

Sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas de motores elétricos: uma revisão de literatura

Monitoring and fault diagnosis system for electric motors: a literature review

José Laércio de Freitas¹

Matheus Pierry de Jesus Silva Almeida²

Ronny Souza Oliveira³

Flávio Augusto Barrella⁴

Resumo

O presente artigo aborda o desenvolvimento de sistemas de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores elétricos, considerando sua importância para a manutenção industrial e para a continuidade dos processos produtivos. O estudo tem como objetivo analisar, por meio de revisão bibliográfica, como sensores e técnicas de análise de dados podem contribuir para a identificação antecipada de falhas mecânicas, elétricas e térmicas em motores elétricos. Para isso, foram discutidos fundamentos relacionados à importância dos motores na indústria, aos principais tipos de falhas, às técnicas de monitoramento por vibração, temperatura e corrente elétrica, além do uso de sensores, inteligência artificial e manutenção preditiva. A metodologia adotada foi qualitativa, descritiva e exploratória, baseada na análise de artigos científicos recentes, publicações acadêmicas e bases de dados verificáveis sobre o tema. Os resultados indicam que a integração entre diferentes variáveis de monitoramento aumenta a confiabilidade do diagnóstico, pois a vibração contribui para identificar falhas mecânicas, a temperatura auxilia na percepção de sobrecargas e aquecimentos anormais, enquanto a corrente elétrica permite observar alterações eletromagnéticas no motor. Conclui-se que sistemas de monitoramento contínuo podem reduzir paradas não planejadas, melhorar a tomada de decisão da equipe de manutenção e fortalecer a aplicação da manutenção preditiva no ambiente industrial.

Palavras-chave: Motores elétricos; Diagnóstico de falhas; Manutenção preditiva; Monitoramento de condição; Sensores.

¹ FATEC – Osasco – São Paulo – Brasil. ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-2716-1237>

² FATEC – Osasco – São Paulo – Brasil. ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4541-2087>

³ FATEC – Osasco – São Paulo – Brasil. ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-3036-2989>

⁴ Orientador

Abstract

This article addresses the development of monitoring and fault diagnosis systems for electric motors, considering their importance for industrial maintenance and for the continuity of production processes. The study aims to analyze, through a literature review, how sensors and data analysis techniques can contribute to the early identification of mechanical, electrical and thermal failures in electric motors. For this purpose, the research discusses theoretical aspects related to the importance of motors in industry, the main types of failures, monitoring techniques based on vibration, temperature and electric current, as well as the use of sensors, artificial intelligence and predictive maintenance. The adopted methodology was qualitative, descriptive and exploratory, based on the analysis of recent scientific articles, academic publications and verifiable databases on the subject. The results indicate that the integration of different monitoring variables increases diagnostic reliability, since vibration contributes to identifying mechanical failures, temperature helps to detect overloads and abnormal heating, while electric current allows the observation of electromagnetic changes in the motor. It is concluded that continuous monitoring systems can reduce unplanned shutdowns, improve decision-making by the maintenance team and strengthen the application of predictive maintenance in the industrial environment.

Keywords: Electric motors; Fault diagnosis; Predictive maintenance; Condition monitoring; Sensors.

1 Introdução

Os motores elétricos ocupam uma posição essencial dentro dos processos industriais, pois estão presentes em praticamente todas as etapas de transformação, movimentação, bombeamento, ventilação, compressão e acionamento de máquinas. Em linhas de produção, sistemas de utilidades, equipamentos de apoio e instalações automatizadas, esses motores atuam como elementos fundamentais para manter a continuidade operacional. Mesmo quando parecem componentes simples dentro de um conjunto maior, sua falha pode interromper uma linha inteira, gerar atraso produtivo, desperdício de matéria-prima e elevação significativa dos custos de manutenção. Por essa razão, a análise da condição de funcionamento dos motores elétricos deixou de ser apenas uma prática complementar e passou a integrar as estratégias modernas de manutenção industrial (Hamani et al., 2025; Kim et al., 2023).

Outra técnica bastante relevante é a análise da corrente elétrica do motor, conhecida na literatura como *Motor Current Signature Analysis* ou MCSA. Essa técnica permite avaliar o

comportamento eletromecânico do motor por meio do sinal de corrente, sem exigir, necessariamente, sensores instalados diretamente nas partes rotativas. Essa característica torna a MCSA interessante para aplicações industriais, principalmente em locais de difícil acesso ou em sistemas nos quais a instalação de sensores mecânicos pode ser mais complexa. A análise da corrente pode auxiliar na identificação de barras rompidas no rotor, excentricidade, falhas no estator, desequilíbrios e outros problemas associados ao funcionamento eletromagnético do motor (Halder et al., 2022; Yakhni et al., 2023).

