

Aplicação da manutenção preditiva na indústria: uma análise comparativa de métodos, resultados e limitações

Application of predictive maintenance in industry: a comparative analysis of methods, results and limitations

Lucas dos Santos Loya Amorim¹

Matheus Felliipe Lopes da Silva²

Olivan Ferreira Dias³

Paulo Roberto Weingartner Junior⁴

RESUMO

A crescente complexidade dos processos industriais, aliada ao avanço tecnológico e à digitalização promovida pela Indústria 4.0, tem impulsionado a adoção de estratégias mais eficientes para a gestão da manutenção. Nesse contexto, a manutenção preditiva destaca-se como uma abordagem relevante, ao possibilitar a antecipação de falhas e a otimização do desempenho dos ativos industriais. O presente trabalho tem como objetivo analisar a aplicação da manutenção preditiva na indústria, com foco na comparação entre diferentes métodos, resultados e limitações identificadas na literatura científica recente. Para isso, adotou-se uma abordagem qualitativa, de caráter descritivo e exploratório, desenvolvida por meio de revisão bibliográfica de estudos atualizados sobre o tema. O referencial teórico aborda a evolução da manutenção industrial, bem

¹ Faculdade de Tecnologia Prefeito Hirant Sanazar – São Paulo - São Paulo – Brasil.

E-mail lucas.amorim2@aluno.cps.sp.gov.br

² Faculdade de Tecnologia Prefeito Hirant Sanazar – São Paulo - São Paulo – Brasil.

E-mail matheus.silva508@aluno.cps.sp.gov.br

³ Faculdade de Tecnologia Prefeito Hirant Sanazar – São Paulo - São Paulo – Brasil.

E-mail Olivan.dias@fatec.sp.gov.br

⁴ Faculdade de Tecnologia Prefeito Hirant Sanazar – São Paulo - São Paulo – Brasil.

E-mail paulo.weingartner@fatec.sp.gov.br – ORCID 0000-0002-5048-4942

como a incorporação de tecnologias como inteligência artificial, análise de dados e digital twins no contexto da manutenção preditiva. Os resultados indicam que essa abordagem contribui significativamente para a redução de falhas, aumento da disponibilidade dos equipamentos e melhoria da eficiência operacional, embora sua implementação esteja condicionada a fatores como qualidade dos dados, maturidade tecnológica e capacidade de integração organizacional. Além disso, foram identificadas limitações relacionadas aos custos de implementação, à complexidade dos modelos e à necessidade de qualificação técnica. Conclui-se que a manutenção preditiva apresenta elevado potencial para transformar a gestão de ativos industriais, desde que sua aplicação seja realizada de forma planejada e alinhada às características específicas de cada organização.

Palavras-chave: manutenção preditiva; indústria 4.0; inteligência artificial; gestão de ativos; eficiência operacional.

ABSTRACT

The increasing complexity of industrial processes, combined with technological advancements and digital transformation driven by Industry 4.0, has intensified the need for more efficient maintenance management strategies. In this context, predictive maintenance stands out as a relevant approach, as it enables failure prediction and optimization of industrial asset performance. This study aims to analyze the application of predictive maintenance in industry, focusing on the comparison of different methods, results, and limitations identified in recent scientific literature. A qualitative, descriptive, and exploratory approach was adopted, based on a bibliographic review of updated studies on the subject. The theoretical framework addresses the evolution of industrial maintenance, as well as the incorporation of technologies such as artificial intelligence, data analytics, and digital twins in predictive maintenance. The results indicate that this approach significantly contributes to failure reduction, increased equipment availability, and improved operational efficiency. However, its implementation depends on factors such as data quality, technological maturity, and organizational integration capacity. Additionally, limitations related to implementation costs, model complexity, and the need for technical expertise were identified. It is concluded that predictive maintenance has strong potential to transform industrial asset management, provided that its implementation is properly planned and aligned with the specific characteristics of each organization.

Keywords: predictive maintenance; industry 4.0; artificial intelligence; asset management; operational efficiency.

1 INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, o ambiente industrial tem passado por transformações significativas, impulsionadas pelo avanço tecnológico e pela crescente demanda por eficiência operacional. Nesse contexto, a gestão da manutenção deixou de ser uma atividade exclusivamente corretiva e passou a assumir um papel estratégico nas organizações, contribuindo diretamente para a confiabilidade dos sistemas produtivos e para a redução de custos (Hassan, 2025).

