

ESTIMADOR DE VELOCIDADE SENSORLESS PARA MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS USANDO LÓGICA FUZZY

CRISTIANO MINOTTI*, IVAN N. SILVA*, SÉRGIO FERREIRA DA SILVA*, ALESSANDRO GOEDEL†

*Laboratório de Automação Inteligente de Processos e Sistemas, Departamento de Engenharia Elétrica, Escola de Engenharia de São Carlos (USP)

Av. Trabalhador São-carlense, 400, Centro, CEP 13566-590, São Carlos - SP

†Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)

Av. Alberto Carazzi, 1640, CEP 86300-000, Cornélio Procopio - PR

{cminotti, insilva, ferreira}@sel.eesc.usp.br, agoedel@utfpr.edu.br

Abstract— The use of sensorless technologies is an increasing tendency on industrial drives for electrical machines. The estimation of electrical and mechanical parameters involved with the electrical machine control is used very frequently in order to avoid measurement of all variables involved in this process. The cost reduction may also be considered in industrial drives, besides the increasing robustness of the system, as an advantage of the use of sensorless technologies. This work proposes the use of fuzzy logic to estimate the speed in three-phase induction motors. Simulation results are presented to validate the proposed approach.

Keywords— Three-phase induction motor, fuzzy systems, sensorless speed estimator, fuzzy inference system.

Resumo— O uso de tecnologia sensorless é uma tendência crescente para drives industriais aplicados em máquinas elétricas. A estimação dos parâmetros elétricos e mecânicos envolvidos com o controle da máquina elétrica são utilizados frequentemente para se evitar medir todas as variáveis envolvidas no processo. A redução de custo em drives industriais, além do incremento da robustez do sistema, é uma das vantagens do uso de técnicas sensorless. Este trabalho propõe o uso de lógica fuzzy para estimar a velocidade de rotação de motores de indução trifásicos. Estão presentes resultados de simulações computacionais para validação da abordagem apresentada.

Palavras-chave— Motor de indução trifásico, sistemas fuzzy, estimadores de velocidade *sensorless*, sistema de inferência fuzzy.

1 Introdução

O Motor de Indução Trifásico (MIT) tem amplo uso no setor industrial mundial. Devido ao fato de serem de construção simples, robustos e terem alta confiabilidade, são altamente empregados no setor produtivo. Estima-se que no Brasil, os motores elétricos instalados nas plantas industriais são responsáveis por 49% do total destinado ao setor fabril (Soares et al, 2000). Nos EUA, estima-se que mais de 66% da energia gerada é consumida por sistemas de acionamentos de máquinas elétricas (Lu et al, 2006).

Porém, o MIT é extremamente dispendioso em termos energéticos quando mal-dimensionado para uma dada aplicação.

Em alguns casos, o procedimento de escolha de um motor se baseia na experiência prévia do projetista, seguida de uma rotina de verificação. Se o motor escolhido, quando ligado ao processo, apresentar medidas de corrente acima da nominal e velocidade abaixo da nominal admissível, fica claro que a escolha deste motor tornou-se imprópria (Goedel, 2003). Quando corretamente dimensionado, o motor trabalha em velocidade de operação próxima da velocidade síncrona do campo girante para seu número de par de pólos, descontado o fator de escorregamento nominal.

Partindo-se de sua análise matemática, é possível demonstrar que o MIT trabalhando fora de sua faixa

nominal apresenta baixo fator de potência e queda de rendimento (Bose, 1987).

Assim, conforme exposto anteriormente, conclui-se que a medida de velocidade da máquina, além de imprescindível para o seu dimensionamento adequado em aplicações de controle, faz-se necessário conhecer esta informação para que a malha de controle seja fechada em servo-sistemas (Vas, 1998), sendo a mesma fundamental para a concepção destes dispositivos.

Além disso, para que o estimador seja aplicado em um ambiente industrial satisfatoriamente, este deve ter a capacidade de lidar com as variações de tensão inerentes a esta circunstância. Assim, conforme a norma NBR 7094 (2003), esta pode variar em um intervalo de $\pm 10\%$. Deste modo, a faixa abordada pelo dispositivo está compreendida entre 198 a 242V RMS. Esta consideração é importante, pois o conjugado entregue à carga pela máquina tem uma relação quadrática com a tensão de alimentação (Bose, 1987).

