



ANÁLISE DA CORRENTE DE PARTIDA DE MOTORES DE INDUÇÃO PARA DIAGNÓSTICO DE FALHAS

Isabela Oliveira Zaparoli*¹, Lane Maria Rabelo Baccarini¹, Paulo Cezar Monteiro Lamim Filho¹, Fabiano Bianchini Batista²,

¹DEPEL – Universidade Federal de São João Del Rei

²DEMEC – Universidade Federal de São João Del Rei

Resumo - O motor de indução é uma máquina robusta e apresenta inúmeras vantagens, uma vez que pode ser exposto a uma ampla variedade de ambientes. Entretanto, diversas falhas podem ocorrer durante a operação do motor. Este trabalho traz um novo estudo do período transitório da corrente de partida para analisar o curto-circuito inicial entre espiras nos enrolamentos do estator do motor de indução. Esta análise se difere da grande maioria dos métodos utilizados, pois a máquina não precisa operar nas condições nominais de carga. O objetivo é propor um método para diagnosticar falhas nos enrolamentos do estator, antes que o motor seja danificado. A metodologia consiste em utilizar a extração de resíduos a partir de um método de suavização do sinal, e a Análise de Componentes Principais utilizada para extrair as características de assinatura dos motores devido à presença de falhas.

Palavras-Chave – Corrente de partida, detecção de falhas, Análise de Componentes Principais.

INDUCTION MACHINE START CURRENT ANALYSIS FOR FAULT DIAGNOSIS

Abstract - The induction motor is a rugged machine and has numerous advantages as it can be exposed to a wide variety of environments. However, several faults may occur during engine operation. This work brings a new study of the transient period of the starting current to analyze the beginning of Inter-Turn Short-Circuit in the Induction Motor Stator Windings. This analysis differs from the most of the methods used, since the machine does not have to operate under nominal load conditions. The objective is to propose method to diagnose stator winding faults before the motor is damaged. The methodology consists in using the extraction of residues from a method of signal smoothing and the Principal Components Analysis (PCA) used to extract the behavior characteristics of the motors due to the presence of faults.

Keywords - Starting current, short circuit, fault detection, Analysis of Principal Components.

*oliveirazaparoli@gmail.com

I. INTRODUÇÃO

Os motores de indução trifásicos estão amplamente presentes no nosso dia a dia. Entretanto, devido a fatores ambientais, ciclo de trabalho e/ou problemas de fabricação, falhas podem ocorrer e, se não forem detectadas em seu estágio inicial podem gerar como consequência danos irreversíveis ao motor e perdas no processo industrial. Segundo [1] e [2], os motores de indução são responsáveis por cerca de 90% dos equipamentos instalados na indústria e seu consumo energético chega a 60% do total instalado.

A grande utilização destes motores nas indústrias traz a necessidade de uma alta confiabilidade do processo. Por isso é importante conhecer as possíveis falhas que podem acontecer nessas máquinas para minimizar as interrupções não programadas [3].

Segundo [4], os percentuais de falhas em motores de indução trifásicos são distribuídos da seguinte forma: 69% nos rolamentos, 21% nos enrolamentos do estator, 7% nas barras do rotor e 3% no eixo. Essas falhas alteram a modulações das amplitudes de correntes, da vibração, do fluxo magnético e de outras grandezas. Tais mudanças podem levar a degradação e até mesmo a quebra dos motores, consequentemente causando a interrupção do processo de produção, desperdício de material, manutenções corretivas não programadas ou troca dos mesmos em casos mais graves.

A falha de curto-circuito é uma falha severa, pois sua evolução é muito rápida. Assim, a detecção de curto-circuito inicial entre espiras é importante, pois pode evoluir para demais falhas nos enrolamentos, tais como: curto-circuito entre bobinas e curto-circuito entre fase e terra, que podem resultar em danos irreparáveis ao motor [5]. Porém, o diagnóstico desta falha não é simples, pois o curto-circuito deve ser detectado no estágio inicial e, nesse caso, o impacto nas características do motor é muito pequeno.

