídos, utilizando o algoritmo least-mean-square (LMS), conforme descrito em (WIDROW e WALACH, 2008). Objetivo do processo na Adaline é que, dado um conjunto de padrões e de saídas desejadas, a rede deve encontrar o conjunto de pesos ótimos w_i que minimiza o valor quadrático médio do erro. O principal componente da maioria dos sistemas neurais adaptativos é o combinador adaptativo linear apresentado em blocos na Fig. (2).

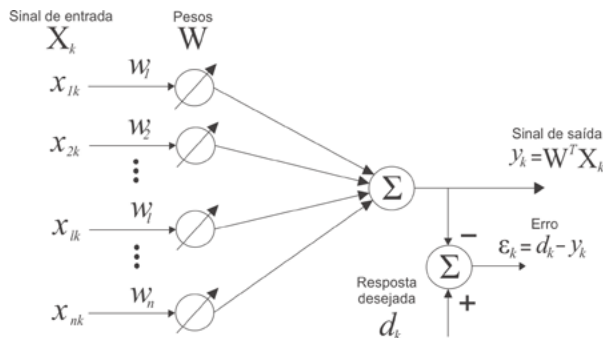


Figura 2. Diagrama em blocos de um combinador adaptativo linear adaptado de WIDROW e WALACH (2008 p. 61).

Os “n” dados da entrada são multiplicados por seu peso correspondente e somado para formar o sinal de saída “ y_k ”. As entradas devem ocorrer simultaneamente e discretamente no tempo.

Considerando que os valores dos pesos não sofrem variação. O sinal na saída “ y_k ” será representado pela seguinte expressão:

$$y_k = \sum_{l=1}^n w_l x_{lk} = W^T X_k = X_k^T W \quad (9)$$

Onde:

$$X_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{ik}, \dots, x_{nk}]^T$$

$$W^T = [w_1, w_2, \dots, w_l, \dots, w_n]$$

Assumindo que os sinais de entrada X_k e a resposta desejada são processos estocásticos estacionários. Denominando o sinal desejado de “ d_k ”, o erro “ ϵ_k ” é dado por:

$$\epsilon_k = d_k - y_k = d_k - W^T X_k = d_k - X_k^T W \quad (10)$$

Elevando o erro ao quadrado tem-se:

$$\epsilon_k^2 = d_k^2 - 2d_k W^T X_k + W^T X_k X_k^T W \quad (11)$$

O erro quadrático médio MSE (“*mean square error*”), do valor esperado de ϵ_k é:

$$MSE = E[\epsilon_k^2] = E[d_k^2] - 2P^T W + W^T R \quad (12)$$

Onde:

$$P = E[d_k X_k^T] \text{ e } R = E[X_k X_k^T]$$

O algoritmo LMS é simples de implementar e no entanto muito efetivo em relação à sua aplicação como filtro adaptativo.

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu \epsilon_k X_k = W_k + \mu(-\nabla_k) \quad (13)$$

Onde “ μ ” é a “taxa de aprendizado”. A taxa de aprendizado tem uma grande influencia no desempenho do processo de aprendizado da rede neural, uma taxa muito baixa torna o aprendizado muito lento, enquanto uma taxa muito alta provoca oscilações e impede a convergência do processo de aprendizagem. “ ∇_k ” é o valor do gradiente de estimação em um ponto na superfície do MSE correspondendo a $W = W_k$.

Um novo gradiente de estimação é obtido em cada nova amostragem de dados, consequentemente uma interação adaptativa é efetivada em cada aquisição de dados na entrada.

O gradiente é obtido em um sistema de processamento prático sem a necessidade de utilizar algoritmos matemáticos complexos.

Os fatores que contribuem para a convergência do algoritmo LMS são o vetor de entrada X_k , e a taxa de aprendizado “ μ ”. Ou seja, para uma dada entrada X_k é necessário ter cuidado na escolha da taxa de aprendizado para que o algoritmo seja convergente.

Na Fig. (3) está ilustrado em blocos o filtro neural adaptativo ADALINE utilizado como cancelador de ruídos.