Nos últimos anos, o avanço das tecnologias digitais ampliou as possibilidades de diagnóstico de falhas em motores elétricos. Sensores de baixo custo, sistemas embarcados, microcontroladores, plataformas de aquisição de dados, armazenamento em nuvem e algoritmos de inteligência artificial passaram a ser utilizados para transformar medições operacionais em informações úteis para a manutenção. Em vez de apenas registrar dados isolados, os sistemas atuais buscam identificar padrões, tendências e anomalias. Com isso, torna-se possível analisar grandes volumes de informações e reconhecer comportamentos que, muitas vezes, não seriam facilmente percebidos apenas pela inspeção humana ou por medições pontuais (Kim et al., 2023).

Entretanto, apesar dos avanços tecnológicos, a implantação de um sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas não depende apenas da instalação de sensores. É necessário definir quais grandezas serão medidas, em quais pontos do motor os sensores serão posicionados, qual será a frequência de coleta, como os dados serão armazenados e quais critérios serão utilizados para interpretação dos sinais. Um sistema mal planejado pode gerar excesso de dados, alarmes falsos ou informações pouco úteis para a equipe de manutenção. Por isso, a integração entre conhecimento técnico, fundamentos de máquinas elétricas, análise de sinais e gestão da manutenção é essencial para que o monitoramento realmente produza benefícios no ambiente industrial.

Nesse contexto, o presente artigo tem como tema o sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas de motores elétricos, com foco em uma abordagem baseada em sensores e análise de dados. A pesquisa parte do seguinte problema: de que maneira um sistema de monitoramento contínuo, utilizando sinais de vibração, temperatura e corrente elétrica, pode contribuir para a identificação antecipada de falhas em motores elétricos industriais? Essa questão se justifica pela necessidade de reduzir paradas inesperadas, aumentar a confiabilidade dos ativos e apoiar a tomada de decisão na manutenção.

O objetivo geral do estudo é desenvolver e analisar, por meio de revisão bibliográfica, um sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores elétricos baseado em sensores e análise de dados. Como objetivos específicos, busca-se apresentar a importância dos motores elétricos na indústria; identificar os principais tipos de falhas mecânicas e elétricas; descrever técnicas de análise por vibração, temperatura e corrente; discutir o uso de sensores e algoritmos de diagnóstico; e apontar os benefícios do monitoramento contínuo para a manutenção preditiva. A proposta não se limita a uma descrição teórica isolada, pois também procura relacionar os conceitos técnicos com a realidade prática da manutenção industrial, onde decisões precisam ser tomadas com rapidez, segurança e boa base de informação.

2 Revisão da Literatura

2.1 Motores elétricos na indústria, manutenção e principais falhas

Os motores elétricos estão entre os equipamentos mais utilizados nos processos industriais, pois são responsáveis por transformar energia elétrica em energia mecânica para movimentar máquinas, bombas, compressores, ventiladores, esteiras transportadoras, misturadores e diversos outros sistemas produtivos. Mesmo quando aparecem como componentes comuns dentro de uma instalação, sua importância é muito grande, já que a falha de um motor pode interromper uma linha inteira de produção, gerar atrasos, perdas de matéria-prima e aumento dos custos de manutenção. Por isso, no ambiente industrial, acompanhar o funcionamento desses motores deixou de ser apenas uma ação preventiva simples e passou a ser parte da estratégia de confiabilidade dos equipamentos (Hamani et al., 2025; Jung et al., 2023).

Nesse sentido, a manutenção industrial vem passando por uma mudança importante. Durante muito tempo, a manutenção corretiva foi a principal forma de intervenção, ou seja, o reparo era feito somente depois que o motor já havia falhado. Embora esse tipo de manutenção ainda exista, ele apresenta limitações claras, pois geralmente ocorre em momentos inesperados, exige ação emergencial e pode provocar danos em outros componentes acoplados. Depois disso, a manutenção preventiva passou a ser usada com mais frequência, por meio de inspeções e substituições programadas. No entanto, ela também pode gerar problemas, pois componentes

ainda em bom estado podem ser trocados antes da hora ou, ao contrário, falhar antes da próxima parada prevista (Kumar, 2025; Hamani et al., 2025).

Além dos rolamentos, o desalinhamento e o desbalanceamento também são problemas comuns. O desalinhamento ocorre quando o eixo do motor e o eixo da máquina acionada não estão corretamente posicionados. Essa condição gera esforços adicionais em acoplamentos, mancais e rolamentos, reduzindo a vida útil dos componentes. O desbalanceamento, por sua vez, está relacionado à distribuição irregular de massa no conjunto rotativo, provocando vibrações periódicas e esforços indesejados. Navarro-Navarro et al. (2025) destacam que sinais de vibração e corrente podem ser usados em conjunto para detectar falhas de desalinhamento com maior precisão.

