

SUPERVISOR GENÉTICO-FUZZY INTERVALAR DO TIPO-2 APLICADO NO DIAGNÓSTICO DE FALTAS INCIPIENTES EM ENROLAMENTO DE ESTATOR DE MOTORES TRIFÁSICOS DE INDUÇÃO.

ERICK M. ROCHA¹, GERALDO N. DE A. MARANHÃO¹, FLORINDO A. DE C. AYRES JR.¹, WALTER BARRA JR.¹, JOSÉ A. L. BARREIROS¹.

1. *Laboratório de Automação Industrial, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará*
Rua Augusto Corrêa Nº 1 – Guamá. CEP 66075-110. Caixa Postal 479, PABX +55 91 3201-7000.
Belém – Pará – Brasil
E-mails: erickrocha@ufpa.br, geraldomaranhao@gmail.com, florindoayres@yahoo.com, walbarra@ufpa.com, barreiro@ufpa.br

Abstract— This work aims at to present a technique for detection and identification of faults in electrical machines. For the study of this technique, an induction motor simulator in Matlab / Simulink was implemented. Partial short-circuit in the coils of the stator winding were simulated. For mathematical representation of the system, it's used a noninvasive technique based on the model of the process, and mathematical models of the system in discrete time, in the structure autoregressive with exogenous inputs (ARX) were obtained. The parameters of this ARX model, which concentrate the dominant dynamics of the system are obtained using parametric identification technique based on recursive least squares (RLS). To estimate the fault severity (the amount of damaged coils), *fuzzy* inference systems (FIS) interval type-2 were designed. The choice is justified in order to reduce misdiagnosis alarm rate and minimizing error. Genetic algorithms (GA's) were used for optimization of SIF interval type-2. The analysis of the mean square error, demonstrated the effectiveness of the proposed methodology.

Keywords— Expert systems for automation, type-2 *fuzzy* system, genetic algorithm, fault detection.

Resumo— Esse trabalho tem por objetivo apresentar uma técnica de detecção e identificação de faltas em máquinas elétricas. Para o estudo dessa técnica projetou-se um simulador de motor de indução em ambiente Matlab/Simulink, o qual foi submetido à falta do tipo curto-circuito parcial nas espiras do enrolamento do estator. Para representação matemática do sistema, é utilizada técnica não invasiva baseada no modelo do processo, e, modelos matemáticos do sistema em tempo discreto, na estrutura autoregressivo com entradas exógenas (ARX), são obtidos para cada uma das condições de falta no qual o sistema é submetido. Os parâmetros desse modelo em tempo discreto, os quais concentram a dinâmica dominante do sistema, são obtidos utilizando-se técnica de identificação paramétrica baseada nos mínimos quadrados recursivos (MQR). Para identificação da quantidade de espiras avariadas, sistemas de inferência *fuzzy* (SIF) intervalares do tipo-2 foram projetados, sua escolha se justifica por considerar incertezas em sua função de pertinência, o que possibilitar sua aplicação em sistemas reais. Com o objetivo de minimização do erro de diagnóstico, algoritmos genéticos (AG's) foram utilizados para otimização dos SIF intervalares do tipo-2. Análise do erro médio quadrático, função objetivo a ser minimizada, demonstrou a efetividade da metodologia proposta.

Palavras-chave— Sistemas especialistas para automação, sistemas *fuzzy* do tipo-2, algoritmos genéticos, detecção faltas.

1 Introdução

Com a automação incorporada aos meios de produção, o desenvolvimento de estratégias que visam monitorar os processos, e conseqüentemente, seus estados indesejados ou não permitidos são foco na área de manutenção com o objetivo de evitar danos a equipamentos e/ou acidentes com operadores. O objetivo é reduzir a quantidade de alarmes falsos com a redução do erro de diagnóstico, aumentando assim a disponibilidade das máquinas, preservando a vida útil de equipamentos e sistemas, e tornando os sistemas mais autônomos e robustos. (Isermann, 2006).

