

Neural Classification of Rotor Faults in Three-Phase Induction Motors using Electric Current Signals in the Frequency Domain

Classificação Neural de Falhas no Rotor em Motores de Indução Trifásicos por meio dos Sinais de Corrente Elétrica no Domínio da Frequência

Rodrigo Henrique Cunha Palácios^{1*}, Ivan Nunes da Silva², Wagner Fontes Godoy³

Resumo: Three-phase induction motors are widely used in different applications in the industry due to their robustness, low cost, and reliability. Untimely identification and correct diagnosis of incipient faults reduce cost and improve the maintenance management of these machines. This paper explores a new method for robust classification of rotor failures in three-phase induction motors (MITs) connected directly to the electrical network, operating in a steady-state, under unbalanced voltages and load conditions. Through an innovative methodology, an analysis of the electrical current signals from 1 hp and 2 hp motors in the frequency domain was performed. Such analysis was applied in constructing input matrices for a Multilayer Perceptron Neural Network (MLPNN) to detect faults. Furthermore, this methodology proved to be robust because the samples of the failing and healthy motors include voltage unbalance conditions in the electrical supply and a significant variation in the load applied to the motor shaft. Such load variation was used for the detection of failures of 1, 2, and 4 broken bars consecutively on the rotor and in the condition of 2 broken bars and 2 other broken bars diametrically opposite. The results were promising and were obtained using 847 real samples from an experimental bench used to construct the neural model and its respective validation.

Keywords: Motor Faults — FFT — Multilayer Perceptron — Artificial Neural Network

Resumo: Na indústria, os motores de indução trifásicos são amplamente utilizados em diferentes aplicações devido à sua robustez, baixo custo e confiabilidade. A identificação prematura e o diagnóstico correto de falhas incipientes contribuem para uma redução no custo e melhoram o gerenciamento de manutenção dessas máquinas. Neste artigo, exploramos um novo método para classificação robusta de falhas de rotores em motores de indução trifásicos (MITs) conectados diretamente à rede elétrica, operando em estado estacionário, sob tensões desequilibradas e condições distintas de carga. Através de uma metodologia inovadora, foi realizada uma análise dos sinais de corrente elétrica dos motores de 1 e 2 hp no domínio da frequência. Essa análise foi aplicada na construção de matrizes de entrada para uma Rede Neural Perceptron Multilayer (MLPNN) para detectar falhas. Além disso, essa metodologia mostrou-se robusta porque as amostras dos motores defeituosos e saudáveis incluem condições de desequilíbrio de tensão na alimentação elétrica e uma grande variação na carga aplicada ao eixo do motor. Essa variação de carga foi utilizada para a detecção de falhas de 1, 2 e 4 barras quebradas consecutivamente no rotor e na condição de 2 barras quebradas e 2 outras barras quebradas diametralmente opostas. Os resultados se mostraram promissores e foram obtidos utilizando 847 amostras reais de um banco de dados experimental, utilizado para a construção do modelo neural e sua respectiva validação.

Palavras-Chave: Falhas em Motores — FFT — Perceptron Multicamadas — Rede Neural Artificial

¹ Departamento Acadêmico de Computação, Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGI), Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio - Paraná, Brasil

² Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos - São Paulo, Brasil

³ Departamento Acadêmico de Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio - Paraná, Brasil

*Corresponding author: rodrigopalacios@utfpr.edu.br

DOI: <http://dx.doi.org/10.22456/2175-2745.124564> • Received: 16/05/2022 • Accepted: 26/12/2022

CC BY-NC-ND 4.0 - This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

1. Introdução

Os motores de indução trifásicos (MITs), na indústria, são os principais meios de transformação de energia elétrica em

mecânica motriz, característico por apresentar um baixo custo e robustez [1]. Entretanto, apesar destas máquinas serem robustas estão sujeitas a falhas que podem afetar diretamente

o seu desempenho.

Os MITs podem apresentar falhas de funcionamento que são divididas em dois grandes grupos: falhas elétricas e falhas mecânicas. Dentre as falhas elétricas, destacam-se os problemas relativos aos enrolamentos do estator, enrolamentos do rotor (presentes em alguns modelos de motores), barras quebradas no rotor, anéis quebrados no rotor, conexões, entre outras [2]. As falhas mecânicas podem ser oriundas de problemas de rolamentos, excentricidade, desgaste de acoplamento, desalinhamento, entre outros [3]. De acordo com [4] e [5], os rolamentos, os rotores e os estatores são responsáveis por 78-88% de incidência de falhas em MITs.

O rotor tipo gaiola dos motores de indução são constituídos por um conjunto de barras, totalmente interligadas, formando uma bobina curto-circuitada. Desta forma, tem-se a distribuição homogênea do fluxo magnético na peça. A quebra de barras do rotor pode ser provocada por vibração, desalinhamento, excentricidade, carga excessiva no eixo do motor [6, 7].