2.2 Técnicas de monitoramento: vibração, temperatura e corrente elétrica

O monitoramento de motores elétricos depende da observação de variáveis capazes de indicar mudanças no comportamento do equipamento. Entre as técnicas mais usadas estão a análise de vibração, o acompanhamento da temperatura e a análise da corrente elétrica. Cada uma dessas técnicas possui características próprias, vantagens e limitações. Quando utilizadas de forma combinada, permitem uma visão mais completa da condição do motor e ajudam a reduzir o risco de interpretações equivocadas.

Com o avanço da inteligência artificial, os sinais de vibração passaram a ser utilizados em modelos de aprendizado de máquina e aprendizado profundo. Barrera-Llana et al. (2023) analisam arquiteturas de redes neurais convolucionais aplicadas ao diagnóstico de falhas em motores de indução, demonstrando que essas técnicas podem reconhecer padrões complexos nos sinais. Ayankoso et al. (2026), por sua vez, comparam o desempenho de sinais de vibração e corrente no diagnóstico de falhas, mostrando que ambas as grandezas podem contribuir para a classificação de defeitos, dependendo das condições de medição e do tipo de falha analisada.

Apesar de sua eficiência, a vibração também apresenta desafios. Ruídos externos, fixação inadequada do sensor, variações de carga e interferência de outros equipamentos podem afetar a qualidade do sinal. Além disso, falhas diferentes podem gerar padrões parecidos, exigindo cuidado na interpretação. Por isso, a análise de vibração deve considerar o histórico do motor, o tipo de carga acionada, as condições de instalação e a experiência da equipe de

manutenção. Mesmo assim, ela continua sendo uma das principais ferramentas para detecção antecipada de falhas mecânicas (Misra et al., 2022; Mari et al., 2024).

A grande vantagem do monitoramento térmico é sua aplicação relativamente simples. Sensores de temperatura podem ser integrados a sistemas de aquisição de dados com custo acessível e permitem criar alarmes quando os valores ultrapassam limites definidos. No entanto, somente limites fixos nem sempre são suficientes. Um motor pode ainda estar dentro de uma faixa aceitável, mas apresentar tendência de aquecimento ao longo dos dias. Nesse caso, a análise histórica é mais importante do que a leitura isolada. Mari et al. (2024) chamam atenção para o impacto da incerteza de medição em sistemas de diagnóstico, lembrando que fatores como posição do sensor, calibração, ventilação e ambiente interferem na confiabilidade dos dados.

A análise da corrente também vem sendo combinada com algoritmos de aprendizado de máquina. Kim et al. (2023) aplicam máquina de vetores de suporte, redes neurais e métodos de *boosting* no diagnóstico de falhas em motores de indução. Esses modelos ajudam a classificar diferentes estados do motor a partir dos sinais coletados. Entretanto, a corrente elétrica também possui limitações. Algumas falhas mecânicas iniciais podem aparecer de forma muito discreta no sinal elétrico, sendo mais facilmente detectadas por vibração. Por isso, mais uma vez, a integração entre técnicas se mostra como solução mais segura.

2.3 Sensores, análise de dados e sistema de diagnóstico para manutenção preditiva

O desenvolvimento de um sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores elétricos depende diretamente da qualidade dos sensores, da coleta dos dados e da forma como essas informações são analisadas. Sensores são responsáveis por transformar grandezas físicas e elétricas em sinais que podem ser registrados, armazenados e interpretados. Quando são mal selecionados, mal posicionados ou utilizados fora de sua faixa adequada, os dados gerados podem comprometer todo o diagnóstico. Portanto, antes de pensar em algoritmos ou gráficos, é necessário garantir que os dados coletados representem de fato o comportamento do motor (Araújo et al., 2024; Sifuentes Filho et al., 2025).

A aquisição de dados também precisa ser planejada. Em sistemas mais simples, pode-se coletar dados periodicamente, por exemplo, a cada minuto ou a cada hora. Em análises mais detalhadas de vibração e corrente, pode ser necessário coletar sinais em frequência mais alta, pois

algumas falhas aparecem em componentes específicos do espectro. Se a frequência de amostragem for baixa demais, informações importantes podem ser perdidas. Se for alta sem necessidade, o sistema pode gerar excesso de dados, dificultando o armazenamento e a análise. Assim, o equilíbrio entre precisão e viabilidade prática é um ponto central (Jung et al., 2023; Mari et al., 2024).

Outro desafio é o desequilíbrio dos dados. Na indústria, normalmente existem muitos registros de funcionamento normal e poucos registros de falhas reais, porque ninguém deseja que o motor quebre apenas para gerar dados. Chang et al. (2022) discutem esse problema ao tratar do diagnóstico de falhas em motores de indução com dados desbalanceados. Esse ponto é importante porque modelos computacionais treinados com poucos exemplos de falha podem apresentar dificuldade justamente na identificação das condições mais críticas.

