

Manutenção Preditiva de Motores Elétricos com Inteligência Artificial

Estêvão Ramiro Rômbola da Silva¹, Augusto Foronda², Rui T. Yoshino³

RESUMO

Atualmente, os motores elétricos desempenham um papel fundamental na sociedade, encontrando aplicações diárias na indústria, em automóveis e em eletrodomésticos. No entanto, seu funcionamento inadequado pode ter consequências graves, afetando a operacionalidade industrial e gerando erros no transporte de materiais. Para abordar essa problemática, reconheceu-se a importância de identificar as principais causas de falhas nos motores elétricos, bem como analisar o potencial das técnicas de aprendizado de inteligência artificial (IA) e os benefícios que poderiam ser obtidos por meio de sua implementação correta. Este artigo realiza uma revisão bibliográfica utilizando o método "Bola de Neve", o que permitiu identificar nove artigos relevantes no campo de estudo. Além disso, foi realizado uma análise de conteúdo de cada artigo encontrado para compreender a relação entre a IA e os motores elétricos. O trabalho discute vários aspectos-chave relacionados ao funcionamento e manutenção dos motores elétricos, fazendo especial ênfase em variáveis como temperatura, ruído e rolamento, entre outros. Foi destacado que as principais técnicas utilizadas para lidar com esses tipos de falhas são CNN, KNN para o gerenciamento de temperatura, CNN para controlar o ruído e BP-ANN para o manejo do rolamento. Além disso, sugere-se que outras técnicas relevantes serão detalhadas no desenvolvimento do trabalho. Ficou evidenciado que os principais benefícios derivados da implementação dessas técnicas incluem a redução de custos nos processos, a diminuição de perdas de produtos devido a falhas nos motores, a minimização do tempo de inatividade das máquinas e, por fim, um aumento na qualidade dos produtos entregues aos clientes.

PALAVRAS-CHAVE: machine learning, manutenção preditiva, motores elétricos.

ABSTRACT

Currently, electric motors play a fundamental role in society, finding daily applications in industry, automobiles and household appliances. However, its inadequate functioning can have serious consequences, affecting industrial operability and generating errors in the transport of materials. To address this issue, the importance of identifying the main causes of failures in electric motors was recognized, as well as analyzing the potential of artificial intelligence (AI) learning techniques and the benefits that could be obtained through their correct implementation. This article carries out a bibliographical review using the "Snowball" method, which allowed the identification of nine relevant articles in the field of study. Furthermore, a content analysis was carried out on each article found to understand the relationship between AI and electric motors. The work discusses several key aspects related to the operation and maintenance of electric motors, with special emphasis on variables such as temperature, noise and bearing, among others. It was highlighted that the main techniques used to deal with these types of failures are CNN, KNN for temperature management, CNN for noise control and BP-ANN for bearing management. Furthermore, it is suggested that other relevant techniques will be detailed in the development of the work. It was evident that the main benefits derived from the implementation of these techniques include the reduction of process costs, the reduction of product losses due to engine failures, the minimization of machine downtime and, finally, an increase in product quality. delivered to customers.

KEYWORDS: machine learning, electric motors, predictive maintenance.

¹ Discente no curso de Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Ponta Grossa, Ponta Grossa, Paraná, Brasil. E-mail: estevaosilva@alunos.utfpr.edu.br. ID Lattes: 9742862560094804

² Docente no Departamento Acadêmico de Informática. Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Ponta Grossa, Ponta Grossa, Paraná, Brasil. E-mail: foronda@utfpr.edu.br. ID Lattes: 7103296555987124.

³ Docente no Departamento Acadêmico de Engenharia de Produção. Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Ponta Grossa, Ponta Grossa, Paraná, Brasil. E-mail: ruiyoshino@utfpr.edu.br. ID Lattes: 1374012206166960.