Atualmente, existem diversos métodos que podem ser utilizados para a detecção de curto-circuito nas espiras do estator, porém algumas técnicas propostas são extremamente invasivas e, em casos mais específicos, é necessário até que a máquina seja desligada. Por essa razão, novas metodologias

para detecção prévia de falhas são necessárias de forma a não afetar a linha de produção e não colocar o operador em contato direto com o equipamento. Neste contexto, a análise da corrente do motor (Motor Current Signature Analysis - MCSA), devido a sua característica não invasiva, tem recebido grande atenção dos pesquisadores [6].

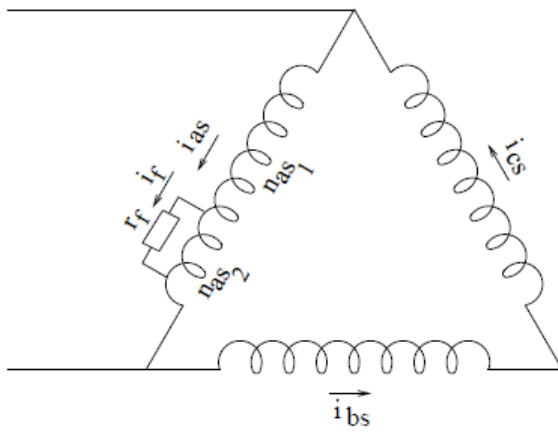
As metodologias para análise do sinal de corrente mais comuns utilizam o espectro das componentes do estator trabalhando em regime permanente, mas a precisão dessas técnicas depende do percentual de carga da máquina e da relação sinal-ruído dos espectros analisados [7]. Além disso, em situações em que a carga acoplada ao eixo do motor é baixa, o escorregamento diminui e a corrente que flui no estator também é menor, dificultando a detecção da falha. Por esse motivo, a análise da corrente de partida do motor pode ser utilizada como um meio complementar/alternativo para o diagnóstico de falha. Durante a partida, as máquinas assíncronas mais operam em condições críticas (correntes e estresses térmicos), al s iniciais [8]. A principal desvantagem de usar o sinal transiente é englobar toda a gama de valores de escorregamento dentro do sinal transitório da máquina, produzindo componentes go que pode ajudar a amplificar as “assinaturas” de falha de frequência de natureza não estacionária [8].

Este trabalho propõe uma nova metodologia baseada na extração do resíduo por meio da técnica de suavização chamada Média Robusta dos Envelopes Extremos (Robust Extreme Envelope Averag - REEA) e na Análise de Componentes Principais (Principal Component Analysis-PCA), para realizar o diagnóstico de falhas de curto circuito entre espiras do estator utilizando a corrente de partida da maquina de indução trifásica.

II. MODELO CURTO CIRCUITO ENTRE ESPIRAS

O modelo dinâmico assimétrico proposto por [9], permite simular entre outras falhas o curto-circuito entre espiras do estator. A Figura 1 mostra enrolamento de uma máquina de indução com curto-circuito entre espiras.

Figura 1: Representação dos enrolamentos trifásicos da máquina de indução com curto circuito entre espiras. Retirado de [9].



Onde i_f é a corrente de falha, r_f é a resistência de falha, n_{as1} o número de espiras que não estão em curto e n_{as2} o número de

espiras que estão em curto, i_{as} , i_{bs} e i_{cs} são as três correntes de fase do motor.

Aplicando a transformada de Park nas tensões V_a , V_b e V_c do estator e considerando um percentual de espiras em curto são obtidas as Equações 1 e 2, que representam as equações de estator em coordenadas dq . As equações do circuito do rotor são iguais às do rotor do modelo simétrico tradicional.

$$v_{qs} + \frac{2}{3} \mu r_s i_f \cos \theta = r_s i_{qs} + \frac{d\lambda_{qs}}{dt} + \omega \lambda_{ds} \quad (1)$$

$$v_{ds} + \frac{2}{3} \mu r_s i_f \sin \theta = r_s i_{ds} + \frac{d\lambda_{ds}}{dt} + \omega \lambda_{qs} \quad (2)$$

μ é o percentual de espiras em curto; λ_{ds} e λ_{qs} são os enlaces de fluxo do estator das componentes dq ; i_{ds} , i_{qs} e i_{as} são as correntes de estator das componentes dq ; ω é a velocidade do eixo dq ; r_s é a resistência do estator.