1.1 Medida de Velocidade e Estimadores

A velocidade pode ser medida diretamente no eixo da máquina através de encoders ópticos, resolvers eletromagnéticos, ou por tacogeradores *D.C. brushless*. Porém, o uso destes dispositivos eletromecânicos apresentam algumas limitações em sua aplicação, como o aumento do custo global do servo-sistema, redução da robustez mecânica e queda

da imunidade a ruídos eletromagnéticos, requerendo atenção especial em ambientes hostis (Vas, 1998).

Especialmente em métodos com uso de encoders, o valor de velocidade é dado pela taxa de deslocamento angular por unidade de tempo. Tal deslocamento é obtido pela contagem do número de pulsos gerados pelo encoder. Este método tem desvantagens acentuadas em regimes de baixa rotação da máquina, pois a frequência de contagem de pulsos cai, bem como a de amostragem, resultando em queda de desempenho e instabilidades no sistema (Ohmae et al., 1982).

Os métodos convencionais de estimação de velocidade são baseados em resolução de sistemas de equações. É possível calcular a velocidade usando o conjunto de equações diferenciais da máquina, requerendo parâmetros de tensão e corrente desta. Outros parâmetros a considerar são indutâncias, resistências e os parâmetros mecânicos da máquina.

O uso da tecnologia *sensorless* é uma tendência crescente no controle do MIT. Os métodos de controle convencionais, como medida direta de torque e de velocidade da máquina têm várias desvantagens, além do custo envolvido (Goedel, 2006).

1.2 Método do Filtro de Kalman

A diferença entre a posição atual de rotor e a posição prévia estimada é usada pelo método do filtro de Kalman para determinação da variável de estado do sistema estimador. A variável de entrada é o torque de referência. O sistema mecânico da máquina é usado como modelo, tendo como parâmetros o momento de inércia e o atrito viscoso.

Entretanto, os valores da matriz de covariância são de difícil determinação, sendo para isso usado o método de “tentativa e erro”, ou seja, empírico. Estes valores devem ser levados em conta quando substituído o motor por outro, devido à inevitável variação de parâmetros, provocando um distúrbio no estimador inerente ao método (Kim e Sul, 1996).

1.3 Método do Estimador Fuzzy

Para que se utilize o sistema com lógica *fuzzy* é necessário que a modelagem das funções de pertinência represente o mais fidedignamente o comportamento do processo. Assim, é necessário o conhecimento especialista do sistema que está sendo tratado, sendo esta a dificuldade análoga da sintonia da matriz de covariância do método do filtro de Kalman, que é neste último absolutamente empírico, conforme mencionado. Porém, ao contrário do filtro de Kalman, onde não há uma sistematização de como traçar estes parâmetros, para um sistema *fuzzy* é possível, de posse do conhecimento especialista do sistema, assim fazê-lo. Além disso, há ferramentas computacionais extremamente dedicadas, como o ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), contido no ambiente MATLAB/SIMULINK, que possuem a capacidade de sintonizar estas funções de

pertinência em sua forma mais otimizada possível. Além disso, há trabalhos que usam esquemas de sintonia dinâmica das funções de pertinência (Tan et al; 2003) e que não usam ferramentas como a acima aludida. De modo a validar a eficiência da utilização de sistemas *fuzzy* para o uso em estimadores, em Yusivar et al. (1999) há uma demonstração desta capacidade, onde os autores usam um encoder de baixa resolução para realização desta tarefa ao invés de *sensorless*.

1.4 O Estimador de Velocidade Fuzzy

Sistemas *fuzzy* são baseados em regras lingüísticas (Zadeh, 1973; Pedricz, 1993) e na teoria dos conjuntos *fuzzy*, onde o raciocínio é executado de forma aproximada. Destacam-se as seguintes características: i) expressam imprecisões e incertezas; ii) capacidade de aproximar sistemas não-lineares complexos; iii) são extremamente robustos e não são vulneráveis à variações paramétricas do sistema. Outra característica vantajosa na aplicação dos sistemas *fuzzy* consiste no seu tempo de execução rápido, em virtude do baixo esforço computacional.

Para tanto, os dados do MIT usados para simulação computacional estão denotados conforme a Tabela 1.

Tabela 1. Parâmetros da máquina de indução usada para simulação.