1 Introdução

A aplicação de inteligência artificial (IA) pode ser altamente benéfica ao utilizar dados de testes para estabelecer correlações entre padrões de envelhecimento e comportamento específico. Esse processo de retroalimentação enriquece os modelos de IA com *insights* previamente desconhecidos por especialistas humanos, potencialmente resultando em uma categorização mais precisa de falhas. Diminuindo os custos das empresas, fornecendo o melhor serviço e produto ao consumidor. Todos esses desafios e as oportunidades de aprimoramento oferecidas pela IA servem como base motivadora para o desenvolvimento de uma arquitetura avançada de testes.

Essa arquitetura deve ser escalável e reutilizável, construída por meio da colaboração entre especialistas em motores elétricos. Sendo responsáveis por compreender os mecanismos de falha, provocados por erros mecânicos ou elétricos, juntamente de suas soluções.

Profissionais em Internet das Coisas (IoT) e big data, responsáveis pelo design da estrutura de dados para reduzir taxas de falhas e permitir detecção precoce de falhas de desgaste constante. Além disso, especialistas em IA também desempenham um papel crucial ao planejar o fluxo de trabalho da IA, selecionando, projetando e desenvolvendo modelos matemáticos e algoritmos apropriados para atingir um desempenho ideal Soy Turk et al., 2022

Este trabalho é um estudo inicial em parceria com a empresa AKER Solutions com o objetivo de analisar as causas de falhas em motores elétricos usando IA.

2 Principais causadores de falhas

As variáveis que afetam o funcionamento dos motores elétricos são a temperatura, vibração, ruído, rolamento e corrente elétrica. Como visto em Hosseini *et al.* (2022) a falha de um rolamento é muito prejudicial para o funcionamento de um motor. Quando ocorre a falha de qualquer rolamento em um ambiente industrial pode causar a parada completa da produção e perda da receita. Na maioria dos motores elétricos, as falhas mecânicas decorrem de falha e excentricidade do rolamento. Além de ser um problema, o rolamento é o criador de vários outros problemas. As principais fontes de vibração dos rolamentos são causadas por vibração de rotação das peças de conexão do rolamento, vibração devido ao eixo rotativo e outras fontes. Além disso, é possível ver que para monitorar o rolamento deve ser analisada a frequência do motor por meio de um acelerômetro de alta sensibilidade de vibração em conjunto com o treinamento de uma rede neural (LI, *et al.*, 2009; EGANJI, *et al.*, 2020; M. SOYTURK *et al* 2022, J. SATIJA, *et al.*, 2022).

Como pesquisado por Li, *et al.*, 2009, a temperatura também é algo que deve ser analisado pois a sua variação altera o ponto de operação do ímã permanente e a magnetização provocando alteração no fluxo magnético provocado pelo fenômeno de saturação magnética. Além disso, existem características de histerese levando à deterioração do desempenho do controle do motor, como pode ser visto em K. MATSUURA, *et al.*, 2020.



Segundo Li, *et al.*, 2009 a corrente é um dos fatores responsáveis pela perda total do motor inclui cinco partes: perda de cobre (PCu1) gerada no enrolamento do estator quando a corrente atravessa, perda do condutor (PCu2) gerada no enrolamento do rotor quando a corrente atravessa, backset. A corrente de armadura inadequada somada com calor intenso são algumas fontes vitais de falhas no motor de ímã permanente. Além disso, a corrente produz a perda de carga parasita que inclui a perda gerada pela corrente de carga no núcleo efetivo e no dispositivo de metal, exceto o indutor, perda gerada pela corrente de pulsação de fluxo no estator e no rotor. A perda de carga perdida é muito baixa, é apenas 5% ~ 10% da perda total em motores de menor potência. Mas aumenta quando a potência aumenta e pode chegar a 20% da perda total, M. Soyturk, *et al.*, 2022 concluiu que a perda pode chegar a 20.

A análise de dados de vibração é comumente usada para detecção precoce de falhas em máquinas, pois fornece informações valiosas sobre o estado de saúde de muitas máquinas industriais.