O enlace de fluxo λ_{as2} e a tensão v_{as} nas espiras em curto-circuito são calculados conforme 3 e 4 respectivamente.

$$\lambda_{as2} = \mu L_{ls} (i_{qs} \sin \theta + i_{ds} \cos \theta - i_f) + \mu L_m (i_{qs} \sin \theta + i_{ds} \cos \theta + i_{qr} \sin \theta + i_{dr} \cos \theta - \frac{2}{3} \mu i_f) \quad (3)$$

$$v_{as2} = \mu r_s (i_{ds} \sin \theta + i_{qs} \cos \theta - i_f) + \frac{d\lambda_{as2}}{dt} = r_f i_f \quad (4)$$

L_{ls} e L_m são respectivamente a indutância de dispersão e mútua do estator.

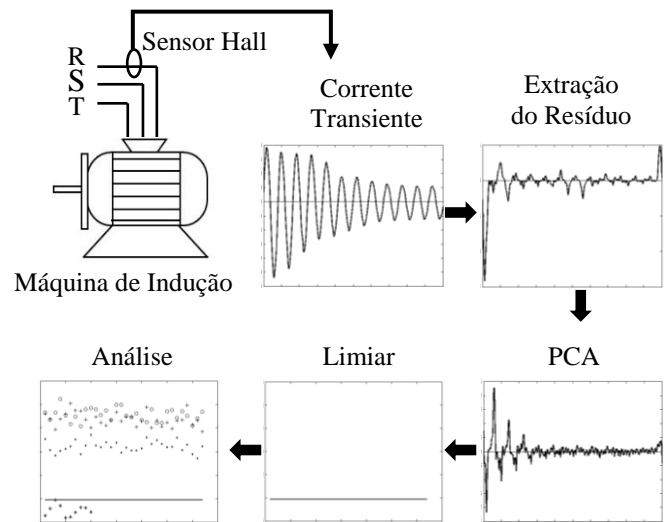
O conjugado do motor pode ser calculado por 5.

$$T = \frac{3}{2} \frac{P}{2} L_m (i_{qs} i_{ds} - i_{as} i_{qr}) + \frac{P}{2} \mu L_m i_f \sin \theta - i_{dr} \cos \theta \quad (5)$$

III. MÉTODOLOGIA

O fluxograma apresentado na Figura 2 mostra as etapas da metodologia proposta.

Figura 2: Fluxograma da metodologia do trabalho.



1: Implementar o modelo de curto-circuito entre espiras proposto por [9], e coletar de dados experimentais.

Nesta etapa devem ser separados os dados que serão usados para definir o limite de confiança e para validação.

2: Extrair o resíduo por meio de um processo de suavização da corrente de partida utilizando a REEA.

3: Aplicar a PCA em cada um dos sinais suavizados e obter as componentes de menor variância.

4: Estabelecer um limite de confiança.

5: Calcular a variância da segunda componente de cada sinal.

6: Diagnosticar presença de falha a partir da classificação dos sinais: se a variância calculada no item 5 estiver acima do valor limite o motor está com falha, caso contrário não há falha.

A. Extração do Resíduo

A média dos envelopes extremos robusta (Robust Extreme Envelope Averag-REEA) desenvolvida por [10] é uma técnica utilizada para minimizar o ruído, num processo em que a cada iteração alguns níveis de ruídos são eliminados. Edição do Texto

A REEA baseia-se em médias sucessivas entre os envelopes superior e inferior. Parte da energia do sinal que contém dados ruidosos (componentes de alta frequência) é perdida durante o processo médio. Este processo é interrompido através de um critério de parada onde estruturas importantes e necessárias do sinal sem ruído original ainda estão presentes.

A REEA segue os seguintes passos:

1: Extrair os máximos e mínimos locais dos sinais de corrente ruidosos.

2: Encontrar os envelopes superior e inferior, por um processo de interpolação dos pontos de máximos e mínimos locais.

3: Calcular a média entre os dois envelopes. Este novo sinal obtido representa o sinal suavizado.

4: As altas oscilações são obtidas realizando a diferença entre o sinal de corrente original e o sinal suavizado obtido em 3.