Modelos paramétricos que condensam a dinâmica dominante do sistema, em conjunto com sistemas inteligentes, que possam categorizar a avaria, são utilizados com o objetivo de possibilitar a investigação de faltas no sistema, permitindo a detecção, a intensidade, a localização e a posterior isolamento da falta, sistemas *FDI* (*Fault Detection and Isolation*).

Porém sabe-se que, sistemas reais são por natureza, ruidosos e não lineares, e que qualquer elemento do sistema pode contribuir com incertezas. (Mendel, 2000; Mendel, 2003). Além do mais, erros numéricos provenientes do próprio estimador paramétrico também “injetam” incertezas no processo, aumentando o erro de diagnóstico e comprometendo o sistema *FDI*.

Por esse motivo a utilização do sistema *fuzzy* tradicional, chamado por Zadeh a partir de 1975 de sistema *fuzzy* do tipo-1, não são apropriados para modelar tais incertezas, pois suas funções de pertinência são exatas. Desse modo é proposto neste trabalho uma metodologia baseada em sistema *fuzzy* intervalar do tipo-2 com o objetivo de considerar essas incertezas na sua função de pertinência, e conseqüentemente reduzir o erro de diagnóstico.

Neste artigo é proposta uma metodologia inteligente e automática para detecção de faltas em máquinas elétricas baseada na estimação recursiva de um modelo paramétrico do sistema e de um supervisor genético-*fuzzy* do tipo-2 para a identificação da quantidade de espiras do enrolamento do estator em

avaria, e sua estrutura é dividida nas seguintes seções: Na seção 2 será introduzido o método de identificação abordado no trabalho, na seção 3 será realizado um breve estudo da falta aplicada no sistema, na seção 4 será abordado as principais características de sistemas *fuzzy* do tipo-2, na seção 5 serão aplicadas as ferramentas de detecção da falta, na seção 6 será feita um estudo comparativo das técnicas utilizadas, bem como a introdução de algoritmos genéticos para otimização, na seção 7 tem-se a conclusão do trabalho, na seção 8 os agradecimentos, e na seção 9 têm-se as referências bibliográficas.

2 Técnicas de Identificação de Sistemas

2.1 Método de detecção de faltas baseados em modelo do Processo

Os métodos de detecção de faltas baseados em modelo do processo são métodos que utilizam técnicas não invasivas, desse modo um modelo matemático do sistema é obtido através de medidas acessíveis, sem a necessidade de conhecermos internamente sua estrutura. (Aguirre, 2007).

No presente artigo um modelo matemático do sistema em questão é obtido utilizando sinais de entrada (SBPA (sequência binária pseudoaleatória) + tensão eficaz no estator) e saída (corrente eficaz no estator), aplicados e coletados diretamente de um modelo dinâmico que representa o sistema motor de indução. E através de técnicas de estimação paramétrica, parâmetros (θ), que concentram as características dinâmicas do modelo, são obtidos. Os valores medidos são comparados com os valores nominais e as mudanças de características são detectadas, os resíduos (r), e então sintomas (s) são gerados para fins de diagnóstico (Isermann, 2006). Desse modo, essa técnica além de nos permitir obter uma representação matemática do sistema, detecta a falta.

2.2 Modelo para representação linear em tempo discreto

O modelo ARX para representação do sistema será na forma (Isermann, 2006):

$$A(q)y(k) = q^{-1}B(q)u(k) + v(k). \quad (1)$$

Onde,

$$\begin{aligned} A(q) &= 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_y}q^{-n_y}, \\ B(q) &= b_1 + b_2q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b+1}. \end{aligned} \quad (2)$$

sendo o sinal $v(k)$, uma entrada do sistema, representa o erro do modelo, e q^{-1} é o operador de atraso discreto.