Hosseini, *et Al.*, 2022, concluíram que o ruído é um dos principais causadores de falhas em motores elétricos. O ruído é mais fácil de ser captado pelos sensores. Para esse tipo de problema foi usado a CNN e foi comprovado que os dados de vibração e ruído devem ser coletados com cuidado para não sofrerem alteração de ruído externo Egaji, *et Al.*, 2020, Choi, *et Al.*, 2019.

3 Técnicas de aprendizado de máquina

Os cuidados com a manutenção precisam ser diários e com isso os métodos tradicionais de manutenção tornam-se pouco eficazes. Para resolver esse problema softwares e técnicas de IA tornam a manutenção mais eficiente. Em Li, *et Al.*, 2009 foi escolhido o Modelo de aprendizado de máquina *Back Propagation Artificial Neural Network*, BP-ANN que é 99,61% preciso na previsão de falhas de rolamento. Ainda em Li, *et Al* (2009) pode-se perceber que o modelo RF é o algoritmo de aprendizado de máquina com melhor desempenho em comparação com SVR e KNN porque detectou uma falha 150 minutos antes das outras duas.

Para a temperatura, também foi usado redes neurais. A rede Neural escolhida em Egaji, *et al.*, 2020 foi o LSTM que é um modelo representativo correspondente a dados de séries temporais. Ainda em Egaji, *et al.*, 2020 com o intuito de usar o LSTM foi construído um simulador, por meio dos softwares Matlab e Simulink, em tempo real para operar um motor real em paralelo com um motor virtual e incorporado um circuito acoplado como lógica de controle para acionamento direto do motor para resolver problemas de controle convencional. Através da rede neural é possível prever a corrente a partir da amplitude da tensão criando um método eficaz para a análise de temperatura. Em Paramoji *et al.*, 2021 nota-se que a temperatura é diretamente proporcional ao torque do motor e a velocidade do motor. Além disso, pode-se notar que foi usado a rede neural KNN. Com ela foi possível prever a temperatura do estator e do rotor com pontuação R2 de regressão de 0.9433 ao custo de 1.5 segundos de tempo de treinamento. Com a intenção de aplicar KNN em M. Soyturk *et al* (2022) o código foi feito na linguagem Python 3.0 e executado em um jupyter Notebook interativo. Pensando no bom desenvolvimento do KNN foi usado Pandas, Numpy, Matplotlib, Seaborn, Sklearn, Bottleneck e Keras. Por outro lado, em Hosseini *et al.*, 2022 é indicado que a estrutura NARX produz melhores resultados do que os modelos baseados



em RNN e LSTM se a relação entre a entrada e a saída for conhecida. Em Kirchgassner, *et al.*, 2021 é possível ver o panorama geral desde o processo de registro de dados até a aplicação final de CNNs para monitoramento de temperatura on-line.

Segundo Egaji *et al.*, 2020 para o estudo da corrente existe o uso do Matlab que chama o método VCC e o uso faz uso do método de compilar o arquivo M para o código-fonte C++ pelo MATCOM. Mostrando a existência de uma superioridade em relação a outros métodos. O uso do Matlab combinado com o programa VC, torna a pesquisa de análise de regressão de perdas parasitas mais interessante, automática e pode ser usada de forma mais ampla proporcionando uma alta precisão e eficiência contra a perda total do motor.

Consoante Egaji *et al.*, 2020 Algumas das técnicas aplicadas para analisar dados de vibração incluem Transformada Rápida de Fourier, espectro de envelope e Máquina de Vetores de Suporte (SVM). Em Li *et al.*, 2009 foi utilizado técnicas de detecção de anomalias para identificar falhas em rolamentos de um motor elétrico industrial. Ele se baseia em recursos extraídos de quatro sensores de vibração acoplados ao rolamento. Em Egaji *et al.*, 2020 O tempo frequência HHT foi a ferramenta mais eficaz no diagnóstico de falhas de máquinas rotacionais (não estacionárias e não lineares), pois pode detectar componentes de baixa energia e apresentou distribuição tempo-frequência distintas.