No momento em que o circuito apresenta uma barra quebrada, há uma disfunção característica do sistema, uma vez que a estrutura não está mais respondendo de maneira balanceada. Este desequilíbrio elétrico, que é criado devido a alguns pontos sem indução no rotor, pode causar níveis significativos de vibrações da máquina. Barras quebradas ou fissuradas são caracterizadas por vibração excessiva e ruídos principalmente na partida do motor. De acordo com [8], este tipo de defeito não leva o motor a uma pane imediata, ou seja, a máquina pode continuar com seu funcionamento mesmo que existam trincas e ruptura das barras. Entretanto, deve ser analisado o estado e a gravidade da quebra, visto que ela pode atingir outros elementos, causando assim maiores disfunções do equipamento. Os pesquisadores de todo mundo têm publicado pesquisas para identificação deste tipo de falha, como pode ser observado nos recentes trabalhos [9], [10], [11] e [12].

Visto a necessidade de manter os MITs funcionando com confiabilidade e baixo tempo de inatividade, é importante detectar a existência de um defeito de forma rápida, precisa e com facilidade. Contudo, pesquisadores estão a todo momento propondo alternativas para suprir esta carência, principalmente em relação à identificação dos diversos tipos de falhas suscetíveis aos motores e sobre as adversidades principalmente relacionadas à alimentação elétrica das máquinas, tais como os desequilíbrio das tensões, ruídos e harmônicos.

Os defeitos no rotor são comuns em MITs. As barras quebradas do rotor podem ser detectadas pela presença de frequências específicas no espectro da corrente do estator, usando um Método de Análise da Assinatura de Corrente (MCSA), por meio da *Discrete Fourier Transform* (DFT), conforme pode ser visto no trabalho de [13]. No entanto, há várias pesquisas relatadas na literatura, na qual pode-se destacar o trabalho recente de [14], em que foi proposta uma metodologia para detecção de barras quebradas do rotor e anel quebrado do MIT por meio da análise do espectro do sinal de corrente no domínio da frequência com Rede Neural Artificial

(RNA). Os resultados foram obtidos em seis diferentes tipos de defeitos no rotor, que são: uma barra quebrada, duas barras quebradas, três barras quebradas, um anel quebrado e um rotor em condições normais.

No trabalho de [15] foi realizada uma análise experimental de um MIT com rotor gaiola de esquilo alimentado a partir de um conversor de frequência industrial em diferentes velocidades e níveis de carga. O objetivo principal da pesquisa foi estudar experimentalmente a capacidade do método de usar a análise da assinatura da corrente do motor para diagnosticar a ocorrência de barras quebradas do rotor.

Na pesquisa apresentada por [16] também foi apresentado um método para identificação de defeitos no rotor com barras quebradas em MITs. Para isso, foi utilizada como base a transformada *Wavelet* da corrente do estator. O método permite diagnosticar a ocorrência e determinar o número de barras quebradas em diferentes cargas. Também, devido à aptidão da transformada *Wavelet* em condições transientes, é possível detectar o referido defeito durante a partida do motor. Os resultados experimentais mostram dados obtidos com MITs com 1, 2, 3 e 4 barras quebradas do rotor com carga nominal. O motor com quatro barras quebradas também foi experimentado sem carga, com 33%, 66%, 100% e 133% da carga nominal aplicado ao seu eixo. No referido trabalho, também foi empregado o método de elementos finitos para modelar os defeitos nas barras quebradas em MITs.

Os autores do trabalho [17] propuseram uma nova abordagem que identifica barras quebradas no rotor de um motor de indução sob diferentes condições de carga com base em coeficientes *Wavelet* da corrente do estator em uma faixa de frequência específica. Neste trabalho, os autores destacam que o aumento do número de barras quebradas e os níveis de carga aumentam a amplitude dos componentes particulares da banda lateral das correntes do estator em caso de defeito. As grandezas - corrente do estator, velocidade do rotor e conjugado - são utilizadas para demonstrar a relação entre esses parâmetros e a gravidade da barra quebrada do rotor. Um motor de indução com 1, 2 ou 3 barras quebradas no rotor é utilizado, sob adversidade da variação de carga no eixo do motor. Por fim, este trabalho também avalia a gravidade do defeito no rotor com base nos dados originados da corrente do estator e velocidade do rotor.

Na pesquisa apresentada em [18], os autores propuseram o uso do MCSA para detectar falha de barra de rotor de uma máquina de indução sob várias condições de velocidades e cargas. Neste método proposto, baseado no pré-processamento espectral da corrente do estator, é seguido pela decomposição subespacial da matriz de autocorrelação de sinais para detectar bandas laterais de baixa amplitude. Posteriormente, o filtro de *Kalman* é usado para estimar e rastrear o componente fundamental da corrente do estator. Este componente é subtraído da corrente de estator medida a cada passo de tempo gerando um sinal resultante com um componente fundamental muito baixo ou insignificante. A partir das informações geradas, o método distingue situações de falhas. Os resultados experimentais

apresentam índices promissores.