2.3 Técnica dos Mínimos Quadrados Recursivo com fator de esquecimento

Em Coelho e Coelho (2006), a equação para estimação recursiva do vetor de parâmetros $\hat{\theta}$ é dada como em (3):

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K(t+1)\{y(t+1) - \varphi^T(t+1)\hat{\theta}(t)\} \quad (3)$$

$$K(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{\lambda + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)}$$

$$P(t+1) = \frac{1}{\lambda} \left\{ P(t) - \frac{P(t)\varphi(t+1)\varphi^T(t+1)P(t)}{\lambda + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)} \right\}$$

Onde: λ é o fator de esquecimento utilizado para estimar parâmetros variantes no tempo; $\varphi(t+1)$ é o vetor de medidas (entrada e saída do sistema); $K(t+1)$ é o ganho do estimador; $\hat{\theta}(t+1)$ é o vetor de parâmetros estimados; e $P(t+1)$ é a matriz de covariância. (Aguirre, 2007).

3 Parâmetros físicos do motor influenciados pela atuação da falta

Quando a falta for aplicada, as bobinas estatóricas sofrerão progressivamente com o tempo um curto-circuito virtual, isso significa uma redução no número de espiras, e conseqüentemente no módulo da impedância do enrolamento (Rocha *et al*, 2012).

Segundo Krauser *et al* (2002), a indutância é dada como em (4)

$$L = N_s \cdot \frac{\psi}{i} \quad (4)$$

Desenvolvendo como em Rocha *et al* (2012), a reatância de magnetização será dada como (5)

$$x_m = N_s^2 \cdot cte. \quad (5)$$

E a resistência do estator, r_s , conforme (6).

$$r_s = \rho \frac{l}{A} = \rho \frac{N_s \cdot 2\pi r}{\pi \cdot r^2} = N_s \cdot cte \quad (6)$$

Onde: ψ é o fluxo magnético nas espiras; i é a corrente que circula pelo enrolamento; l , A e r são respectivamente, o comprimento, a área, e o raio da seção transversal do enrolamento do estator; e N_s é o número de espiras do estator.

4 Sistema fuzzy intervalar do tipo-2

4.1 Definição de SIF intervalares do tipo-2

Introduzido por Zadeh (1975) como uma extensão do conceito de conjunto *fuzzy* do tipo-1, conjuntos *fuzzy* do tipo-2 são caracterizados pelas suas funções de pertinência. Funções de pertinência de conjuntos *fuzzy* do tipo-2 são tridimensionais, e é essa terceira dimensão, também conhecida como conjunto *fuzzy*

secundário, que permite um grau adicional de liberdade possibilitando modelar de forma direta incertezas associadas a problemas reais.

Além desse grau de liberdade adicional, têm-se também incertezas associadas ao conjunto *fuzzy* primário, limitado por funções de pertinência superior (*upper*) e funções de pertinência inferior (*lower*). Esse intervalo é denominado de *footprint of uncertainty (FOU)*, ou mancha de incerteza, como pode ser observado na figura 1.

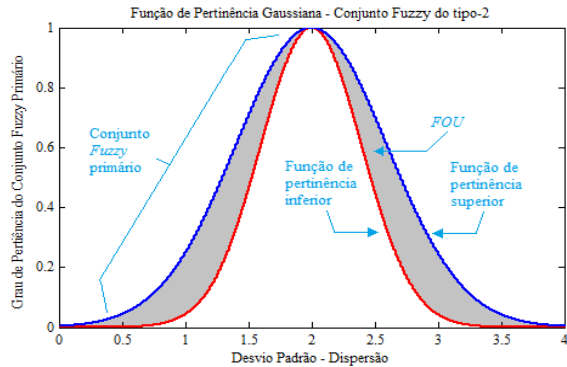


Figure 1. Função de pertinência gaussiana com incerteza na dispersão.

Da definição tem-se que, um conjunto *fuzzy* tipo-2 denotado por \tilde{A} , é caracterizado por uma função de pertinência do tipo-2 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$, onde $x \in X$ e $u \in J_x \subseteq [0, 1]$, onde J_x é a função de pertinência primária, e é definida como o domínio da função de pertinência secundária. Desse modo, conjuntos *fuzzy* tipo-2 são a união de conjuntos *fuzzy* primário com conjuntos *fuzzy* secundário, cuja definição matemática é dada como em (6), e suas funções de pertinência tridimensionais dadas como na Figura 2.