Para o ruído foi utilizado a técnica de CNN visto que é um algoritmo que aprende dados usando convolução e classifica as características dos dados melhor do que os outros algoritmos. Para realizar o teste os dados de vibração e ruído foram apreendidos e verificados usando o mesmo algoritmo, e o aprendizado, o tempo de verificação e a precisão foram comparados. A seguir, o algoritmo utilizado é alterado e a verificação é realizada e comparada com a estrutura CNN utilizada. Para os testes foi usado a ambiente windows 10, os experimentos foram feitos em uma GPU e os resultados experimentais foram validados cruzadamente usando K-Fold Cross Validation Choi *et al.*, 2019.

4 Benefícios com o uso de machine learning

Existem diversos benefícios em usar machine learning para a manutenção preditiva de motores elétricos. Isso pode ser visto em Egaji, *et al.*, 2020 em relação ao custo em M. Soyuturk *et al.*, 2022 relacionado com informações desconhecidas por especialistas humanos e uma possível categorização mais precisa de falhas.

De acordo com Egaji *et al.*, 2020 o custo é dividido em custo de intervenção e custo de inatividade. O custo de intervenção inclui mão-de-obra e material; enquanto o custo do tempo de inatividade inclui o custo de produção e outros custos consequentes, como perda de matérias primas, redução da quantidade e qualidade da produção e localização de linhas de produção alternativas. Reduzir custos amplia as economias na prevenção de falhas do sistema, com impacto significativo. A abordagem convencional de manutenção é preventiva ou reativa. A manutenção preventiva troca peças pelo desgaste temporal padrão, sem prever problemas futuros. A manutenção reativa parte da quebra, sendo dispendiosa e sujeita a erros. Assim, um sistema automatizado de detecção antecipada diminuirá o tempo de inatividade e despesas, evitando paradas inesperadas. A situação mais crítica emerge quando um produto recém-fabricado, cujas falhas não são detectáveis, chega ao



consumidor final e apresenta problemas após o período de garantia ter iniciado. Esse último cenário, mesmo que as ocorrências de falha sejam escassas, amplia os custos e compromete de forma incalculável a reputação da marca. Assim, identificar prontamente essas deficiências e classificar sua natureza revela-se de extrema importância M. Soyturk *et al* 2022.

Os especialistas humanos são muito limitados. Os humanos têm a audição alterada com o decorrer dos anos. Para analisar o funcionamento de um motor a audição é de extrema importância. Dessa forma, um método de inteligência artificial ajuda a manter a confiança da previsão de falhas de maneira mais eficaz através de informações de corrente, tensão, vibração, som e torque que podem ser medidas por sensores relevantes, agregando muito mais informações Soyturk *et al* 2022. Podemos ver em Li *et al.*, 2009 que a IA usada possui 99.61% de resultados positivos sendo um grande benefício para o fornecedor e o consumidor.

5 Conclusão

O artigo discute vários aspectos relacionados ao funcionamento e manutenção de motores elétricos, com ênfase nas variáveis de temperatura, corrente e vibração. O conteúdo ressalta a importância do monitoramento preciso e do uso de técnicas de análise de dados, aprendizado de máquina e inteligência artificial para melhorar a eficiência da manutenção preditiva de motores elétricos e evitar interrupções não planejadas na produção.

O funcionamento dos motores elétricos é afetado por várias variáveis, incluindo temperatura, vibração, ruído, rolamento e corrente elétrica. Falhas de rolamento são particularmente prejudiciais e podem resultar na parada da produção industrial e perda de receita. Vibrações nos rolamentos podem ser causadas por vibrações de rotação das peças de conexão e pelo eixo rotativo do motor.