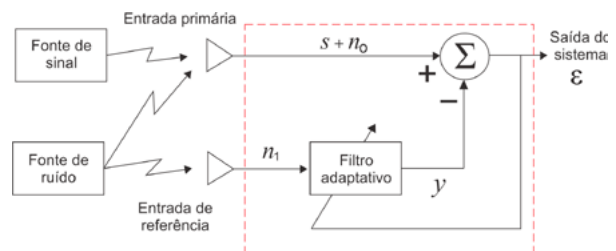


Figura 3. Diagrama em blocos do filtro adaptativo cancelador de ruídos adaptado de WIDROW & WALACH (2008, p. 78).

A entrada primaria contém o sinal desejado “ s ” e um ruído aditivo “ n_0 ”, vale salientar que o ruído aditivo “ n_0 ” não pode ser correlacionado com “ s ”. Um ruído de referencia “ n_1 ” deve estar disponível, o qual necessariamente tem que ser

correlacionado com o ruído aditivo original “ n_0 ”. O filtro neural adaptativo recebe o ruído de referência “ n_1 ”, o qual é filtrado e em seguida subtraído do sinal da entrada primaria ($s+n_0$) resultando na saída:

$$\varepsilon = s + n_0 - n_1 \quad (14)$$

Do ponto de vista do filtro neural adaptativo, a entrada primaria ($s+n_0$) atua como sinal desejado “ d_k ”, e a saída do sistema, que é o sinal filtrado, atua como o erro “ ε ”. Diferentemente dos filtros convencionais, o sinal da entrada primaria ($s+n_0$) não é filtrado e o cancelamento do ruído na saída é obtido pela subtração de “ y ” do sinal da entrada primaria ($s+n_0$).

Não é necessário nenhum conhecimento anterior do sinal “ s ” ou dos ruídos “ n_0 ” e “ n_1 ” para que o filtro neural possa se adaptar e produzir o sinal cancelador de ruído “ y ”. A única exigência para garantir o cancelamento do ruído é que “ n_1 ” seja correlacionado com “ n_0 ” e que “ s ” não seja de forma alguma correlacionado com “ n_1 ” e nem com “ n_0 ”.

O ruído “ n_1 ” é filtrado para produzir uma saída “ y ” que é uma replica quase perfeita do ruído aditivo “ n_0 ”. A saída “ y ” é subtraída da entrada primaria ($s+n_0$) para produzir a saída do sistema, que é igual ao sinal filtrado. O algoritmo LMS é processado pelo neurônio com intuito de minimizar o MSE na saída. Nota-se que quando o MSE minimiza, $E[\varepsilon^2]$ se aproxima de “ $E[s^2]$ ” e o termo “ $E[(n_0 - y)^2]$ ” se aproxima de zero. Por consequência “ ε ” tenderá a “ s ” quando o MSE for mínimo.

O interesse de se utilizar o filtro neural adaptativo nesta pesquisa é eliminar componentes contínuas que aparecem nos sinais a serem processados, como por exemplo, na saída de integradores devido às condições iniciais, ou seja, deseja-se utilizar o filtro neural adaptativo como “notch filter” em zero Hz. Uma rede neural como apresentado na Fig. (2) com apenas um neurônio e um único bias como peso sináptico, e cuja entrada é uma constante, por exemplo -1, tem habilidade para remover além de um nível contínuo constante, extraindo também um nível contínuo que varie lentamente. A regra de aprendizagem é dada por:

$$y(k+1) = y(k) + 2\mu \varepsilon_k \quad (15)$$

Onde:

μ = taxa de aprendizagem;

$y(k)$ = saída do filtro no instante atual;

$y(k+1)$ = saída do filtro no instante seguinte;

ε_k = O erro, neste caso é o sinal filtrado = ($d_k - y_k$);

$d_k = (s+n_0)$;

k = instante atual.

Para remoção dos níveis contínuos que aparecem na estimação do fluxo estatórico em tempo real, esta pesquisa utiliza dois filtros neurais adaptativos Adaline, aplicados antes e após o integrador puro. O digrama em blocos do integrador baseado no filtro Adaline pode ser visto na Fig. (4).