Potência Nominal	$P_n = 1 \text{ cv}$
Tensão Nominal de Linha	$V_L = 220 \text{ V}$
Número de Pares de Pólos	$Z_p = 2$
Resistência de Estator	$R_S = 7,32 \Omega$
Resistência de Rotor	$R_R = 2,78 \Omega$
Indutância de Estator	$L_S = 8,95 \cdot 10^{-3} \text{ H}$
Indutância de Rotor	$L_R = 5,44 \cdot 10^{-3} \text{ H}$
Indutância Mútua	$M_S = 0,2034 \text{ H}$
Conjugado Nominal	$T = 4,1 \text{ Nm}$
Momento de Inércia do Rotor	$J = 2,71 \cdot 10^{-3} \text{ kg.m}^2$
Coefficiente de Atrito Viscoso	$B = 2,75 \cdot 10^{-4} \text{ Nm.s/rad}$

O estimador de velocidade *fuzzy* proposto aqui será utilizado para se efetuar a análise de seu desempenho frente aos tipos de cargas que são comumente encontradas no setor industrial (Dias e Lobosco, 1988), sendo estas: carga linear, constante, quadrática e inversa.

2 Aspectos do Estimador Fuzzy

Aborda-se aqui a composição detalhada do estimador de velocidade *fuzzy*. Esquemáticamente, este sistema pode ser descrito conforme a Figura 1.

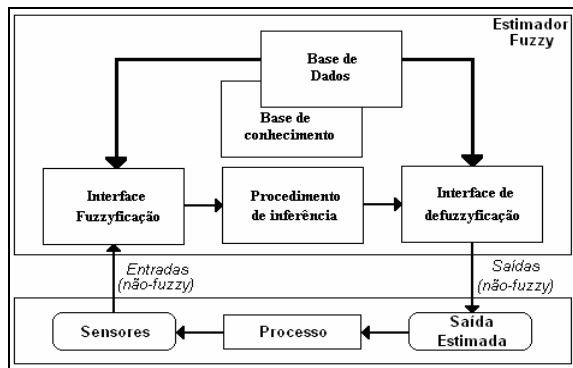


Figura 1. Esquemática gráfica do estimador de velocidade com uso de lógica fuzzy.

Em seguida, há uma descrição sucinta dos blocos deste sistema:

- **Sensores:** são adotados apenas sensores de tensão e corrente da máquina, sendo que estas variáveis então terão seus valores amostrados na conversão analógico-digital (A/D);
- **Interface de fuzzyficação:** toma os valores das variáveis de entrada, faz-se então o escalamento para condicionar os valores a universos de discursos apropriados, transformando números em conjuntos fuzzy, de modo que possam se tornar instâncias de variáveis lingüísticas;
- **Base de conhecimento:** Consiste em uma base de regras, caracterizando a estratégia de estimação e controle, bem como suas metas;
- **Base de dados:** Armazena definições necessárias sobre discretizações dos universos de discursos, definições das funções de pertinência, etc;
- **Procedimento de inferência:** Processa os dados fuzzy de entrada, junto com as regras, de modo a inferir as ações de saída fuzzy, aplicando o operador de implicação fuzzy e as respectivas regras;
- **Interface de defuzzyficação:** transforma as ações de saída fuzzy em ações/respostas não fuzzy.

Na figura 2, tem-se as entradas do sistema.

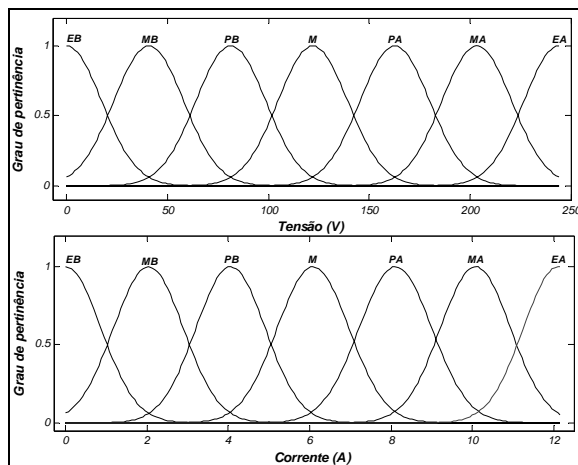


Figura 2. Funções de pertinência relativas às variáveis de entrada do sistema: Tensão e Corrente.

As funções de pertinência relativas às entradas do sistema, em número de sete cada, têm a forma gaussiana, com qual houve o menor erro de estimação em função das cargas. Os universos de discursos das variáveis de entrada foram definidos em torno das amplitudes mínimas e máximas das mesmas.