Os autores do trabalho [19], realizaram testes experimentais para validar o espectro de corrente de sequência zero a fim de detectar as assimetrias do rotor. Nesta pesquisa, um motor saudável, um com uma barra de rotor quebrada e um com duas barras de rotor quebradas foram utilizados no experimentos. Os motores foram testados sob diferentes níveis de tensão e com diferentes cargas mecânicas. Segundo os pesquisadores, este trabalho apresenta pela primeira vez experimentalmente que esta abordagem oferece maior potencial de diagnóstico do que o MCSA tradicional.

Recentemente, no trabalho [9], os autores propuseram um algoritmo alternativo para detectar falhas de barras quebradas no rotor em motores de indução utilizando a técnica análise de assinatura de corrente do motor aplicando dois filtros de *Taylor-Kalman* (TK) em cascata com um esquema de subamostragem. Segundo os pesquisadores, a aplicação destes filtros TK em cascata permitiram estimar frequências mais baixas com menor carga computacional. Os resultados de precisão e redução de custo computacional se mostraram promissoras.

Com o intuito de contribuir para a área de pesquisa em identificação de falhas incipientes em motores elétricos, este artigo tem como objetivo principal a aplicação de uma nova abordagem computacional inteligente para identificar falha no rotor em MITs. Para todas as situações investigadas, o sistema tem como parâmetros de entrada as correntes trifásicas de alimentação da máquina no domínio da frequência, considerando adversidades no funcionamento do motor como desequilíbrio assimétrico das tensões na alimentação elétrica da máquina e ampla variação da carga mecânica aplicada ao eixo do motor. No pré-processamento, os sinais das fases das correntes do motor são submetidas a uma *Fast Fourier Transform* (FFT) e somadas, então extraído o sinal na faixa de 20 a 50 Hz e, posteriormente, essas amostras são aplicadas a uma RNA do tipo Perceptron Multicamadas (MLP - *Multilayer Perceptron*).

Este artigo está dividido em cinco seções. Na Seção 1 é apresentada a introdução e uma revisão da literatura com importantes trabalhos da área. Na Seção 2 são apresentados os aspectos resumidos sobre RNA. Na Seção 3 é apresentada a metodologia da pesquisa desenvolvida neste trabalho. Os resultados experimentais são apresentados na Seção 4 e, finalmente, na Seção 5 as conclusões e discussões finais são apresentadas.

2. Redes neurais artificiais

As RNAs são sistemas computacionais inteligentes com capacidade de aprendizado e generalização aplicados em diversos tipos de problemas na engenharia. Tais redes são caracterizadas como modelos computacionais, com propriedades particulares, cujas principais características estão na capacidade de operação em paralelo. Esta estruturas não requerem conhecimento *a priori* de eventuais modelos matemáticos que descrevem o comportamento das aplicações e são sistemas

inspirados no cérebro humano que possuem habilidades de aprender a partir da experiência.

Neste trabalho, é explorado o tipo de MLP para a identificação das falhas em MITs. Na área de pesquisa em máquinas elétricas, o uso das RNA tem sido tema de pesquisas recentes. São vários os enfoques, tais como controle, estimativa de parâmetros e detecção de defeitos, bem como determinação do comportamento de carga em regime permanente, conforme observado nas recentes pesquisas apresentadas em [5, 6, 20–27].

A rede MLP é aquela em que os neurônios são organizados em camadas. A característica principal das redes em camadas é a presença de uma ou mais camadas escondidas, as quais são responsáveis pela extração e armazenamento de conhecimentos associados a alguma aplicação específica.

Neste tipo de rede, o fluxo de dados das entradas para as saídas segue estritamente em uma única direção, isto é, existem apenas ligações entre as saídas dos nós de um nível inferior para as entradas dos nós de um nível superior, não existindo conexões entre os elementos de um mesmo nível. Redes em camadas são utilizadas em várias aplicações, tais como: aproximação de funções, reconhecimento de padrões, otimização de sistemas, controle de processos, entre outras [28].

O treinamento ou processo de aprendizagem de uma RNA consiste em ajustar os pesos sinápticos (matriz de pesos W) de forma que a aplicação de um conjunto de entradas produza um conjunto de saídas desejadas. O treinamento supervisionado das RNA que formam as redes *Perceptron* utilizadas neste trabalho é baseado no algoritmo de aprendizagem *back-propagation* [28]. As funções Erro Quadrático ($E(k)$) e Erro Quadrático Médio (E_M), os quais são utilizadas como critérios de desempenho e de parada do processo de treinamento.