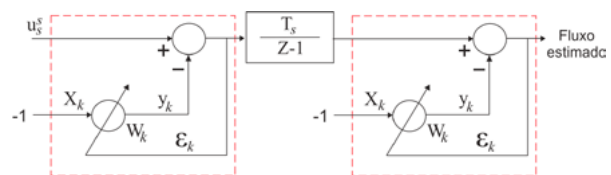


Figura 4. Diagrama em blocos do integrador baseado em filtro neural adaptado de CIRRINCIONE et. al., (2004, p. 27).

5. Resultados

5.1. Resultados de simulação

Para validar o método de estimação, foi realizada a simulação de um motor em operação, a fim de se observar o funcionamento dinâmico e averiguar possíveis erros e/ou elementos desconsiderados, aperfeiçoando o algoritmo antes de serem realizados testes práticos em bancada experimental. A simulação foi realizada em ambiente C/C++ e as curvas dos resultados obtidos foram traçadas utilizando Matlab™.

Na Fig. (5) é apresentada a comparação entre o fluxo d real e estimado com alimentação PWM e velocidade de rotação de 30Hz, com entrada de carga de 4 N.m após 6 segundos de simulação. Na Fig. (5.a) está ilustrado o fluxo calculado por meio do modelo da máquina e na Fig. (5.b) o fluxo estimado. Na Fig. (5.c) é apresentada a diferença entre o fluxo calculado e estimado.

Na Fig. (6) é apresentado o comportamento do conjugado eletromagnético calculado e estimado para o mesmo ensaio da Fig. (5), onde é observado que há um acompanhamento da curva calculada pela estimada. Na Fig. (6.a) está ilustrado o conjugado calculado por meio do modelo da máquina e na Fig. (6.b) o conjugado estimado. O erro entre o conjugado calculado e estimado neste ensaio foi de 0.0145N.m.

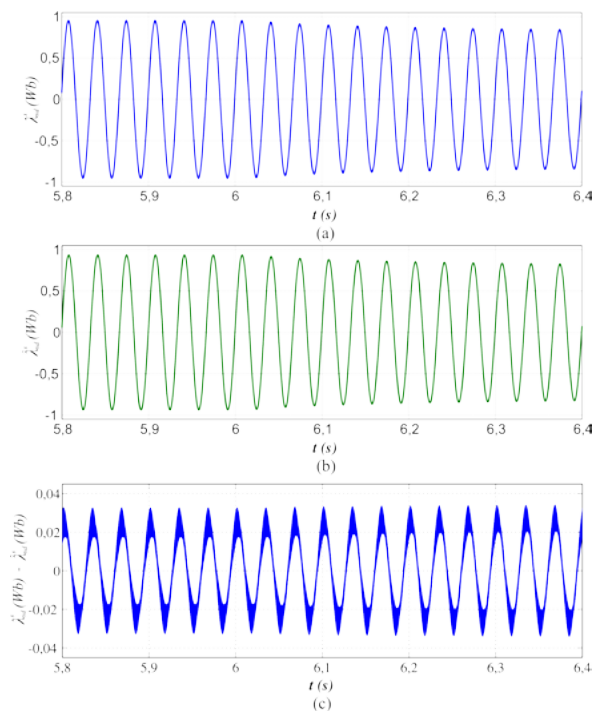


Figura 5. Fluxo d simulado: a) fluxo calculado b) fluxo estimado c) diferença entre o fluxo calculado e estimado.