A tensão tem seu valor compreendido entre 0 a 242V (tensão RMS de linha, com até +10% de tensão nominal). Já a corrente foi ajustada entre 0 a 12,5A RMS, englobando o pico de corrente de partida da máquina.

As variáveis lingüísticas da Figura 2 têm como acrônimos os seguintes termos: *EB* (Extra Baixa); *MB* (Muito Baixa); *PB* (Pouco Baixa); *M* (Média); *PA* (Pouco Alta); *MA* (Muito Alta); *EA* (Extra Alta).

O formato das regras do estimador fuzzy (antecedente – consequente) é representado a seguir:

R1: Se (tensão é *EB*) e (corrente é *EB*),

Então (velocidade é P1);

(...)

R49: Se (tensão é *EA*) e (corrente é *EA*),

Então (velocidade é P49).

Em tais regras, P1 a P49 representam cada um dos 49 polinômios que compõem as funções de saída do sistema estimador.

O processo de inferência usado é o de Takagi-Sugeno (Tsoukalas e Uhrig, 1997; Gomide, 2007), que consiste em se obter todas as contribuições individuais Y_i advindas de cada uma das regras ativadas.

Neste tipo de inferência, ao invés de resultar em regiões geométricas para definir consequentes das regras como no processo de inferência de Mamdani, são usados polinômios. Por ter sido usado o modelo de Takagi-Sugeno de ordem 1, tais consequentes são funções lineares (1º grau) com o seguinte formato:

$$Y_i = f_i(a_1, b_2) = \alpha_i \cdot a_1 + \beta_i \cdot b_2 + \gamma_i \quad (1)$$

onde os parâmetros α_i , β_i e γ_i são as incógnitas (coeficientes de regressão) do aproximador linear Y_i . Os coeficientes de regressão envolvendo Y_i são obtidos a partir de análises realizadas sobre o processo, sendo que as variáveis a e b seriam as medidas de tensão e corrente.

A escolha por este tipo de inferência foi feita pelos fatos de que: (i) há uma coleção de dados de entrada/saída do sistema, tornando-o parametrizado e, (ii) a possibilidade de utilização do *toolbox* do MATLAB® denominado ANFIS, visando otimização e minimização de erros de estimação do sistema.

O *toolbox* ANFIS, o qual usa um algoritmo de ajuste baseado em uma rede neural artificial (RNA) perceptron multicamadas com algoritmo de treinamento *backpropagation*, utiliza-se então das entradas e saída do sistema a fim de realizar a tarefa de ajuste destes coeficientes, visando obter o polinômio mais otimizado para minimização do erro,

assim como ajustar os termos das funções de pertinência. Os coeficientes destes são justamente obtidos a partir de regressões com base em simulações do sistema. Além disso, o método ANFIS ajusta de forma automática os termos das funções de pertinência visando otimizar o desempenho do sistema. Assim, para esta tarefa de ajuste está sendo usada uma técnica “neuro-fuzzy”, mas após devidamente ajustados os parâmetros, o sistema permanece totalmente em domínio de lógica *fuzzy*. Em seguida, a estrutura em camadas da estrutura ANFIS usada para sintonização do sistema pode ser visualizada na Figura 3.

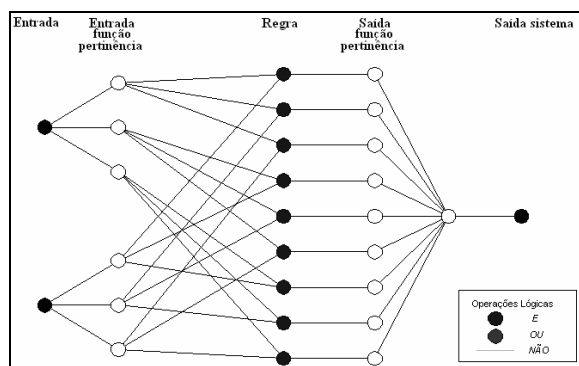


Figura 3. Estrutura em camadas responsável pelo ajuste dos coeficientes de Y_i e das funções de pertinência.

Finalmente, para o cálculo do valor de saída final z (*defuzzificado*), tem-se, a partir das regras oportunamente ativadas, a seguinte expressão:

$$z = \frac{m_i \cdot f_i(a, b) + m_j \cdot f_j(a, b)}{m_i + m_j} \quad (2)$$

onde m_i e m_j são os coeficientes de ponderação.