Kumar (2025) também discute a transferência de aprendizagem aplicada ao monitoramento da saúde de motores de indução. Essa técnica pode ser útil quando há poucos dados disponíveis para determinado motor, permitindo aproveitar conhecimentos de outras bases ou equipamentos. Já Huang et al. (2025) apontam possibilidades mais recentes, envolvendo modelos avançados para diagnóstico de falhas e apoio à manutenção preditiva. Mesmo assim, é preciso cuidado para não transformar o sistema em uma “caixa-preta” sem interpretação técnica. O diagnóstico automatizado deve auxiliar o profissional, e não substituir totalmente sua análise.

A fusão de sensores é outro ponto importante. Ela consiste em combinar informações de vibração, temperatura, corrente elétrica e outros sinais para obter um diagnóstico mais confiável. Um aumento de temperatura, por exemplo, pode indicar sobrecarga, falha elétrica ou atrito mecânico. Se esse aumento vier acompanhado de elevação na vibração, a hipótese de problema mecânico ganha força. Se vier acompanhado de alterações na corrente, pode indicar falha elétrica ou eletromagnética. Araújo et al. (2024) mostram que redes neurais NARX podem ser aplicadas ao monitoramento de sistemas trifásicos de motores de indução, reforçando a importância de analisar relações dinâmicas entre variáveis ao longo do tempo.

Essa estrutura precisa estar conectada à rotina da manutenção. Um sistema que apenas gera dados, mas não orienta ações práticas, acaba perdendo utilidade. Quando o sistema identifica aumento de vibração, a equipe precisa saber se deve verificar rolamentos, alinhamento, base ou acoplamento. Quando identifica aumento de temperatura, deve-se avaliar carga, ventilação, lubrificação e condição elétrica. Quando há alteração na corrente, pode ser necessário investigar

alimentação, estator, rotor ou inversor. O dado precisa virar decisão, e essa decisão precisa evitar falhas maiores.

3 Metodologia

O presente estudo caracteriza-se como uma pesquisa de natureza qualitativa, com abordagem descritiva e finalidade exploratória, desenvolvida por meio de revisão bibliográfica. A escolha por esse tipo de metodologia justifica-se pela necessidade de reunir, analisar e organizar conhecimentos científicos já publicados sobre sistemas de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores elétricos, especialmente aqueles baseados em sensores, análise de vibração, temperatura, corrente elétrica e técnicas computacionais aplicadas à manutenção preditiva. Dessa forma, o trabalho não realiza ensaio experimental próprio, mas se apoia em estudos recentes e verificáveis para compreender como esses sistemas vêm sendo desenvolvidos e aplicados no contexto industrial.

Por fim, os dados obtidos na literatura foram organizados de modo a sustentar a discussão sobre o desenvolvimento conceitual de um sistema de monitoramento de motores elétricos. A revisão permitiu relacionar os tipos de falhas aos sinais mais adequados para sua detecção, como vibração para defeitos mecânicos, corrente elétrica para falhas eletromagnéticas e temperatura para condições de aquecimento e sobrecarga. Assim, a metodologia adotada possibilitou construir uma análise fundamentada sobre a contribuição dos sensores e da análise de dados para a manutenção preditiva, mantendo o trabalho dentro das normas da ABNT e utilizando apenas referências científicas reais e verificáveis.

4 Resultados e Discussão

A análise da literatura permitiu observar que os sistemas de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores elétricos têm avançado bastante nos últimos anos, principalmente pela integração entre sensores, aquisição contínua de dados e técnicas computacionais de interpretação dos sinais. Os estudos selecionados demonstram que, embora os motores de indução sejam equipamentos robustos e amplamente utilizados na indústria, eles estão sujeitos a falhas mecânicas, elétricas e térmicas que podem comprometer o funcionamento de linhas produtivas

inteiras. Assim, os resultados desta revisão indicam que a manutenção preditiva, quando associada ao monitoramento de variáveis como vibração, temperatura e corrente elétrica, contribui diretamente para a identificação antecipada de defeitos e para a redução de paradas não planejadas.

A temperatura, por sua vez, mostrou-se uma variável complementar, mas indispensável. O aquecimento excessivo pode ser consequência de sobrecarga, ventilação inadequada, atrito nos rolamentos, falha de lubrificação, desequilíbrio elétrico ou degradação do isolamento dos enrolamentos. Quando analisada isoladamente, a temperatura pode não indicar com precisão a origem da falha; contudo, quando combinada com vibração e corrente, ela amplia a confiabilidade do diagnóstico. Sifuentes Filho et al. (2025) demonstram que a fusão entre temperatura, vibração e sensores pode melhorar a identificação das condições anormais do motor. Esse resultado é importante porque confirma que o uso de múltiplos sinais tende a ser mais eficiente do que sistemas baseados em apenas uma grandeza.