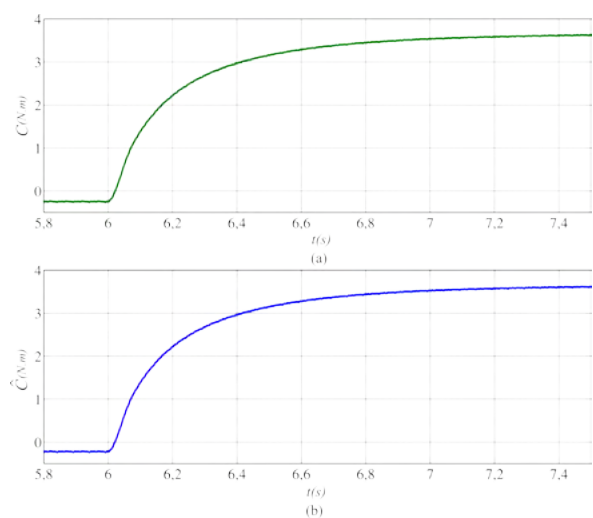


Figura 6. Conjugado calculado e estimado simulados com alimentação senoidal (30Hz).

Na Fig. (7) é apresentado o ensaio com alimentação PWM e velocidade de rotação de 1Hz, com entrada de carga de 0,5 N.m após 6 segundos de simulação. Na Fig. (7.a) está ilustrado o fluxo d calculado e estimado e na Fig. (7.b) o fluxo q calculado e estimado. Observa-se é imperceptível a diferença entre as curvas dos fluxos calculados e estimados, comprovando a eficiência do método. Na Fig. (7.c) é apresentado o comportamento do conjugado eletromagnético calculado e estimado, onde é observado que há um acompanhamento da curva calculada pela estimada mesmo em regime transiente.

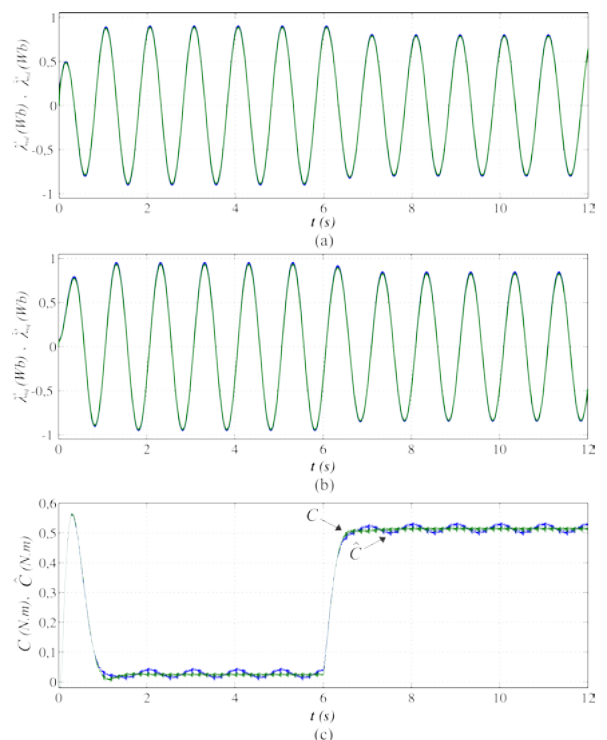


Figura 7. Simulação da estimação com velocidade de rotação de 1Hz: a) fluxos d b) fluxos q c) conjugados.

5.2. Resultados experimentais

O estimador neural foi implementado no Processador Digital de Sinais (DSP) TMS320F28335 da Texas Instruments®, em linguagem C/C++ utilizando programação com ponto flutuante.

Para se obter determinados valores de carga, o motor foi acoplado a um freio a disco por corrente de Foucault disponibilizado por kit da WEG™. Uma célula de carga foi acoplada para medir o esforço no braço do freio, a fim de se

calcular o conjugado de carga da máquina, para posterior comparação com conjugado eletromagnético estimado. Na Fig. (8) está esquematizada a estrutura do hardware utilizado.

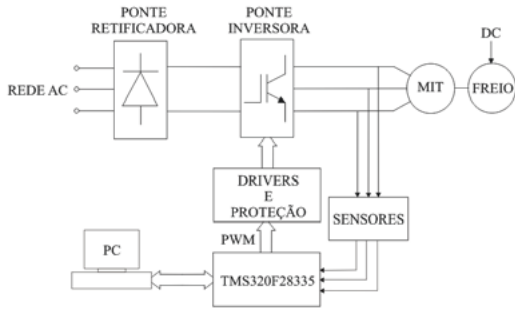


Figura 8. Diagrama esquemático do hardware da bancada experimental.