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{u \in J_x} \mu_{\tilde{A}}(x, u) / (x, u) \quad (6)$$

Onde a função de pertinência do tipo-2 (conjunto *fuzzy* secundário) assume valor no intervalo, $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x, u) \leq 1$, que são os “pesos”, ou as incertezas distribuídas sobre a função de pertinência primária J_x .

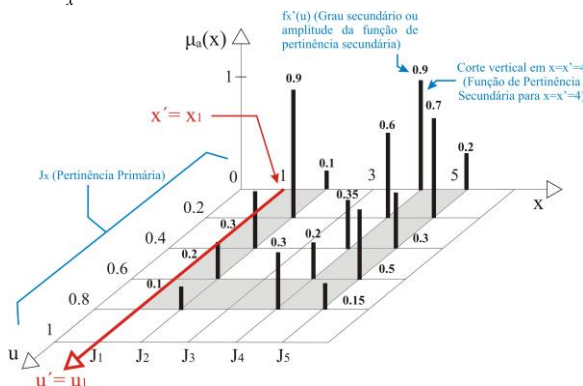


Figure 2. Função de pertinência de conjuntos *fuzzy* do tipo-2. Fonte: Adaptado (Mendel e John, 2002).

Em sistemas *fuzzy* intervalares do tipo-2, o conjunto *fuzzy* secundário é distribuído uniformemente sobre o conjunto *fuzzy* primário, essa particularidade tem por objetivo, neste trabalho, reduzir o esforço para desenvolvimento do algoritmo de programação.

4.2 Estrutura de sistemas *fuzzy* tipo-2

A estrutura de sistemas *fuzzy* do tipo-2 é semelhante à de sistemas *fuzzy* do tipo-1, figura 3, é composto por um conjunto *fuzzy* de entrada e um conjunto *fuzzy* de saída. No conjunto *fuzzy* de entrada o fuzzificador estabelece uma associação de um valor *crisp* de entrada, inserido no seu universo de discurso, com uma função de pertinência do tipo-1 e não simplesmente com um número pertencente ao intervalo $[0; 1]$, como no caso clássico de sistemas *fuzzy*. (Liang e Mendel, 2000).

A base de regras é condicional do tipo SE-ENTÃO, e independe do tipo de sistema *fuzzy*.

A diferença entre sistemas *fuzzy* do tipo-1 e do tipo-2 está associada à natureza das funções de pertinência e não às regras. Portanto, as regras permanecem as mesmas para os sistemas *fuzzy* do tipo-1 ou tipo-2. (Karnik et al, 1999).

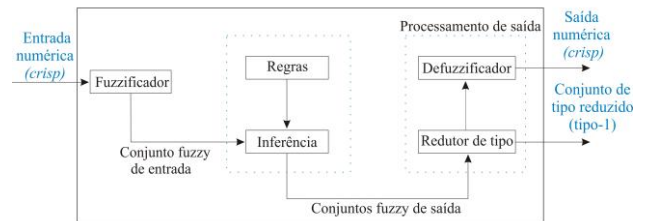


Figure 3. Diagrama esquemático do sistema *fuzzy* do tipo-2. Fonte: Adaptado (Karnik et al, 1999).

No conjunto *fuzzy* de saída em SIF do tipo-2 tem-se duas etapas: a primeira corresponde ao redutor de tipo, que converte o conjunto *fuzzy* do tipo-2 resultante da inferência, em um conjunto *fuzzy* do tipo-1. E por fim, o defuzzificador, que retorna como saída valores numéricos ou *crisp*.

5 Identificação do sistema e detecção da falta por análise dos parâmetros estimados

A proposta nessa seção é identificar um modelo matemático do sistema, motor elétrico trifásico de indução, utilizando técnica baseada no modelo do processo.

Para esses fins, tensão e corrente no estator do motor, foram correlacionados utilizando-se a ferramenta *ident* do Matlab, e um modelo identificado para as condições de operação do sistema com erro de estimação reduzido é mostrado na figura 4.

O modelo ARX do sistema foi aproximado para um modelo de primeira ordem em tempo discreto,

equação (7). E os parâmetros foram obtidos utilizando-se técnica dos MQR.