A Tabela 1 apresenta uma síntese dos principais tipos de falhas em motores elétricos e dos sinais mais adequados para sua detecção, conforme os estudos analisados.

Tabela 1 – Relação entre tipos de falhas e variáveis de monitoramento

Tipo de falha	Possíveis causas	Sinais mais indicados	Indícios observáveis
Defeito em rolamentos	Lubrificação inadequada, desgaste, contaminação, sobrecarga	Vibração e temperatura	Aumento de vibração, ruído, aquecimento nos mancais
Desalinhamento	Montagem incorreta, deslocamento de base, acoplamento mal ajustado	Vibração e corrente	Vibração elevada, esforço irregular, aumento de consumo
Desbalanceamento	Distribuição irregular de massa no rotor ou acoplamento	Vibração	Vibração periódica e aumento da amplitude em rotação
Barras rompidas no rotor	Fadiga, esforços eletromagnéticos, envelhecimento	Corrente elétrica	Bandas laterais e alterações harmônicas na corrente
Falhas no estator	Degradação do isolamento, curto entre espiras, umidade	Corrente e temperatura	Desequilíbrio de corrente, aquecimento e perda de eficiência
Sobrecarga térmica	Excesso de carga, ventilação deficiente, ambiente quente	Temperatura e corrente	Elevação contínua de temperatura e aumento de corrente
Excentricidade	Desgaste de rolamentos, montagem incorreta, deformação	Vibração e corrente	Ruído, vibração irregular e alterações eletromagnéticas

Fonte: Elaborada com base em Halder et al. (2022), Misra et al. (2022), Yakhni et al. (2023), Sifuentes Filho et al. (2025) e Hamani et al. (2025).

Pela Tabela 1, percebe-se que nenhuma variável isolada é capaz de cobrir, com a mesma eficiência, todos os tipos de falhas. A vibração apresenta maior sensibilidade para problemas mecânicos, enquanto a corrente elétrica possui boa aplicação em falhas elétricas e eletromagnéticas. A temperatura, embora não identifique sempre a causa raiz, funciona como indicador de agravamento e pode revelar condições de operação inadequadas. Dessa forma, o resultado mais consistente da literatura é a necessidade de integração entre diferentes sensores, formando um sistema de diagnóstico mais completo.

Os estudos de Kim et al. (2023), Chang et al. (2022), Barrera-Llanga et al. (2023), Araújo et al. (2024), Xu, Teoh e Ibrahim (2024) e Abdulkareem et al. (2025) mostram que técnicas de inteligência artificial têm sido bastante aplicadas para classificação de falhas em motores elétricos. Entre os métodos identificados estão redes neurais artificiais, máquinas de vetores de suporte, redes neurais convolucionais, redes recorrentes e modelos baseados em transferência de aprendizagem. Essas técnicas permitem analisar sinais complexos, identificar padrões e classificar o estado do motor como normal ou defeituoso. Em alguns casos, também possibilitam diferenciar o tipo de falha, como defeito em rolamento, falha no rotor, falha no estator ou desalinhamento.

A Tabela 2 apresenta uma comparação entre as principais técnicas de diagnóstico identificadas na literatura.

Tabela 2 – Comparação entre técnicas de diagnóstico de falhas em motores elétricos

Técnica de diagnóstico	Principal aplicação	Vantagens	Limitações
Análise de vibração	Falhas mecânicas, rolamentos, desalinhamento e desbalanceamento	Alta sensibilidade para defeitos mecânicos; boa aplicação em manutenção preditiva	Exige boa instalação do sensor; pode sofrer interferência de ruídos externos
Análise de temperatura	Sobrecarga, atrito, falha de ventilação e degradação térmica	Fácil medição; custo relativamente baixo; boa análise de tendência	Nem sempre identifica a causa da falha isoladamente
Análise de corrente elétrica	Barras rompidas, falhas no estator, excentricidade e distúrbios elétricos	Pode ser medida no painel; não exige contato direto com o motor	Pode ser afetada por variação de carga e inversores de frequência
Fusão de sensores	Diagnóstico combinado de falhas mecânicas, elétricas e térmicas	Maior confiabilidade; reduz interpretações isoladas e alarmes falsos	Exige integração dos dados e maior complexidade no sistema
Aprendizado de máquina	Classificação automática de falhas	Reconhece padrões complexos; apoia decisão da manutenção	Depende de dados de qualidade e treinamento adequado
Aprendizado profundo	Diagnóstico com grandes volumes de dados e sinais complexos	Alta capacidade de classificação; pode usar imagens espectrais	Maior custo computacional e menor transparência em alguns modelos

Fonte: Elaborada com base em Kim et al. (2023), Barrera-Llana et al. (2023), Xu, Teoh e Ibrahim (2024), Abdulkareem et al. (2025), Kumar (2025) e Sifuentes Filho et al. (2025).