3. Metodologia

Considerando que esta pesquisa tem como finalidade a identificação de falhas no rotor, assim como perceber o funcionamento do motor de forma saudável, foi proposta inicialmente uma metodologia que utiliza dados experimentais e que reproduz o funcionamento desta máquina em condições de campo. Consequentemente, o processamento de dados oriundos da corrente do estator são adquiridas e processadas por meio de uma metodologia inovadora, conforme é especificada nesta seção.

Na Fig. 1 é apresentado o fluxograma que exemplifica resumidamente as ações para o tratamento dos sinais de corrente. Por meio da bancada de testes, os dados experimentais referentes às correntes são obtidos diretamente dos motores. As características dos motores utilizados neste trabalho são apresentados na Tabela 1. As correntes do estator foram obtidos de dois MITs de 1 hp e 2 hp, ambos com 4 pólos, conforme apresentados na Tabela 2. Nesta pesquisa, o desequilíbrio de tensão aplicado na alimentação da máquina variou $\pm 8\%$ do valor nominal. A variação da carga mecânica aplicada no eixo

do motor foi de 0,5 - 6,0 N.m para o motor de 1 hp e de 0.5 - 9,0 N.m para o motor de 2 hp.

Os sinais de corrente foram adquiridas por meio de uma placa de condicionamento de sinais modelo USB-6221 da *National Instruments* e operado pelo *software* Matlab a uma taxa de aquisição de 25000 amostras por segundo. O sinal da corrente do estator é então condicionado pelo sistema de aquisição, no qual são usados sensores do tipo *Hall* na faixa de ± 10 V.

Para a realização dos testes com defeitos nos motores, foram realizados 847 aquisições referentes aos motores de 1 e 2 hp (Motores 1 e 2). Para o motor de 1 hp, foram realizados 110 ensaios com motor saudável, 240 ensaios com o motor com defeito no rotor, especificamente, problemas de barras quebradas conforme a seguinte configuração: 1 barras quebrada; 2 barras quebradas consecutivas; 4 barras quebradas consecutivas e; 2 barras quebradas e mais 2 barras quebradas diametralmente opostas.

Para a reprodução de defeitos relacionados às falhas supracitadas, inferindo numa situação real experimental de problemas ocorridos no campo de trabalho, utilizou-se os procedimentos detalhados no trabalho [25] realizados em laboratório de pesquisa.

Em posse dos dados adquiridos, utilizou-se a FFT para a obtenção do espectro do sinal no domínio da frequência de cada fase por amostra e em seguida efetuou-se a soma destas correntes para a aplicação do algoritmo para extrair os dados da faixa de frequência de 20 - 50 hz. Por meio de uma análise gráfica, verificou-se visualmente em algumas amostras um comportamento distinto no sinal da falha estudada em relação aos dados do motor saudável. Na Fig. 2 podem ser observadas duas amostras sendo uma com falha e outra oriunda de um motor saudável após a aplicação do algoritmo FFT. Salienta-se que para cada amostra foi definido o seu padrão correspondente para a construção de uma matriz do conjunto de dados para treinamento e validação do modelo inteligente.

Tabela 1. Características dos MITs utilizados nos experimentos.

Parâmetros	Motor 1	Motor 2
Fabricante	WEG	WEG
Potência	1 hp	2 hp
Pólos	4	4
Ranhuras	36	36
Rendimento	Alto	Alto

Tabela 2. Limites das tensões e conjugado de carga para aquisição dos dados: motores de 1 e 2 hp.

$\%V_a$	$\%V_b$	$\%V_c$	1 hp (N.m) Motor 1	2 hp (N.m) Motor 2
100	100	100	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0
92	100	100	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0
100	108	100	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0
92	100	108	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0

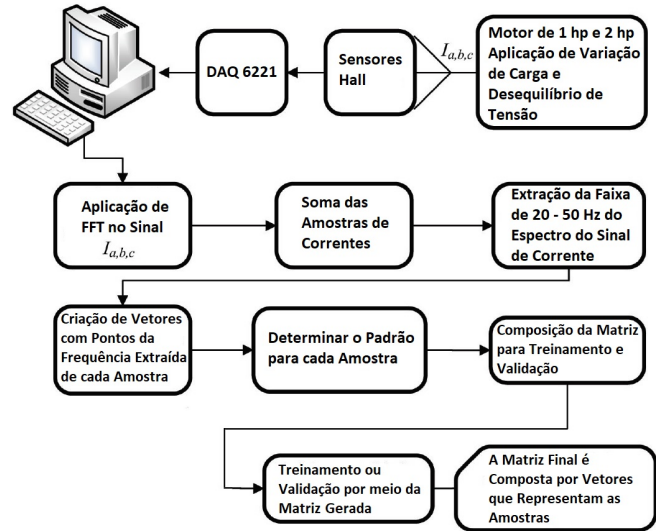


Figura 1. Fluxograma das ações para a aquisição e tratamento de sinais.