Neste trabalho, o critério de parada (Etapa 4) é baseado na Relação Sinal-Ruído - SNR, definida a priori entre o sinal original e o sinal suavizado. Enquanto o SNR é maior que um SNR de referência, o processo de suavização continua. Este valor de referência depende de cada aplicativo. Aqui, a informação de falha desejada está muito presente no resíduo correspondendo a um valor de SNR de aproximadamente 5dB.

C. Análise da Componente Principal

A PCA é uma técnica estatística que transforma linearmente um conjunto de variáveis originais em outro consideravelmente menor, de tal forma que, sob a nova representação, os novos conjuntos de dados não estão mutuamente correlacionados [11]. Como as componentes descrevem direções específicas no espaço de dados, cada componente é uma combinação linear de todas as variáveis originais.

Os eixos do novo sistema de coordenadas apontam para as direções de maior variação dos dados. As novas variáveis, denominados componentes principais são ordenadas por variância: A primeira componente representa a direção da maior variação dos dados, a direção do segundo componente representa o maior da variância restante ortogonal ao primeiro componente [12].

A PCA consiste em uma série de etapas:

1: Carregar os vetores de dados.

2: Subtrair a média dos sinais do conjunto de dados.

3: Calcular a matriz de covariância do conjunto de dados.

4: Encontrar o(s) autovetor(es) e autovalor(es) da matriz de covariância.

5: Projetar o conjunto dos componentes principais que são ordenadas por variância.

6: Analisar a segunda componente principal que representa a variância restante ortogonal à primeiro componente.

A PCA utilizada será bidimensional e, portanto contém duas componentes principais, mas pode ser naturalmente estendida para obter o número necessário de componentes que, em conjunto, abrangem o espaço cobrindo a quantidade desejada de variância.

A PCA será utilizada como uma abordagem para isolar características das componentes de falha e não como no seu contexto convencional para a redução de dimensionalidade.

A detecção de falha através da PCA é realizada a partir dos dois novos vetores criados da transformação nos dados originais de entrada: a primeira componente que contém informações correspondente à sistemática do processo/sistema, e a segunda componente carrega informações que não são relacionadas ao sistema, chamada de subespaço residual [14]. No caso de ocorrência de falha no motor as características irão se manifestar neste espaço residual.

D. Limiar

A análise da componente residual é uma etapa relevante no contexto deste trabalho, podendo ser realizada utilizando métodos estatísticos como, por exemplo, T^2 -Hotelling e Q -statistic [15], redes neurais artificiais [16], LDA [17], entre outros. Neste estudo uma análise da variância da segunda componente será utilizada para monitorar a falha.

Para o diagnóstico da falha é preciso analisar a distância entre os pontos de uma nova amostra com o seu provável valor estatístico. Estabelecer limite de confiança é uma maneira analítica de encontrar amostras que não seguem o padrão estatístico determinado, ou seja, valores que excedem o limite indica a ocorrência de falha, caso contrário, não há falha.

Para o cálculo deste limite deve ser separado um numero 'n' de sinais de corrente de partida do motor deve ser coletado. Em seguida, as etapas do procedimento geral para calcular os limiares é mostrado:

1: Extrair os 'n' resíduos: um para cada sinal.

2: Extrair os 'n' segundos componentes: um pra cada resíduo obtido.

3: Calcular as 'n' variâncias: uma pra cada segunda componente.

4: Calcular a média dos 'n' variâncias obtidas ($Média_{var}$)

O número 'n' de segundas componentes é arbitrário. No entanto, estatisticamente, há uma tendência a diminuir o desvio padrão do limite a partir de uma determinada quantidade de sinais. Espera-se que um maior número de sinais gere uma maior confiabilidade dos resultados. Para fins de monitoramento da falhas, conjuntos de 'n' segundas componentes devem ser adquiridos em diferentes períodos ao longo do dia.

IV. RESULTADOS

A. Simulações

Para a validação computacional da metodologia proposta foi utilizado uma máquina trifásica de 4 polos, potência 3HP, Tensão 220V, Velocidade 1724rpm e Corrente nominal 5,8A obtido em [18].