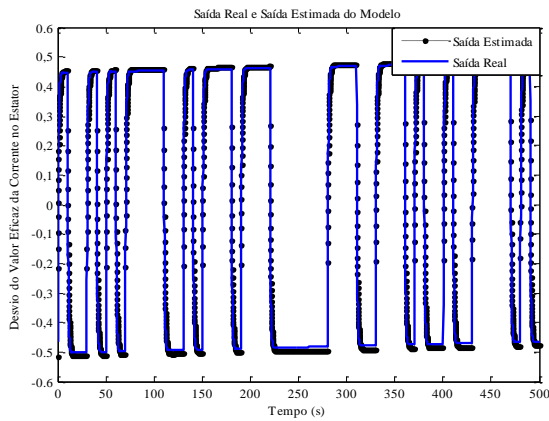


Figure 4. Saída real e saída estimada

$$G(z^{-1}) = \frac{b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}}. \quad (7)$$

O comportamento dos parâmetros a e b , do modelo ARX, obtidos pela técnica dos MQR para o sistema livre de faltas (0%), e sob as condições de 5%, 10%, 15% e 20% de espiras em curto-circuito são apresentados na figura 5 e figura 6.

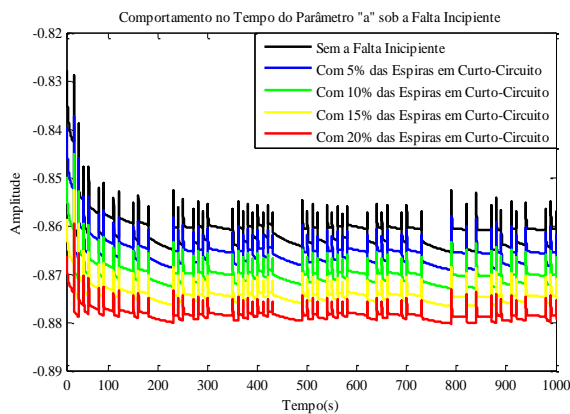


Figure 5. Comportamento do parâmetro a .

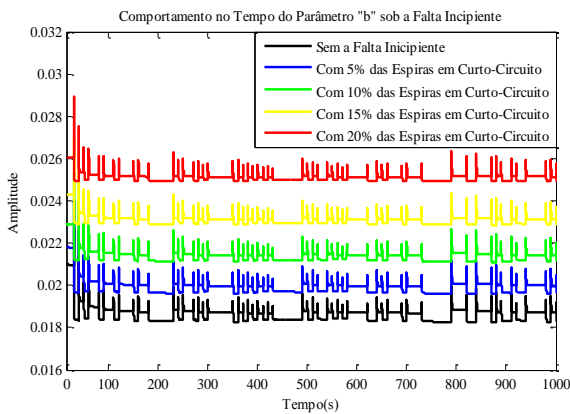


Figure 6. Comportamento do parâmetro b .

As figuras 5 e 6 evidenciam a distorção provocada pela falta incipiente nos parâmetros do modelo ARX do motor de indução. Desse modo, os parâmetros podem ser utilizados para detectar a falta. (Rocha et al, 2012).

Observa-se também que, em ambos os parâmetros, há variações numéricas ocasionadas pelo processo de estimação paramétrica, e que, posteriormente, no processo de identificação da intensidade da falta, representam incertezas inseridas no conjunto *fuzzy* de entrada, justificando deste modo a utilização de SIF do tipo-2, como será visto na próxima seção.

6 Comparação entre SIF intervalares do tipo-2 e SIF do tipo-1 na identificação da falta

Na programação de SIF intervalar do tipo-2 e de SIF *fuzzy* clássico foram utilizadas funções de pertinência gaussianas e triangulares, os valores das bases e dos centros das funções de pertinência são a média dos parâmetros do modelo ARX, como fornecido na tabela 1.