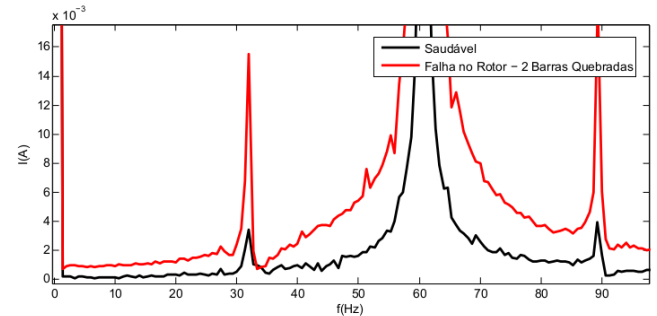


Figura 2. Sinais no domínio da frequência das correntes em sobreposição de situações do motor com falha de 2 barras quebradas no rotor e saudável que é subsídio para a composição da amostra de entrada do modelo classificador.

Uma vez adquiridos os dados brutos e extraídos a faixa de 20 a 50 Hz do espectro do sinal das correntes representam 30 valores de frequência que são aplicados como variáveis de entrada das RNA.

Neste artigo, a RNA foi implementada no software Matlab. Em todas as situações testadas, a arquitetura neural foi padronizada com 30 entradas, com uma única camada oculta com 15 neurônios e função de ativação sigmoide para todos os neurônios. Entretanto, no caso da multiclassificação, foram utilizados 5 neurônios na camada de saída e na classificação simples apenas 1 neurônio. A RNA foi treinada usando amostras com falhas no rotor e em situação saudável. O treinamento supervisionado foi apoiado pelo algoritmo *Backpropagation* e o peso sináptico foi iniciado com valores aleatórios, com taxa de aprendizagem $\eta = 0.2$ e precisão $\epsilon = 10^{-6}$.

No modelo treinado para classificação simples, a RNA convergiu com 349 épocas no treinamento com dados do Motor 1 e 411 épocas para treinamento com dados do Motor 2. Por outro lado, no modelo treinado para multiclassificação, a RNA convergiu com 611 épocas com dados do Motor 1 e 739

épocas para treinamento com dados do Motor 2. O modelo neural construído e validado para o Motor 1 utilizaram-se 240 amostras com falhas no rotor com 1, 2, 4 e 2 barras diametralmente opostas a outras duas, somadas a outras 110 amostras originadas do motor saudável. Por outro lado, o Motor 2 utilizando-se das mesmas características de falhas do outro motor, utilizou-se de 437 amostras com falhas e 60 amostras do motor saudável.

Para cada teste de reconhecimento da falha, os dados pré-processados foram divididos em dois grupos de amostras de motores com falhas e saudáveis: treinamento e validação. Para todos os testes, foi utilizado o método de validação cruzada *k-folds*, com 10 subconjuntos para treinamento e validação. O conjunto amostral original é dividido aleatoriamente em *k* subconjuntos. Dos *k* subconjuntos, um único subconjunto é mantido como a validação dos dados para testar o modelo, os restantes *k-1* subconjuntos são utilizados como dados de treinamento. O processo de validação cruzada é repetida *k* vezes, com cada um dos subconjuntos *k*. Ao final do processo da validação cruzada, calculou-se a precisão sobre os erros encontrados, proporcionando uma medida mais confiável sobre a capacidade do modelo classificador.

4. Resultados Experimentais

Os resultados experimentais relativos à identificação de defeitos no rotor e motores em condições saudáveis são apresentados nesta seção. Todas as amostras testadas são oriundas de ensaios em bancada de laboratório e tratadas por meio de um módulo computacional. Tais amostras foram divididas em lotes de treinamento e validação, atentado-se que nenhuma amostra de sinal apresentada na validação foi inclusa no treinamento. Salienta-se que também foram observados resultados com dois tipos motores com potências distintas operando em situações diversas tais como com alimentação de tensões desequilibradas, baixa carga e sobrecarga no eixo do motor. Ademais, foram avaliadas determinadas severidades ou gravidades da falha nos motores observados.

4.1 Classificação Simples de Falha no Rotor

Neste primeiro teste, são apresentados os resultados de classificação de falha no rotor ou em motor em condições saudáveis, sem avaliar a severidade. Neste caso, na Tabela 3, os dados gerais do processamento das 350 amostras do motor de 1 hp e 497 amostras do motor de 2 hp são apresentados. Percebe-se que todas as amostras originadas dos motores testados foram corretamente classificadas na sua devida classe, sem falsos positivos e falsos negativos, conforme pode ser observado na matriz de confusão disposta nas Tabelas 4 e 5.