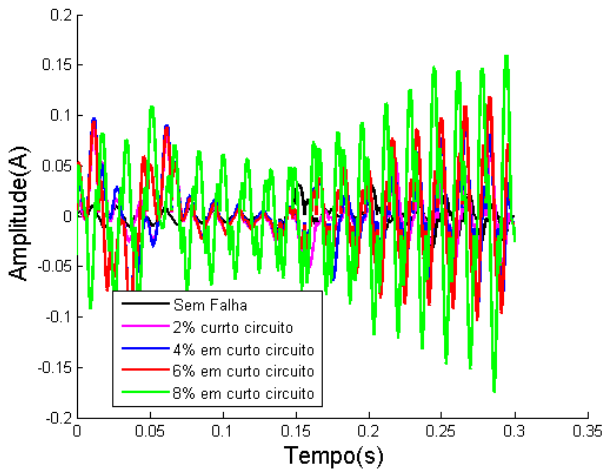
Optou-se pelos seguintes condições de simulação:

- Condições de carga: 30%, 75% e 100%.
- Percentual de espiras em curto: 2%, 4%, 6% e 8%.

Para cada condição de carga foram realizados 32 sinais de cada percentual de falha. Dos sinais sem falha 22 foram usados para calcular o limite e o restante para validação.

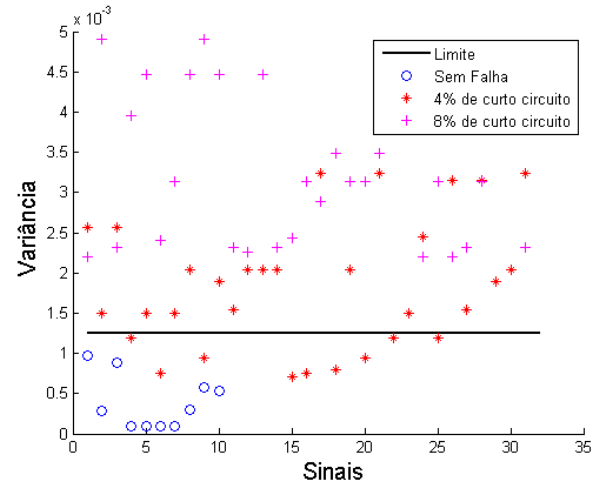
A Figura 3 mostra o segundo componente principal obtidas da simulação. Observa-se que a característica de falha fica mais nítida à medida que o percentual de espiras em curto aumenta.

Figura 3: Segunda componente principal do sinal de corrente sem falha, com 2%, 4%, 6% e 8% de espiras em curto. Resultados simulados.



A Figura 4 representa o teste de classificação com o motor operando em condição de carga nominal sem falha (10 sinais), 4% (32sinais) e 8% (32 sinais).

Figura 4: Classificação dos sinais sem falha, 4% e 8% de espiras em curto circuito. Resultados simulados.



A Tabela I mostra a classificação dos 32 sinais, em todas as condições de falhas e percentuais de carga definidos.

Tabela I: Classificação dos sinais de corrente em todas as condições pré-definidas. Resultados simulados.

Percentual de espiras em curto circuito	Percentual de carga		
	30%	75%	100%
3%	41,02	41,02	66,66
8%	53,84	56,41	76,92
13%	66,66	74,35	100
18%	94,87	100	100

B. Experimentais

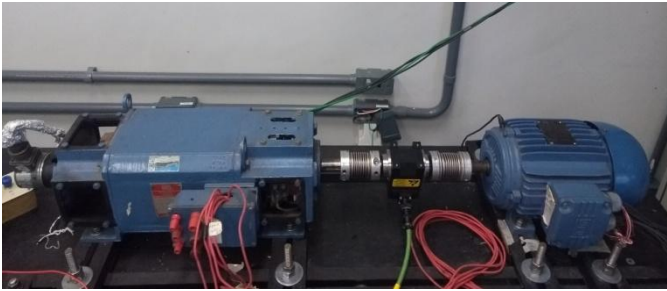
Para avaliar experimentalmente o desempenho da metodologia de detecção de falhas proposta, foi realizado testes utilizando um motor de indução trifásico, 4 polos, 3 HP, 220 V, 60 Hz, 8,7A, 1730 rpm.