Tabela 1. Valor médio dos parâmetros com a intensidade da falta

Falta	Parâmetro a	Parâmetro b
0%	0,8619	0,0186
5%	0,8663	0,0199
10%	0,8707	0,0213
15%	0,8749	0,0230
20%	0,8788	0,0251

E as funções de pertinência gaussianas e triangulares obtidas para ambos os parâmetros, em SIF intervalar do tipo-2 são mostradas nas figuras 7 e 8. Ainda com relação às funções de pertinência, anulando as incertezas, ou seja, a FOU, o algoritmo de programação para SIF intervalar do tipo-2 se equivalerá a do SIF clássico.

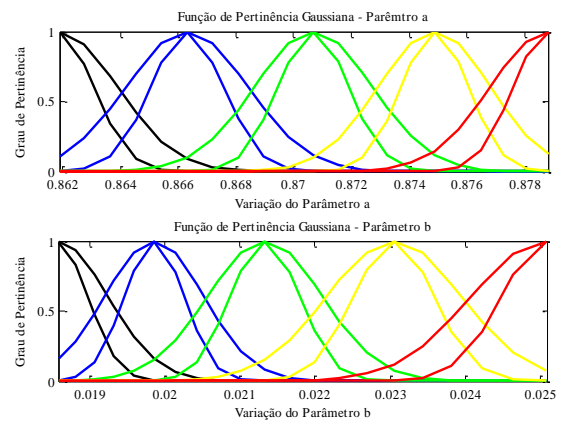


Figure 7. Função de pertinência gaussiana dos parâmetros a e b .

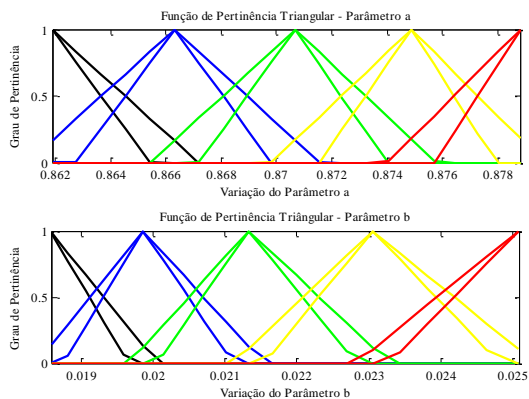


Figure 8. Função de pertinência triangular dos parâmetros a e b .

Inicialmente a preferência por funções de pertinência na forma gaussiana dar-se pela facilidade no desenvolvimento do algoritmo de programação, por apresentar formulação matemática que permita obter diretamente o seu formato, porém para esse tipo de função de pertinência, observou-se um maior erro na identificação da falta, inclusive nos valores de centro das funções de pertinência (0%, 5%, 10%, 15% e 20%). Essa questão exigiu o desenvolvimento de um algoritmo baseado em sistemas *fuzzy* intervalar do tipo-2, utilizando funções de pertinência triangulares, e os resultados em termos da falta identificada, figura 9, e do erro de identificação, figura 10, são apresentados a seguir.

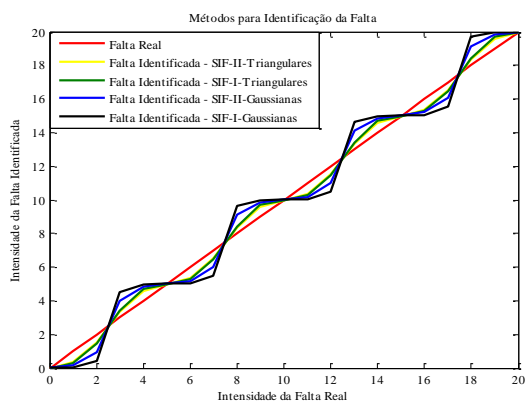


Figure 9. Falta identificada para as avariações da técnica.

Da figura 9 observa-se que a método que mais aproximou a falta identificada, curva em amarelo, da falta real, curva em vermelho, foi utilizando justamente SIF intervalares do tipo-2 com funções de pertinência triangulares, isso fica ainda mais evidente quando são analisadas as curvas do erro, figura 10.