Relacionado ao Impacto da Temperatura é claro que a variação da temperatura afeta o ponto de operação do ímã permanente no motor, alterando o fluxo magnético e podendo levar à saturação magnética e que rede neural LSTM é usada para prever a corrente com base na amplitude da tensão, auxiliando na análise de temperatura.

Além disso, foi mostrado que a corrente elétrica é responsável por várias perdas no motor, incluindo perda de cobre e perda do condutor. Corrente inadequada, combinada com calor excessivo, pode causar falhas nos motores de ímã permanente. A perda de carga parasita devido à corrente elétrica aumenta com a potência do motor.

Além de técnicas de Aprendizado de Máquina, benefícios do uso de Machine Learning. É possível concluir que existem muitas técnicas para a manutenção preditiva de motores elétricos e que para cada tipo de variável existem técnicas que podem ser usadas apesar de existirem várias possibilidades e estudos que estão em andamento.

Como trabalho futuro, as técnicas descritas aqui serão usadas em motores da empresa AKER Solutions.

Agradecimentos

Agradeço a UTFPR-PG, a empresa AKER Solutions e aos meus orientadores.



Conflito de interesse

Não há conflito de interesse.

REFERÊNCIAS

S. Hosseini, A. Shahbandegan, and T. Akilan, "Deep Neural Network Modeling for Accurate Electric Motor Temperature Prediction," *Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, vol. 2022-Sept, pp. 170–175, 2022, doi: 10.1109/CCECE49351.2022.9918222. .

M. Li, Z. Z. Wang, P. Liu, J. M. Liu, and J. Y. Wang, "Design of stray loss test system for three-phase asynchronous motor," *Proc. 2009 Int. Conf. Mach. Learn. Cybern.*, vol. 5, no. July, pp. 2517–2521, 2009, doi: 10.1109/ICMLC.2009.5212111

O. A. Egaji, T. Ekwevugbe, and M. Griffiths, "A data mining based approach for electric motor anomaly detection applied on vibration data," *Proc. World Conf. Smart Trends Syst. Secur. Sustain. WS4 2020*, pp. 330–334, 2020, doi: 10.1109/WorldS450073.2020.9210318.

M. Soyuturk et al., "An AI-based Architecture Framework for Improving End-of-line Reliability Tests of Electric Motors," *IECON Proc. (Industrial Electron. Conf.)*, vol. 2022-Octob, no. 876659, 2022, doi: 10.1109/IECON49645.2022.9968853.

J. Satija, P. W. Huang, S. Singh, T. Shen, H. Y. Chen, and S. S. Li, "Development of Rolling Bearing Health Diagnosis and Prediction System Using MEMS Accelerometer Vibration Sensing Module," *Proc. IEEE Int. Conf. Micro Electro Mech. Syst.*, vol. 2022-Janua, no. January, pp. 446–449, 2022, doi: 10.1109/MEMS51670.2022.9699529.

K. Matsuura and K. Akatsu, "A motor control method by using Machine learning," *23rd Int. Conf. Electr. Mach. Syst. ICEMS 2020*, no. 1, pp. 652–655, 2020, doi: 10.23919/ICEMS50442.2020.9290989.

D. J. Choi, J. H. Han, S. U. Park, and S. K. Hong, "Diagnosis of Electric Motor Using Acoustic noise Based on CNN," *2019 22nd Int. Conf. Electr. Mach. Syst. ICEMS 2019*, pp. 1–4, 2019, doi: 10.1109/ICEMS.2019.8922130.

S. L. Paramoji and B. N. Pyati, "Application of AI to Predict PMSM Temperature," *2021 IEEE Transp. Electr. Conf. ITEC-India 2021*, pp. 1–4, 2021, doi: 10.1109/ITECIndia53713.2021.993248.

W. Kirchgassner, O. Wallscheid, and J. Bocker, "Estimating Electric Motor Temperatures with Deep Residual Machine Learning," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 36, no. 7, pp. 7480–7488, 2021, doi: 10.1109/TPEL.2020.3045596.