3 Tipos de Cargas Aplicadas

A análise do desempenho do estimador de velocidade *fuzzy* será realizada com base nos principais tipos de cargas mais freqüentemente encontrados em ambientes industriais (Dias e Lobosco, 1988). Uma breve descrição de cada carga será explanada nos itens subseqüentes.

A carga quadrática se caracteriza por um conjugado resistente que varia com o quadrado da rotação. Suas principais aplicações são encontradas em ventiladores, misturadores, centrífugas e bombas centrífugas. Matematicamente, esta pode ser representada pela seguinte equação:

$$T(\omega) = a \cdot \omega^2 + K \quad (3)$$

onde a e K estão relacionados à concavidade da parábola e ao conjugado inicial de partida, respectivamente.

A carga linear consiste de um conjugado resistente que apresenta uma variação linear em relação à rotação do eixo do motor. Ocorre em aplicações como moinho de rolos, bombas de pistão, etc. A carga linear pode ser representada pela seguinte expressão:

$$T(\omega) = a \cdot \omega + K \quad (4)$$

onde a e K estão relacionadas à inclinação e ao torque de carga inicial, respectivamente.

Já em situação de carga inversa, o valor do conjugado diminui com o incremento de velocidade. As principais aplicações se concentram em fresadoras e mandriladoras. Matematicamente, tem-se:

$$T(\omega) = a \cdot e^{-b \cdot \omega} + K \quad (5)$$

onde a está relacionada com o valor inicial do torque e K se refere ao valor mínimo do conjugado de carga.

Finalmente, a carga constante é caracterizada pela baixa ou nenhuma variação de conjugado resistente exigido do motor. Encontra-se em cargas como guinchos, guindastes e correias transportadoras. Matematicamente, tem-se:

$$T(\omega) = K \quad (6)$$

onde K representa o valor do torque de carga.

Conforme se pode notar no exposto anteriormente, cada tipo de carga está associado a um tipo de dispositivo utilizado associado em processos industriais.

4 Resultados de Simulação

Todas as simulações foram feitas no ambiente MATLAB/SIMULINK, em um intervalo de tempo de 1s, de modo que se pudesse avaliar o desempenho do sistema tanto em regime transitório como em regime permanente.

Para efeito de avaliação, nos vetores componentes de cada curva (estimada e real), foi aplicada a função erro relativo médio percentual e desvio padrão.

Primeiramente, os resultados serão ilustrados em forma gráfica e, em seguida, em forma tabular, sintetizados, para comparação de desempenho.

4.1 Resultados em Formato Gráfico

Neste item, será analisado graficamente cada caso das cargas abordadas na introdução. Para isto, escolheu-se uma situação de conjugado e tensão para um tipo de carga específico para verificar o comportamento do sistema.

Em relação à resposta à carga quadrática, a Figura 4 ilustra graficamente o desempenho do estimador *fuzzy* diante de uma situação de carga que varia quadraticamente no intervalo entre 2,19 a 3,30 Nm sob alimentação de 220V.

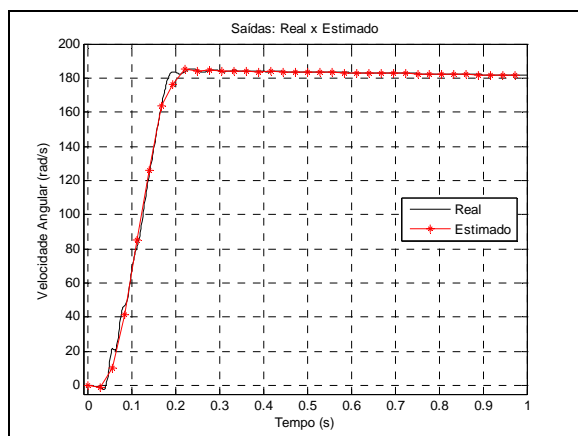


Figura 4. Resposta do estimador *fuzzy* diante de uma situação de carga quadrática sob alimentação de 220V.

Para uma carga linear de intervalo de torque compreendido de 2,00 a 4,80 Nm, sob alimentação de 239V, os resultados são mostrados na Figura 5.