Nas Figuras 3 e 4 são apresentadas graficamente a distribuição amostral da classificação das amostras em forma de densidade.

4.2 Determinação da severidade do rotor

Os testes da severidade da falha no rotor foram executadas por meio de 350 amostras oriundas do motor de 1 hp divididas

Tabela 3. Resultado dos teste de multiclassificação para identificar falhas de estator, rolamento, rotor e motor saudável com motores de 1 e 2 hp.

Potência do motor	1 hp	2 hp
Tempo para construção do modelo	3.84 s	5.77 s
Número de instâncias	350	497
Instâncias classificadas corretamente	100	100
Estatística Kappa	1	1
Erro absoluto médio	0.001	0.002
Erro quadrático médio	0.003	0.004
Erro absoluto relativo(%)	0.525	0.675
Erro quadrático relativo (%)	0.797	0.887

Tabela 4. Matriz de confusão dos teste de multiclassificação para identificar falhas no rotor e motor saudável com motor de 1 hp.

Classe - Motor - 1 hp	0	1
Saudável	110	0
Falha no Rotor	0	240

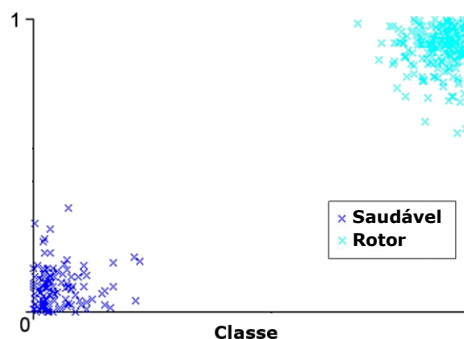


Figura 3. Gráfico com os erros de classificação no espaço amostral de falhas no rotor e motor saudável de 1 hp.

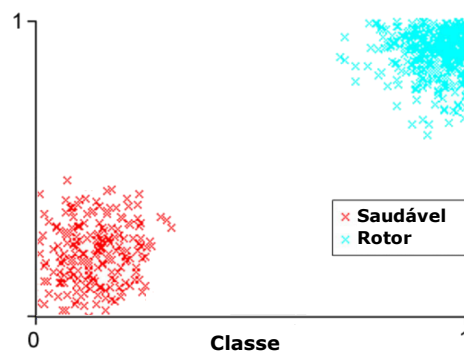


Figura 4. Gráfico com os erros de classificação no espaço amostral de falhas no rotor e motor saudável de 2 hp.

em 240 amostras com 1, 2 e 4 barras quebras consecutivas e 2 barras quebradas consecutivas e outras duas diametralmente opostas, somado a 110 amostras de motor saudável. No caso do motor de 2 hp, foram testadas 437 amostras com as mesmas severidades de falhas exploradas no motor de 1 hp. Contudo, neste motor foram utilizadas 60 amostras do motor saudável,

Tabela 5. Matriz de confusão dos teste de multiclassificação para identificar falhas no rotor e motor saudável com motor de 2 hp.

Classe - Motor - 2 hp	0	1
Saudável	60	0
Falha no Rotor	0	437

tendo um total de 497 amostras.

Na Tabela 6 são apresentados os resultados com os testes de multiclassificação para identificação das severidades de falhas de rotores dos motores de 1 e 2 hp. Neste contexto, observou-se que houve 70% e 57.34% de acurácia dos respectivos motores testados.

Complementando a análise destes resultados, na Tabela 7 é apresentada a matriz de confusão da multiclassificação das falhas no rotor do motor de 1 hp. As amostras com condição de funcionamento saudável foram 100% classificadas corretamente e que houveram alguns erros de classificação entre os tipos de falhas mas com um percentual de acerto maior disposto na diagonal principal da matriz.

Tabela 6. Resultados dos teste de multiclassificação para identificar a severidade de falhas no rotor do motor de 1 e 2 hp.

Potência do motor	1 hp	2 hp
Tempo para construção do modelo	4.16 s	5.54 s
Número de instâncias	350	497
Instâncias classificadas corretamente	70	57.34
Estatística Kappa	0.61	0.51
Erro absoluto médio	0.124	0.199
Erro quadrático médio	0.307	0.328
Erro absoluto relativo (%)	39.63	62.81
Erro quadrático relativo (%)	77.73	82.42

Tabela 7. Matriz de confusão dos teste de multiclassificação para identificar a severidade de falhas no rotor com motor de 1 hp.

Classe - Motor - 1 hp	0	1	2	3	4
Saudável	110	0	0	0	0
1 barra quebrada	0	31	8	6	15
2 barras quebradas	0	9	30	17	4
4 barras quebradas	0	10	14	33	3
212 barras quebradas	0	10	4	5	41

Complementarmente, na Tabela 8 é apresentada a matriz de confusão da multiclassificação para identificar a severidade de falhas no rotor com motor de 2 hp. Os resultados também apresentam 100% de classificações corretas das amostras oriundas do motor saudável. As falhas com 2 e 212 barras quebradas definiram melhor a gravidade na classificação.