Da figura 10 observa-se que o erro de diagnóstico utilizando-se sistemas *fuzzy* tipo-2 com funções de pertinência triangulares apresentou menor erro de diagnóstico, sendo assim optou-se por aplicar algoritmos genéticos somente neste caso.

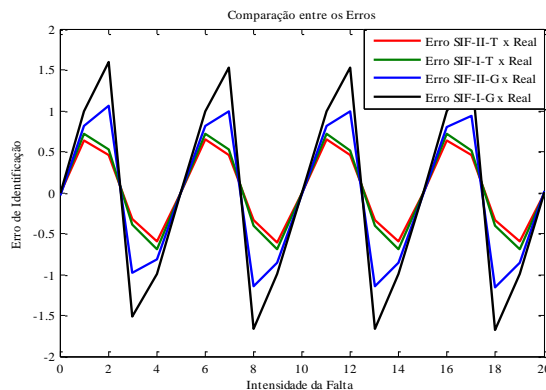


Figure 10. Erro de identificação para as variações da técnica.

A figura 11 representa o erro de diagnóstico quando o avaliador *fuzzy* intervalar do tipo-2 é inserido no algoritmo de otimização. Neste trabalho aplicaram-se algoritmos genéticos no redutor de tipo, na FOU, e em ambos, a meta é a minimização da função objetivo escolhida, no caso, o erro médio quadrático, ou *mean square error* (MSE).

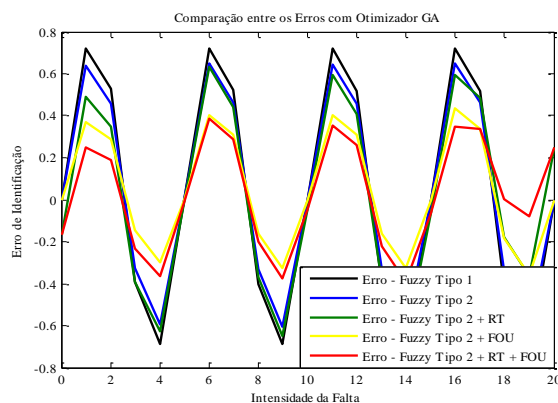


Figure 11. Erro de identificação com AG para as variações da técnica.

A figura 12, evidencia a minimização da função objetivo, o MSE, e conseqüentemente as vantagens da metodologia proposta na identificação da quantidade de espiras do motor avariadas.

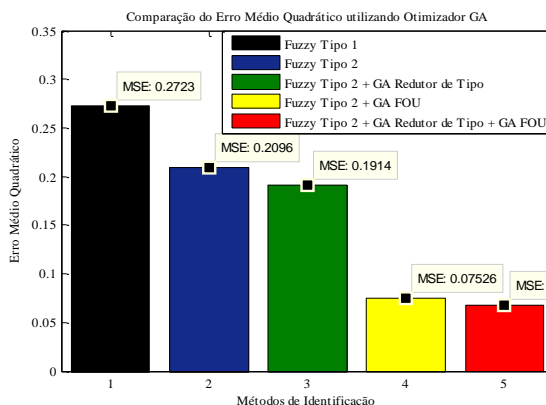


Figure 12. Erro Médio Quadrático para as variações da técnica.

7 Conclusão

Os resultados gráficos, figuras 9, 10, 11 e 12, fundamentam as vantagens da técnica proposta, analisando a figura 11 destaca-se que o erro de diagnóstico da falta para SIF intervalar do tipo-2, foi menor quando comparado com sistemas *fuzzy* tipo-1 em termos do erro médio quadrático (MSE), Figura 12. O valor do MSE para SIF tipo-1 é de 0,2723, enquanto que para SIF intervalar tipo-2 esse valor cai para 0,2096, isso significa uma redução de 23,02% do MSE. Essa redução fica ainda mais significativa quando se utiliza AG's para otimizar as incertezas dos SIF do tipo-2 propostas nesse trabalho, ora o redutor de tipo (RT), ora a FOU, e posteriormente ambos (não simultaneamente).