Inicialmente o experimento foi realizado com alimentação senoidal 380V/60Hz em duas etapas: na primeira o motor é acionado em vazio para avaliar a diferença entre o conjugado medido na célula de carga e o conjugado estimado, considerando-se esta diferença como o valor das perdas do conjunto motor-freio; na segunda etapa, o motor é acionado com carga de aproximadamente 6,13N.m (conjugado nominal) imposta pelo freio de Foucault, aplicando-se a máquina uma corrente de 2,56A. Na Fig. (9.a) são apresentadas as curvas do fluxo estatórico nos eixos d e q , e as curvas dos conjugados medido e estimado são apresentadas na Fig. (9.b) para o ensaio em vazio.

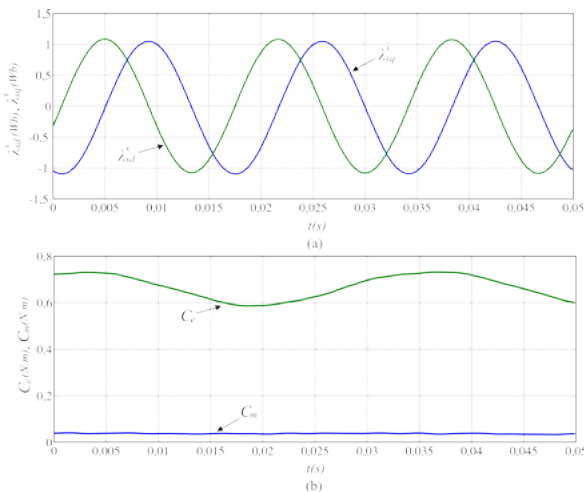


Figura 9. Motor em vazio e alimentação senoidal (60Hz): a) Fluxos, b) Conjugados.

Na Fig. (10.a) são apresentadas as curvas do fluxo estatórico nos eixos d e q para o ensaio com carga, e as curvas dos conjugados medido e estimado são apresentadas na Fig. (10.b).

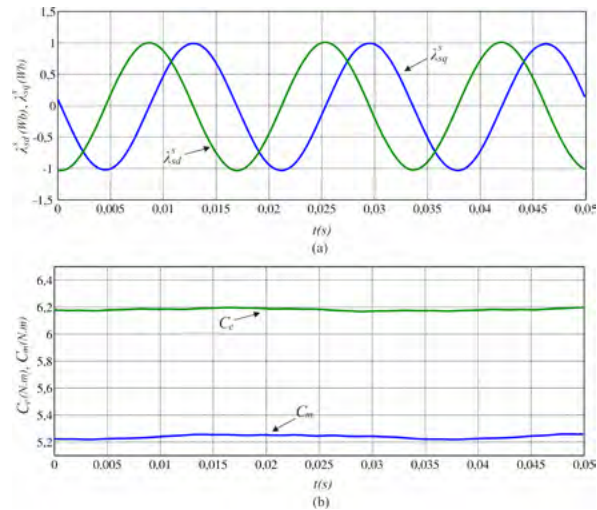


Figura 10. Motor com carga e alimentação senoidal (60Hz): a) Fluxos, b) Conjugados.

A diferença entre o conjugado eletromagnético estimado e o conjugado de carga medido no braço do freio é em torno de 0,6329 N.m, este valor representa a estimativa das perdas no motor e no acoplamento do freio, e está coerente com o valor das perdas calculadas pelo método de COGO (1990), que apresenta um valor de 0,63238 N.m. O ensaio com carga apresentou um valor para o conjugado eletromagnético de 6,18N.m, que é coerente com o conjugado nominal do motor.

Na Fig. (11) são apresentadas as curvas de fluxo estatórico nos eixos d e q para o ensaio com alimentação PWM e velocidade de rotação de 60Hz.