Tabela 8. Matriz de confusão dos teste de multiclassificação para identificar a severidade de falhas no rotor com motor de 2 hp.

Classe - Motor - 2 hp	0	1	2	3	4
Saudável	60	0	0	0	0
1 barra quebrada	0	33	32	34	11
2 barras quebradas	0	11	82	13	4
4 barras quebradas	0	31	31	29	19
212 barras quebradas	0	13	5	8	81

5. Conclusão

A identificação correta dos defeitos nos MITs, considerando a variação de carga e tensões desequilibradas por meio de dados das respectivas correntes, procura fornecer: (a) segurança nos processos de tomada de decisão; (b) redução dos custos de manutenção e; (c) aumento da disponibilidade do funcionamento do motor, no caso de uma aplicação real.

Esta pesquisa teve como objetivo apresentar uma nova metodologia para pré-processar os sinais de correntes do motor no domínio da frequência e criar um mecanismo inteligente para reconhecer padrões de defeitos em MITs, com alimentação senoidal.

Por meio da análise dos resultados obtidos, pode-se constatar que estes se mostraram aplicáveis para determinação de defeitos no rotor a partir de dados somente das correntes dos MITs, com sinais no domínio da frequência para simplificar o número de variáveis de entrada do modelo inteligente, proporcionando acurácia de 100% nos testes de classificação simples de falha ou não-falha com dados dos motores de 1 e 2 hp.

Foram também realizados testes para determinar a severidade das falhas de barras quebradas no rotor com quatro variações: 1 barra quebrada, 2 barras quebradas consecutivas, 4 barras quebradas consecutivas e 2 barras quebradas consecutivas com mais 2 barras quebradas consecutivas diametralmente opostas as outras. Neste testes, constatou-se que não há falsos negativos e falsos positivos significantes mas uma certa imprecisão na determinação do tipo de gravidade. Contudo, os resultados se mostraram promissores para auxiliar na manutenção preventiva dos MITs.

Como futuros trabalhos, projeta-se a aplicação desta metodologia de pré-processamento no reconhecimento de outros tipos de falhas que comumente ocorrem em motores elétricos, assim como testar e aplicar algoritmos para reduzir a dimensão e complexidade da RNA a fim de construir uma solução embarcada em hardware, além de testar variações das configurações dos hiperparâmetros da RNA.

Agradecimentos

Os autores agradecem as contribuições da Universidade Tecnológica Federal do Paraná por seu apoio financeiro e estrutural no desenvolvimento desta pesquisa.

Contribuições dos autores

Todos os autores concordaram com a versão final do artigo para submissão. Os autores Rodrigo Henrique Cunha Palácios e Wagner Fontes Godoy elaboram o protocolo para a emulação das falhas nos rotores dos motores, fizeram a aquisição dos dados e colaboraram na construção dos algoritmos de pré-processamento dos dados, treinamento e validação do modelo adotado na pesquisa. O autor Ivan Nunes da Silva colaborou no refinamento dos algoritmos de pré-processamento, treinamento e validação do modelo. O texto foi elaborado com a colaboração de todos os autores. A revisão final foi feita pelo autor Rodrigo Henrique Cunha Palácios.