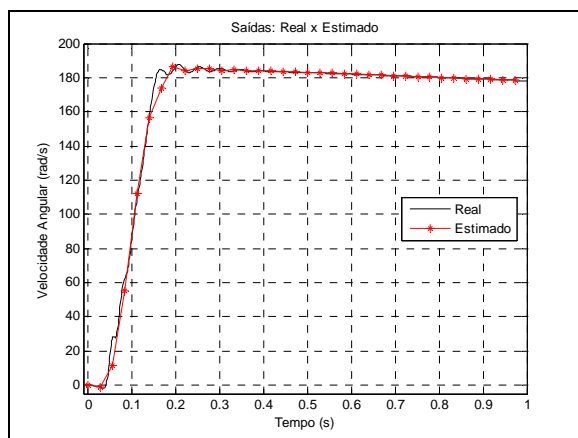


Figura 5. Resposta do estimador *fuzzy* diante de uma situação de carga linear sob alimentação de 239V.

A situação seguinte ilustra uma situação contrária aos casos anteriores, ou seja, a de carga inversa, onde a máquina parte com conjugado nominal e então este se reduz proporcionalmente, conforme equacionado em (5).

Por intermédio da Figura 6 nota-se um comportamento satisfatório do estimador, sendo adotada para esta análise a faixa de variação de 4,20 a 1,78 Nm e tensão de alimentação de 239V.

Observa-se aqui que a variação de conjugado tem uma amplitude grande com intuito de se verificar o desempenho do estimador, sendo que em situações práticas a magnitude de variação de amplitude é usualmente menor. Parte-se do conjugado nominal até um conjugado de regime da carga, que é então menor que este nominal do motor.

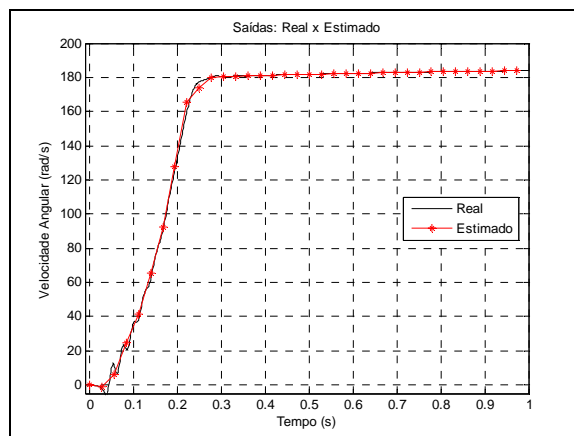


Figura 6. Resposta do estimador *fuzzy* diante de uma situação de carga inversa sob alimentação de 239V.

Em situação de carga constante, a que menos apresenta transitoriedades em sua composição como um todo, nota-se também bom desempenho do estimador *fuzzy*. A Figura 7 ilustra a resposta do sistema diante de uma situação de carga constante, para 1,83 Nm e tensão de alimentação de 207V.

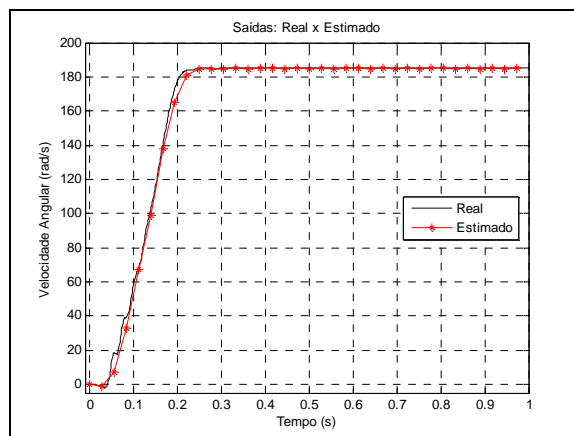


Figura 7. Resposta do estimador *fuzzy* diante de uma situação de carga constante sob alimentação de 207V.

4.2 Resultados em Formato Tabular

Em seguida, na Tabela 2, estão expressos os resultados do desempenho do estimador para algumas situações escolhidas. Escolheram-se situações de subtensão, tensão nominal e sobretensão, combinadas com imposições de conjugado de carga abaixo e acima do nominal, de modo que se destaque as capacidades do sistema apresentado. Para a leitura da tabela, deve-se usar a seguinte legenda para referenciar os campos da mesma:

A: (Tipo de carga); **B:** (Tensão de alimentação de linha RMS em V); **C₁, C₂:** (Conjugado inicial e final para cada situação de carga, exceto constante, que é único; em Nm); **D:** (Erro relativo médio em %); **E:** (Desvio padrão em %).