Para a aquisição dos sinais de corrente, foi utilizada uma sonda de corrente (A622 AC / DC - 100 Hz Tectronix), uma placa de aquisição (NI PCI-4461 da National Instruments), frequência de amostragem de 10,24 kHz e tempo de gravação de 0,2 segundos.

Um gerador de corrente contínua forneceu uma bancada de resistência variável que controlava a carga mecânica do TIM. Um sensor de torque foi colocado entre o motor e o gerador para medir o torque de carga e garantir que seja aproximadamente 30% do torque nominal.

A falha foi fisicamente representada pela inserção de uma resistência entre duas bobinas, representando um baixo isolamento que corresponde a aproximadamente 5% de estator em curto-circuito. A Figura 5 mostra a bancada usada para os testes.

Figura 5: Bancada Experimental.



A Figura 6 mostra a segunda componente principal dos dados experimentais. Nota-se que assim como na simulação computacional, um aumento nas amplitudes das componentes que carregam a característica de falha em relação as que não tem falha.

A Figura 7 representa o teste de classificação com o motor operando em condição de carga nominal sem falha (10 sinais) e 5% (32sinais).

Apenas duas amostras se encontraram fora do modelo PCA indicando alarmes falsos positivos, e algumas amostras que deveriam caracterizar falhar indicaram falsos negativos.

A Tabela II mostra a classificação dos 32 sinais com falha e 10 sinais sem falha.

A análise PCA realizada nos resíduos extraídos da corrente transitória tem aumento significativo no percentual de sinais classificados corretamente.

Figura 6: Segunda componente principal do sinal de corrente sem falha, e com falha. Resultados experimentais.

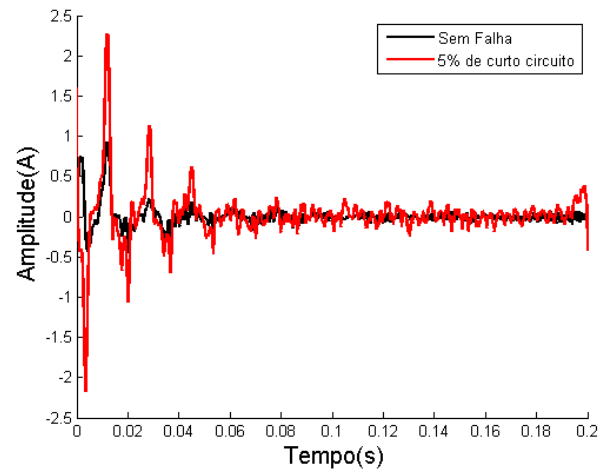


Figura 7: Classificação dos sinais sem falha e 5% de espiras em curto circuito. Resultados experimentais.

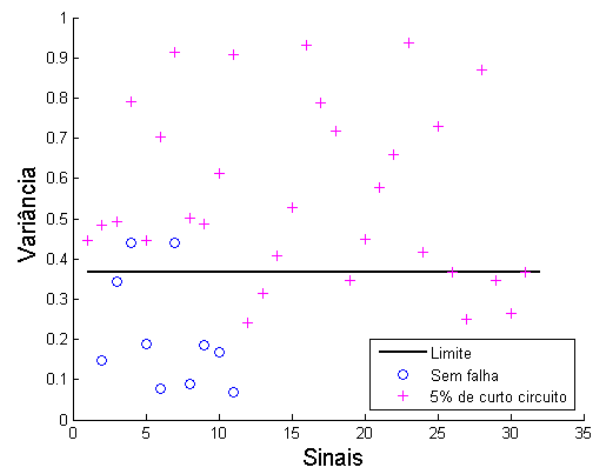


Tabela II: Classificação dos sinais de corrente em todas as condições pré-definidas. Resultados simulados.

Percentual de espiras em curto circuito	Sem Extração de resíduo	Com Extração de resíduo
5%	43,90	80,48

V. CONCLUSÕES

A metodologia proposta para diagnosticar o assimetria nas espiras do estator de motores de indução trifásicos mostrou-se adequada para a condição de um pequeno percentual de espiras em curto-circuito e operação com carga reduzida.

A técnica desenvolvida apresenta como vantagem a identificação de falhas de baixa intensidade mesmo com baixo nível de carga, tendo a possibilidade de aplicação da técnica quando o motor operar com cargas variáveis e/ou tiver um curto tempo de operação, além de não depender de um grande tempo de aquisição.