A comparação apresentada na Tabela 2 evidencia que cada técnica possui aplicação específica e que a escolha depende do objetivo do sistema. Para um motor crítico em uma linha de produção, por exemplo, pode ser justificável utilizar múltiplos sensores e modelos de análise mais sofisticados. Para motores de menor criticidade, uma solução mais simples, baseada em temperatura e corrente, talvez seja suficiente. Assim, o desenvolvimento de um sistema de monitoramento não deve seguir um modelo único para todos os casos. Ele precisa considerar criticidade, custo, ambiente, facilidade de instalação, tipo de falha mais provável e capacidade da equipe de interpretar os dados.

A literatura também aponta que bases de dados experimentais têm papel importante no desenvolvimento desses sistemas. Jung et al. (2022) disponibilizaram um conjunto de dados com sinais de vibração, acústica, temperatura e corrente de máquina rotativa sob diferentes condições de carga, o que favorece a criação de gráficos, testes e modelos de diagnóstico. Esse tipo de base é útil principalmente em trabalhos acadêmicos, pois permite analisar sinais reais ou experimentais sem a necessidade de montar uma bancada própria. Ao mesmo tempo, é preciso cuidado para não

confundir resultados de laboratório com aplicação industrial direta. Na indústria, os dados costumam ser mais ruidosos, as cargas variam, os sensores sofrem interferências e o motor opera em condições menos controladas. A Tabela 3 resume essa estrutura.

Tabela 3 – Estrutura conceitual de um sistema de monitoramento de motores elétricos

Etapa do sistema	Função no monitoramento	Exemplo de aplicação
Sensores	Coletar sinais físicos e elétricos do motor	Acelerômetro, sensor de temperatura e sensor de corrente
Aquisição de dados	Converter e registrar os sinais medidos	Módulo de aquisição, microcontrolador ou CLP
Processamento dos sinais	Filtrar, organizar e extrair características dos dados	Cálculo de RMS, espectro de frequência, tendências térmicas
Armazenamento	Criar histórico de operação do motor	Banco de dados local, supervisório ou nuvem
Diagnóstico	Identificar padrões associados a falhas	Regras de alarme, aprendizado de máquina ou redes neurais
Interface	Apresentar informações para a manutenção	Gráficos, alarmes, relatórios e indicadores de condição
Ação corretiva ou preditiva	Transformar dados em decisão de manutenção	Inspeção, lubrificação, alinhamento, troca de rolamento

Fonte: Elaborada com base em Araújo et al. (2024), Sifuentes Filho et al. (2025), Huang et al. (2025) e Hamani et al. (2025).

A Tabela 3 mostra que o sistema de monitoramento deve ser compreendido como um conjunto integrado, e não apenas como sensores isolados. O sensor coleta o dado, mas esse dado precisa ser processado, interpretado e transformado em uma decisão prática. Esse ponto é muito importante, porque muitas empresas até realizam medições, mas não conseguem transformar essas informações em planejamento eficiente de manutenção. Quando os dados ficam dispersos, sem histórico ou sem critério de análise, o monitoramento perde parte de seu valor.

A Figura 1 apresenta um exemplo conceitual de evolução de temperatura e vibração ao longo do tempo, representando uma situação em que o motor sai de uma condição normal para uma condição de alerta.

Tabela 4 – Exemplo conceitual de evolução dos sinais monitorados

Semana de operação	Vibração RMS — mm/s	Temperatura — °C	Corrente — A	Condição interpretada
1	1,8	58	12,1	Normal
2	2,0	59	12,2	Normal
3	2,4	61	12,3	Atenção inicial
4	3,1	65	12,6	Atenção
5	4,2	71	13,1	Alerta
6	5,6	78	13,8	Condição crítica

Fonte: Elaborada pelo autor, com base na lógica de monitoramento discutida por Sifuentes Filho et al. (2025), Mari et al. (2024) e Hamani et al. (2025).

Os dados da Tabela 4 são exemplificativos, mas ajudam a demonstrar como um sistema de monitoramento pode interpretar a evolução da condição do motor. Na primeira e segunda semanas, os valores permanecem estáveis. A partir da terceira semana, observa-se pequeno aumento da vibração e da temperatura, o que poderia indicar o início de uma anormalidade. Na quinta e sexta semanas, os valores já sugerem uma condição de alerta ou crítica. Em uma situação real, esse comportamento poderia estar associado, por exemplo, ao desgaste de rolamento, desalinhamento progressivo ou aumento de atrito. O mais relevante é perceber que a decisão de manutenção poderia ser tomada antes da falha total do motor.