Tabela 2. Resultados dos estimador fuzzy em forma tabular, englobando todas as cargas abordadas.

A	B	C ₁	C ₂	D	E
Quad.	207	3,50	5,50	1,64	3,85
	220	2,19	3,30	0,93	2,64
	239	0,55	1,45	1,40	3,25
Lin.	207	0,55	2,70	1,74	4,84
	220	3,50	5,50	1,15	2,32
	239	2,00	4,80	0,87	2,41
Inv.	207	4,50	3,50	3,51	5,18
	220	4,80	3,83	2,05	3,88
	239	4,20	1,78	0,51	1,50
Cte.	207	1,83		1,31	3,82
	220	4,14		1,84	6,29
	239	1,16		1,10	2,92

5 Conclusão

Analisando-se os resultados, verifica-se a viabilidade do estimador *fuzzy* para aplicações industriais que necessitem de um dispositivo simplificado e de baixo custo, dispensando o uso de um aparato de valor elevado como um DSP e também de algoritmos complexos que necessitem de esforço computacional expressivo. Tendo como entradas apenas sinais de alimentação, torna-se possível obter uma estimação de velocidade confiável e estável.

Verificado que para validação do modelo já foram consideradas as principais situações do ambiente industrial, com erro em torno de 1,5% em toda a faixa (exceto para carga inversa, que esteve em 3%), o desempenho foi bem satisfatório, sendo que tais valores validam a abordagem proposta neste trabalho.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal do Ensino Superior (CAPES) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo número 06/56093-3, pelo subsídio financeiro, permitindo o desenvolvimento deste trabalho.

Referências Bibliográficas

- Bose, B. K. (1987). Power Electronics and AC Drives. *Prentice Hall*, USA.
- Dias, L. P. C., Lobosco, O. S. (1988). Motores Elétricos: Seleção e Aplicação, Vol. 1. *McGraw-Hill*, São Paulo.
- Goedtel, A. (2003). Estimativa de Conjugado de Carga Aplicado em Eixos de Motores de Indução Trifásico Através de Redes Neurais Artificiais, *Dissertação de Mestrado*, Universidade Estadual Paulista (UNESP/PPGEI).

- Goedtel, A. (2006). Recurrent Neural Network for Induction Motor Speed Estimation in Industry Applications, *IEEE Melecon*, pp. 1134-1137.
- Gomide, F. A. C. (2007). Computação com Regras, *Depto. de Engenharia de Computação e Automação Industrial*, UNICAMP, Campinas/SP. Disponível em: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~gomide/courses/IA_861/transp/Notas_IA_861_Computacao_com_Regras.pdf>. Acessado em: 16/03/2007.
- Kim, H. W., Sul, S.K., (1996). A New Motor Speed Estimator Using Kalman Filter in Low-Speed Range, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 43, n° 4, pp. 498-504.
- Lu, B., Habetler, T. G., Harley, R.G. (2006). A survey of Efficiency-Estimation Methods for In-Service Induction Motors, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 42, pp. 924-932.
- NBR 7094 (2003). Máquinas Elétricas Girantes – Motores de Indução – Especificação, *Associação Brasileira de Normas Técnicas*, Rio de Janeiro.
- Ohmae, T., et al. (1982). A microprocessor-controlled high-accuracy widerange speed regulator for motor drives, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. IE-29, n°3, pp. 207-211.
- Pedricz, W. (1993). Fuzzy Control and Fuzzy Systems, *John Wiley & Sons*, NY.
- Soares, G. A., Filho, O. A. K., Taboa, R. P. (2000). Eficiência Energética em Motores : Impactos no Setor e Análise de Mercado, *Revista Eletricidade Moderna*, pp.112-124.
- Tan, H. L., Rahim, N. A., Hew, W. P. (2003). A Dynamic Input Membership Scheme for a Fuzzy Logic DC Motor Controller, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 426-429.
- Tsoukalas, L. H., Uhrig, R. E. (1997). Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, *John Wiley & Sons*, NY.
- Vas, P. (1998). Sensorless Vector and Direct Torque Control, *Oxford University Press*, USA.
- Yusivar, F., Hamada, D., Uchida, K., Wakao, S., Onuki, T. (1999). A New Method of Motor Speed Estimation Using Fuzzy Logic Algorithm, *IEEE Transactions on Electric Machines and Drives*, Vol. 23, pp. 278-280.
- Zadeh, L. A. (1973). Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, n°3, pp. 28-44.