References

- [1] BAZAN, G. H. et al. Stator short-circuit diagnosis in induction motors using mutual information and intelligent systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, USA, v. 66, n. 4, p. 3237–3246, April 2019.
- [2] YEH, C.-C.; DEMERDASH, N. A. O. Induction motor-drive systems with fault tolerant inverter-motor capabilities. In: *2007 IEEE International Electric Machines & Drives Conference*. USA: IEEE, 2007. v. 2, p. 1451–1458.
- [3] SINGH, G.; KAZAZ, S. A. S. A. Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research - a survey. *Electric Power Systems Research*, New York, USA, v. 64, n. 2, p. 145 – 158, February 2003.
- [4] KONAR, P.; CHATTOPADHYAY, P. Bearing fault detection of induction motor using wavelet and support vector machines (svms). *Applied Soft Computing*, Netherlands, v. 11, n. 6, p. 4203–4211, 2011.
- [5] ERTUNC, H.; OCAK, H.; ALIUSTAOGLU, C. Ann- and anfis-based multi-staged decision algorithm for the detection and diagnosis of bearing faults. *Neural Computing and Applications*, London, United Kingdom, v. 22, n. 1, p. 435–446, May 2013.
- [6] GODOY, W. F. et al. Application of intelligent tools to detect and classify broken rotor bars in three-phase induction motors fed by an inverter. *IET Electric Power Applications*, USA, v. 10, n. 5, p. 430–439, May 2016.
- [7] GODOY, W. F. et al. An application of artificial neural networks and pca for stator fault diagnosis in inverter-fed induction motors. In: *2016 XXII International Conference on Electrical Machines (ICEM)*. USA: IEEE, 2016. p. 2165–2171.
- [8] PALÁCIOS, R. H. C. et al. A novel multi-agent approach to identify faults in line connected three-phase induction motors. *Applied Soft Computing*, Netherlands, v. 45, p. 1–10, August 2016.
- [9] TRUJILLO-GUAJARDO, L. A. et al. A multiresolution taylor-kalman approach for broken rotor bar detection in cage induction motors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, USA, v. 67, n. 6, p. 1317–1328, June 2018.
- [10] IGLESIAS-MARTINEZ, M. E. et al. Detection of nonadjacent rotor faults in induction motors via spectral subtraction and autocorrelation of stray flux signals. *IEEE Transactions on Industry Applications*, USA, v. 55, n. 5, p. 4585–4594, September 2019.
- [11] DIAS, C. G.; Da Silva, L. C.; Alves, W. A. L. A histogram of oriented gradients approach for detecting broken bars in squirrel cage induction motors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, USA, v. 69, n. 9, p. 6968–6981, September 2020.
- [12] SABOURI, M. et al. Model-based unified technique for identifying severities of stator inter-turn and rotor broken bar faults in scims. *IET Electric Power Applications*, USA, v. 14, n. 2, p. 204–211, January 2020.
- [13] BENBOUZID, M. E. H. A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, USA, v. 47, n. 5, p. 984–993, October 2000.
- [14] ARABACI, H.; BILGIN, O. Automatic detection and classification of rotor cage faults in squirrel cage induction motor. *Neural Computing and Applications*, London, United Kingdom, v. 19, n. 5, p. 713–723, July 2010.
- [15] YAHIA, K. et al. Broken rotor bars diagnosis in an induction motor fed from a frequency converter: experimental research. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, London, United Kingdom, v. 3, n. 1, p. 40–46, March 2012.
- [16] EBRAHIMI, B. M. et al. Novel indices for broken rotor bars fault diagnosis in induction motors using wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, United Kingdom, v. 30, n. 0, p. 131–145, July 2012.
- [17] SHI, P. et al. A new diagnosis of broken rotor bar fault extent in three phase squirrel cage induction motor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, United Kingdom, v. 42, p. 388 – 403, January 2014.
- [18] NAHA, A. et al. A method for detecting half-broken rotor bar in lightly loaded induction motors using current. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, USA, v. 65, n. 7, p. 1614–1625, July 2016.
- [19] GYFTAKIS, K. N. et al. Comparative experimental investigation of broken bar fault detectability in induction motors. *IEEE Transactions on Industry Applications*, USA, v. 52, n. 2, p. 1452–1459, March 2016.
- [20] ZAREI, J.; TAJEDDINI, M. A.; KARIMI, H. R. Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter. *Mechatronics*, United Kingdom, v. 24, n. 2, p. 151–157, March 2014.
- [21] BOSSIO, J. M.; ANGELO, C. H.; BOSSIO, G. R. Self-organizing map approach for classification of mechanical and rotor faults on induction motors. *Neural Computing and*

- Applications*, London, United Kingdom, v. 23, n. 1, p. 41–51, July 2013.
- [22] SEERA, M. et al. Application of the fuzzy min max neural network to fault detection and diagnosis of induction motors. *Neural Computing and Applications*, London, United Kingdom, v. 23, n. 1, p. 191–200, December 2013.
- [23] SEERA, M. et al. Offline and online fault detection and diagnosis of induction motors using a hybrid soft computing model. *Applied Soft Computing*, Amsterdam, Netherlands, v. 13, n. 12, p. 4493–4507, December 2013.
- [24] TRAN, V. T. et al. An application to transient current signal based induction motor fault diagnosis of fourier bessel expansion and simplified fuzzy artmap. *Expert Systems with Applications*, United Kingdom, v. 40, n. 13, p. 5372–5384, October 2013.
- [25] PALÁCIOS, R. H. C. et al. A comprehensive evaluation of intelligent classifiers for fault identification in three-phase induction motors. *Electric Power Systems Research*, Netherlands, v. 127, p. 249 – 258, October 2015.
- [26] PALÁCIOS, R. H. C. et al. Diagnosis of stator faults severity in induction motors using two intelligent approaches. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, USA, v. 13, n. 4, p. 1681–1691, August 2017.
- [27] LOPES, T. D. et al. Bearing fault identification of three-phase induction motors bases on two current sensor strategy. *Soft Computing*, Germany, v. 21, n. 22, p. 6673–6685, November 2017.
- [28] HAYKIN, S. O. *Neural Networks and Learning Machines*. 3. ed. USA: Prentice Hall, 2008.