Considerando a otimização das incertezas do RT, a função objetivo a ser minimizada, o MSE, é igual a 0,1914, comparando com o SIF do tipo-2 sem otimização, isso significa uma redução do MSE de 8,68%; utilizando novamente o otimizador com base em AG's para otimizar, agora, a FOU, o valor do MSE obtido é igual a 0,07254, o que corresponde a uma redução de 60,67% do valor do MSE quando comparado com SIF do tipo-2 com o RT otimizado; e por fim, quando o RT e a FOU são ambos otimizados, o MSE assume valor igual a 0,06811, comparando com o SIF do tipo-2 com somente a FOU otimizada, o MSE reduziu 9,50%; de um modo geral a metodologia adotada nesse trabalho reduziu o erro de diagnóstico de sistemas *fuzzy* tipo-1, correspondente ao erro médio quadrático, em 74,98%, e o erro de diagnóstico de sistemas *fuzzy* tipo-2 sem otimizador, em 67,50%, resultados considerados satisfatórios, o que torna promissor estudos envolvendo essa metodologia para o desenvolvimento de um sistema de diagnóstico de faltas incipientes que forneça menores erros de identificação. (Rocha, 2013).

E por fim, são previstas melhorias na metodologia apresentada nesse trabalho, como por exemplo, a otimização da base de regras e do defuzzificador, que podem também ser alternativas para fornecer uma estimativa mais exata da falta. Outra sugestão seria trabalhar com sistemas de ordem superior e com multi-faltas, nesse caso aumentaríamos a problemática do sistema o que nos permitiria, além de detectar e identificar a intensidade da falta, estipular sua localização com base no comportamento paramétrico, e a assim um sistema de diagnóstico de faltas mais completo poderia ser projetado.

Agradecimentos

Agradeço a CAPES pela provisão da bolsa de doutorado, e ao projeto PREDFALT, entre a Vale e a Universidade Federal do Pará, por conceder auxílio financeiro a viagens de congressos.

Referências Bibliográficas

- Aguirre, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não - Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. 3ª. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2007. 730 p.
- Coelho, A. A. R.; Coelho, L. dos S. Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares. Florianópolis: Editora da UFSC, 2004. 181 p.
- Isermann, R. Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Germany: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.
- Karnik N. N.; Mendel J. M.; Liang Q. Type-2 *Fuzzy* Logic Systems. IEEE Transactions on *Fuzzy* System, v. 7, pp. 327-348, December 1999.
- Krause, P. et al. Analysis of Electric Machinery and Drive Systems, 2nd Edition. Wiley IEEE Press, 2002.
- Liang, Q., Mendel, J. M. "Interval type-2 *fuzzy* logic systems: theory and design". IEEE International Conference on *Fuzzy* Systems, v.8, pp. 535-550, 2000.
- Mendel, J. M. Uncertain Rule-Based *Fuzzy* Logic Systems: Introduction and New Directions, Ed. Prentice Hall, USA, 2000.
- Mendel, J. M. Type-2 *Fuzzy* Sets: Some Questions and Answers, IEEE Connections, Newsletter of The IEEE Neural Networks Society, Vol. 1, pp., 10-13, August 2003.
- Mendel, J. M.; John, R. I. Type-2 *Fuzzy* Sets Made Simple. IEEE Trans. on *Fuzzy* Systems, vol. 10, pp. 117-127, April 2002.
- Rocha, E. M. Metodologia Baseada em Sistema *Fuzzy* Intervalar do Tipo-2 para Detecção e Identificação de Faltas Incipientes em Motores de Indução. 2013. 93f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará, Belém, 2013.
- Rocha, E. M.; Maranhão, G. N. A.; Barra Jr., W.; Barreiros, J. A. L. Avaliador *Fuzzy* Tipo-2 para Detecção e Diagnóstico de Faltas Elétricas do Tipo Curto-circuito Parcial nas Espiras do Enrolamento do Estator de um Motor de Indução. In: 10th IEEE/ IAS International Conference on Industry Applications - 10th INDUSCON, 2012, Fortaleza - CE. 10th IEEE/ IAS International Conference on Industry Applications - INDUSCON, 2012. p. 48-48.