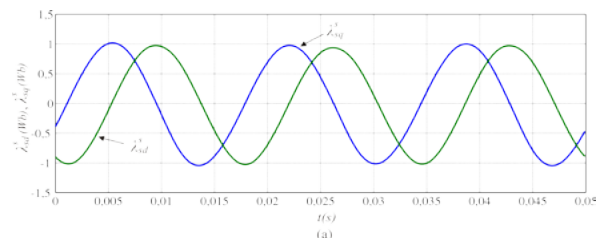


Figura 11. Fluxos do motor em vazio e alimentação PWM (60Hz).

Na Fig. (12) são apresentadas as curvas de fluxo estatórico nos eixos d e q para o ensaio em baixa rotação, para avaliar experimentalmen-

te a adaptação do estimador. No ensaio em baixa rotação a máquina foi acionada com 1Hz (PWM).

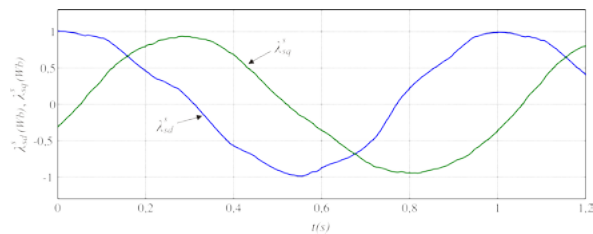


Figura 12. Fluxos do motor em vazio e alimentação PWM (1Hz).

6. Conclusões

Neste artigo, o desempenho dos filtros neurais Adaline aplicados para a estimação do fluxo estatórico e a consequente determinação do conjugado eletromagnético foi avaliado em malha aberta com o motor sendo alimentado por tensões senoidais e PWM, operando em alta e baixa velocidade de rotação. Os ensaios simulados e experimentais garantiram uma grande velocidade de convergência e baixo erro na estimação dos fluxos, tanto para baixas quanto para altas rotações. O método é capaz de se adaptar às variações da máquina, sendo bastante robusto. Observou-se que os filtros Adaline são bastante confiáveis e de simples implementação, são pouco densos, ocupando relativamente pouco espaço de memória. Estes filtros teoricamente são eficientes para eliminar níveis de corrente contínua em qualquer frequência acima de zero Hz.

A diferença entre o conjugado de carga medido e o conjugado eletromagnético estimado nos resultados experimentais, apresentou para o motor utilizado, valores sempre próximos, representando bons resultados do método proposto.

7. Referências

CIRRINCIONE, M.; PUCCI, M.; CIRRINCIONE, G.; CAPOLINO, G. “A New Adaptive Integration Methodology for Estimating Flux in Induction Machine Drives”. 2004. In: *IEEE transactions on power electronics*, volume 19, numero 1, pp. 25-34.

COGO, J. R. “Relatório Técnico Final Referente à Avaliação do Desempenho dos Motores Elétricos Trifásicos”. 1990. Convênio EFEI/FUPAI/ Eletrobrás/CEMIG/ PROCEL, 1990.

GOUVÊA, M. R. “Controle Neurofuzzy de Motor de Indução com Estimação de Parâmetros e Fluxo de Estator”. 2005. Tese de doutorado em Engenharia Elétrica. Universidade Federal de Minas Gerais, UFMG.

HU, J., WU, B. “New Integration Algorithms for Estimating Motor Flux Over a Wide Speed Range”. 1998. *IEEE Transactions on Power Electronics*, Volume: 13, Issue: 5, Sept. 1998, pages: 969-977.

FLEURY, A. W. “Estudo Comparativo de Técnica de Estimativa do Fluxo Estatórico de MIT”. 2007. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica. Universidade Federal de Uberlândia, UFU.

SEVERINO, P. B. “Um Estudo de Estimativa de Fluxo e Conjugado em Motores de Indução Trifásicos – implementação utilizando DSP”. 2005. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica. Universidade Federal de Uberlândia, UFU.

WIDROW, B., WALACH, E. “Adaptive Inverse Control A Signal Processing Approach”. 2008. Reissue Edition, Hoboken, New Jersey USA, John Wiley & Sons, Inc.