O monitoramento do Segundo Componente através da variância permite realizar a análise dos sinais e acompanhar a

evolução da falha somente no domínio do tempo, durante a execução de todo o processo.

REFERÊNCIAS

- [1] Ferreira, F. J., & de Almeida, A. T. (2016, September). Energy savings potential associated with stator winding connection mode change in induction motors. In *Electrical Machines (ICEM), 2016 XXII International Conference on* (pp. 2775-2783). IEEE.
- [2] CusidÓCusido, J., Romeral, L., Ortega, J. A., Rosero, J. A., & Espinosa, A. G. (2008). Fault detection in induction machines using power spectral density in wavelet decomposition. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55(2), 633-643.
- [3] Araújo, R. S., Rodrigues, R. A., de Paula, H., & Baccarini, L. M. R. (2010, November). Desgaste prematuro e falhas recorrentes dos rolamentos de um MIT: Estudo de caso. In *Industry Applications (INDUSCON), 2010 9th IEEE/IAS International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [4] Bonnett, A. H., & Yung, C. (2008). Increased efficiency versus increased reliability. *IEEE Industry Applications Magazine*, 14(1).
- [5] Boqiang, X., Heming, L., & Liling, S. (2003, October). Apparent impedance angle based detection of stator winding inter-turn short circuit fault in induction motors. In *Industry Applications Conference, 2003. 38th IAS Annual Meeting. Conference Record of the* (Vol. 2, pp. 1118-1125). IEEE.
- [6] Watson, J. F., & Paterson, N. C. (1998, October). Improved techniques for rotor fault detection in three-phase induction motors. In *Industry Applications Conference, 1998. Thirty-Third IAS Annual Meeting. The 1998 IEEE* (Vol. 1, pp. 271-277). IEEE.
- [7] Douglas, H., Pillay, P., & Ziarani, A. K. (2005). Broken rotor bar detection in induction machines with transient operating speeds. *IEEE transactions on energy conversion*, 20(1), 135-141.
- [8] Georgoulas, G., Mustafa, M. O., Tsoumas, I. P., Antonino-Daviu, J. A., Climente-Alarcon, V., Stylios, C. D., & Nikolakopoulos, G. (2013). Principal Component Analysis of the start-up transient and Hidden Markov Modeling for broken rotor bar fault diagnosis in asynchronous machines. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 7024-7033.
- [9] Baccarini, L. M. R., de Menezes, B. R., & Caminhas, W. M. (2010). Fault induction dynamic model, suitable for computer simulation: Simulation results and experimental validation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(1), 300-311.
- [10] Batista, F. B., & Silveira, M. E. (2012). *Noise Reduction on Beam Modes Using Extreme Envelope Average* (No. 2012-36-0633). SAE Technical Paper.
- [11] Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 2(1-3), 37-52.
- [12] Jolliffe, Ian T. *Principal component analysis and factor analysis. In: Principal component analysis*. Springer, New York, NY, 1986. 115-128.
- [13] Scholz, M. (2006). Approaches to analyse and interpret biological profile data.
- [14] Chiang, L. H., Russell, E. L., & Braatz, R. D. (2000). *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. Springer Science & Business Media.
- [15] Harrou, F., Ramahaleomiarantsoa, J. F., Nounou, M. N., & Nounou, H. N. (2016). A data-based technique for monitoring of wound rotor induction machines: A simulation study. *Engineering science and technology, an international journal*, 19(3), 1424-1435.
- [16] Palácios, R. H. C., Goedtel, A., Godoy, W. F., & Fabri, J. A. (2016). Fault identification in the stator winding of induction motors using PCA with artificial neural networks. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 27(4), 406-418.
- [17] Park, W. J., Lee, S. H., Joo, W. K., & Song, J. I. (2007, August). A mixed algorithm of PCA and LDA for fault diagnosis of induction motor. In *International Conference on Intelligent Computing* (pp. 934-942). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [18] Krause, P., Wasynczuk, O., Sudhoff, S. D., & Pekarek, S. (2013). *Analysis of electric machinery and drive systems* (Vol. 75). John Wiley & Sons.