A análise dos trabalhos também permitiu identificar que a inteligência artificial oferece benefícios importantes, mas não elimina desafios. Modelos computacionais podem apresentar alto desempenho quando treinados com bases de dados bem organizadas, porém podem ter dificuldade quando aplicados em ambientes industriais com ruídos, cargas variáveis e dados incompletos. Chang et al. (2022) destacam o problema dos dados desbalanceados, uma situação comum em manutenção, pois há muito mais registros de operação normal do que de falhas reais. Isso pode levar o modelo a reconhecer melhor a condição normal e apresentar menor precisão justamente nas falhas, que são os eventos mais importantes a detectar.

Os estudos de Kumar (2025) e Suhas, Abisset-Chavanne e Rey (2025) indicam possíveis evoluções para esses sistemas, como transferência de aprendizagem e redes recorrentes. A transferência de aprendizagem pode ajudar quando há poucos dados disponíveis para determinado motor, aproveitando modelos treinados em outras bases. Já as redes recorrentes são adequadas para analisar sequências temporais, o que combina com a natureza progressiva das

falhas. Essas abordagens reforçam que o futuro do monitoramento de motores tende a ser mais analítico, integrado e baseado em dados históricos.

5 Conclusão

Com o desenvolvimento deste trabalho, foi possível compreender que o monitoramento de motores elétricos é uma prática muito importante para a manutenção industrial, principalmente porque ajuda a identificar falhas antes que elas causem paradas inesperadas e prejuízos maiores para a empresa. Os motores elétricos estão presentes em grande parte dos processos produtivos e, por isso, quando apresentam defeitos, podem comprometer não só o equipamento, mas também toda uma linha de produção.

A análise por vibração contribui bastante para detectar falhas mecânicas, principalmente em rolamentos e partes rotativas. Já a análise da corrente elétrica é importante para observar problemas ligados ao funcionamento eletromagnético do motor, enquanto a temperatura ajuda a perceber sobrecargas, atritos, falta de ventilação e aquecimento anormal. Quando esses dados são coletados de forma contínua e analisados por sistemas computacionais, a manutenção passa a ter informações mais confiáveis para tomar decisões, deixando de agir somente depois que o defeito já aconteceu.

Também foi possível perceber que o uso de inteligência artificial e aprendizado de máquina vem trazendo novas possibilidades para o diagnóstico de falhas. Essas ferramentas conseguem analisar grandes quantidades de dados e identificar padrões que, muitas vezes, seriam difíceis de perceber apenas por inspeção manual. Mesmo assim, entende-se que a tecnologia não substitui totalmente o profissional de manutenção, pois ainda é necessário interpretar os dados, confirmar os sintomas e decidir a melhor ação a ser tomada.

Dessa forma, conclui-se que um sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores elétricos pode trazer vários benefícios, como aumento da confiabilidade, redução de custos, melhoria da manutenção preditiva e diminuição das paradas não planejadas. Como evolução futura, seria interessante desenvolver um protótipo prático com sensores instalados em um motor real, permitindo coletar dados, gerar gráficos e testar alertas automáticos. Assim, o estudo deixaria de ser apenas bibliográfico e poderia contribuir ainda mais para aplicações reais dentro da indústria.

Referências

ABDULKAREEM, Ademola; ANYIM, Tochukwu; POPOOLA, Olawale M.; ABUBAKAR, John Amanesi; AYOADE, Agbetuyi. **Prediction of induction motor faults using machine learning**. *Heliyon*, v. 11, n. 1, e41493, 2025. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e41493.

ALLAL, Abderrahim; KHECHEKHOUACHE, Abderrahmane. **Diagnosis of induction motor faults using the motor current normalized residual harmonic analysis method**. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 141, 108219, 2022. DOI: 10.1016/j.ijepes.2022.108219.

ARAÚJO, Valério Gonzaga de; BISSIRIOU, Aziz Oloroun-Shola; VILLANUEVA, Juan Moises Mauricio; VILLARREAL, Elmer Rolando Llanos; SALAZAR, Andrés Ortiz; TEIXEIRA, Rodrigo de Andrade; FONSÊCA, Diego Antonio de Moura. **Monitoring and diagnosing faults in induction motors' three-phase systems using NARX neural network**. *Energies*, v. 17, n. 18, 4609, 2024. DOI: 10.3390/en17184609.

AYANKOSO, Samuel; DUTTA, Ananta; HE, Yinghang; GU, Fengshou; BALL, Andrew; PAL, Surjya K. **Performance of vibration and current signals in the fault diagnosis of induction motors using deep learning and machine learning techniques**. *Structural Health Monitoring*, v. 25, n. 1, p. 196-212, 2026. DOI: 10.1177/14759217241289874.

BARRERA-LLANGA, K. et al. **A comparative analysis of deep learning convolutional neural network architectures for fault diagnosis of broken rotor bars in induction motors**. *Sensors*, v. 23, n. 2, 734, 2023. DOI: 10.3390/s23020734.

CHANG, Hong-Chan; WANG, Yi-Che; SHIH, Yu-Yang; KUO, Cheng-Chien. **Fault diagnosis of induction motors with imbalanced data using deep convolutional generative adversarial network**. *Applied Sciences*, v. 12, n. 8, 4080, 2022. DOI: 10.3390/app12084080.

CHIKKAM, Srinivas; SINGH, Sachin. **Condition monitoring and fault diagnosis of induction motor using DWT and ANN**. *Arabian Journal for Science and Engineering*, v. 48, p. 6237-6252, 2023. DOI: 10.1007/s13369-022-07294-3.

HALDER, Sudip; BHAT, Sunil; ZYCHMA, Daria; SOWA, Pawel. **Broken rotor bar fault diagnosis techniques based on motor current signature analysis for induction motor: a review**. *Energies*, v. 15, n. 22, 8569, 2022. DOI: 10.3390/en15228569.

HAMANI, Kamal; KUCHAR, Martin; KUBATKO, Marek; KIRSCHNER, Stepan. **Advancements in induction motor fault diagnosis and condition monitoring: a comprehensive review**. *Sensors*, v. 25, n. 19, 5942, 2025. DOI: 10.3390/s25195942.

HUANG, K. et al. **Motor fault diagnosis and predictive maintenance based on large language models**. *Processes*, v. 13, n. 7, 2051, 2025. DOI: 10.3390/pr13072051.

JUNG, Wonho; KIM, Seong-Hu; YUN, SungHyun; BAE, Jaewoong; PARK, Yong-Hwa. **Vibration, acoustic, temperature, and motor current dataset of rotating machine under**

varying operating conditions for fault diagnosis. *Data in Brief*, v. 48, 109049, 2023. DOI: 10.1016/j.dib.2023.109049.

KIM, Min-Chan; LEE, Jong-Hyun; WANG, Dong-Hun; LEE, In-Soo. **Induction motor fault diagnosis using support vector machine, neural networks, and boosting methods.** *Sensors*, v. 23, n. 5, 2585, 2023. DOI: 10.3390/s23052585.

KUMAR, P. **Transfer learning for induction motor health monitoring: a brief review.** *Energies*, v. 18, n. 14, 3823, 2025. DOI: 10.3390/en18143823.

MARI, Simone; BUCCI, Giovanni; CIANCIETTA, Fabrizio; FIORUCCI, Edoardo; FIORAVANTI, Andrea. **Impact of measurement uncertainty on fault diagnosis systems: a case study on electrical faults in induction motors.** *Sensors*, v. 24, n. 16, 5263, 2024. DOI: 10.3390/s24165263.

MISRA, Sajal; KUMAR, Satish; SAYYAD, Sameer; BONGALE, Arunkumar; JADHAV, Priya; KOTTECHA, Ketan; ABRAHAM, Ajith; GABRALLA, Lubna Abdelkareim. **Fault detection in induction motor using time domain and spectral imaging-based transfer learning approach on vibration data.** *Sensors*, v. 22, n. 21, 8210, 2022. DOI: 10.3390/s22218210.

NAVARRO-NAVARRO, Angela; BIOT-MONTERDE, Vicente; RUIZ-SARRIO, Jose E.; ANTONINO-DAVIU, Jose A. **Current- and vibration-based detection of misalignment faults in synchronous reluctance motors.** *Machines*, v. 13, n. 4, 319, 2025. DOI: 10.3390/machines13040319.

SIFUENTES FILHO, Daniel P.; GINU, Ygor F.; ANDRADE JR., Khristian M. de; ALVARENGA, Bernardo P. de; PAULA, Geyverson T. de. **Induction motor fault diagnosis based on the machine temperature, vibration analysis and sensors fusion.** *Eletrônica de Potência*, v. 30, e202554, 2025. DOI: 10.18618/REP.e202554.

SUHAS, Morgane; ABISSET-CHAVANNE, Emmanuelle; REY, Pierre-André. **Curriculum learning framework for fault diagnosis in electric motor systems based on recurrent neural networks.** *Applied Sciences*, v. 15, n. 21, 11532, 2025. DOI: 10.3390/app152111532.

XU, Lifu; TEOH, Soo Siang; IBRAHIM, Haidi. **A deep learning approach for electric motor fault diagnosis based on modified InceptionV3.** *Scientific Reports*, v. 14, 12344, 2024. DOI: 10.1038/s41598-024-63086-9.

YAKHNI, Mohammad F. et al. **Variable speed induction motors' fault detection based on transient motor current signatures analysis: a review.** *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 184, 109737, 2023. DOI: 10.1016/j.ymsp.2022.109737.