Com a consolidação da Indústria 4.0, caracterizada pela integração entre sistemas digitais e processos produtivos, observa-se uma mudança na forma como os ativos industriais são monitorados e gerenciados. A conectividade entre equipamentos e a utilização de dados em tempo real têm possibilitado novas abordagens de manutenção, mais alinhadas às necessidades de desempenho e competitividade do setor industrial (Ledmaoui, 2025).

Nesse cenário, a manutenção preditiva destaca-se como uma alternativa relevante, ao permitir a antecipação de falhas e a otimização das intervenções nos equipamentos. Diferentemente dos modelos tradicionais, essa abordagem busca aumentar a eficiência operacional a partir do acompanhamento das condições reais dos ativos, contribuindo para a redução de paradas não planejadas e para a melhoria da segurança dos processos (Zhang et al., 2023; Tasci, 2023).

Apesar dos benefícios associados à sua aplicação, a manutenção preditiva ainda apresenta desafios relacionados à sua implementação, especialmente no que diz respeito aos investimentos necessários, à integração de sistemas e à necessidade de capacitação técnica das equipes envolvidas (Ramzan, 2025; Schwarz, 2024). Além disso, a escolha da estratégia mais adequada depende de fatores como o contexto operacional, a criticidade dos ativos e o nível de maturidade tecnológica das organizações (Sala, 2025).

Diante desse cenário, torna-se relevante analisar de forma crítica as diferentes abordagens relacionadas à manutenção preditiva, considerando não apenas suas vantagens, mas também suas limitações e condições de aplicação. Embora a literatura apresente avanços significativos sobre o tema, ainda existem lacunas no que se refere à comparação entre métodos e à identificação de

práticas mais eficazes em contextos industriais distintos (Benhanifia et al., 2025; Ma; Flanigan; Bergés, 2024).

Assim, o presente trabalho tem como objetivo analisar, por meio de uma revisão bibliográfica, diferentes estudos relacionados à aplicação da manutenção preditiva na indústria, com foco na comparação de métodos, resultados e limitações. Busca-se compreender de que forma essa abordagem contribui para a melhoria da eficiência operacional e quais fatores influenciam seu desempenho em diferentes cenários.

A relevância deste estudo está associada à crescente adoção da manutenção preditiva no setor industrial e à necessidade de orientar sua aplicação de forma mais estratégica. Ao reunir e analisar diferentes contribuições científicas recentes, o trabalho pretende oferecer uma visão sistematizada do tema, auxiliando na compreensão de suas potencialidades e desafios no contexto industrial contemporâneo.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A manutenção industrial, ao longo das últimas décadas, passou por uma evolução significativa, acompanhando o avanço tecnológico e as novas exigências do ambiente produtivo. Inicialmente, predominava a manutenção corretiva, caracterizada pela intervenção apenas após a ocorrência de falhas. Esse modelo, apesar de simples e amplamente utilizado no passado, apresentava limitações evidentes, principalmente relacionadas à imprevisibilidade das paradas e aos altos custos decorrentes de falhas inesperadas. Com o aumento da complexidade dos sistemas industriais e a necessidade de maior confiabilidade operacional, surgiram novas abordagens, como a manutenção preventiva, baseada em inspeções periódicas e substituições programadas. No entanto, mesmo essa estratégia se mostrou insuficiente em diversos contextos, pois não considerava as condições reais dos equipamentos, podendo gerar intervenções desnecessárias ou, em alguns casos, falhas não previstas.

Nesse cenário de transformação, a manutenção preditiva emerge como uma abordagem mais avançada e alinhada às necessidades da indústria moderna. De forma geral, ela se baseia no monitoramento contínuo das condições dos ativos, permitindo identificar sinais iniciais de degradação e antecipar falhas antes que elas ocorram. Essa mudança de paradigma representa um avanço importante, pois substitui a lógica de intervenção por tempo por uma lógica baseada em

dados reais de operação. Segundo Zhang et al. (2023), a utilização de métodos orientados por dados tem permitido uma análise mais precisa do comportamento dos equipamentos, contribuindo para decisões mais assertivas no processo de manutenção.

A incorporação de tecnologias digitais, especialmente no contexto da Indústria 4.0, tem sido um fator determinante para a expansão da manutenção preditiva. Sensores inteligentes, sistemas de aquisição de dados e plataformas de análise têm possibilitado o monitoramento em tempo real de variáveis como vibração, temperatura, pressão e desgaste. Essas informações, quando devidamente processadas, permitem identificar padrões e prever falhas com antecedência, reduzindo significativamente o risco de paradas não planejadas. Nesse sentido, Hassan (2025) destaca que a integração entre tecnologias digitais e estratégias de manutenção tem transformado a forma como as organizações gerenciam seus ativos, tornando a manutenção uma atividade cada vez mais estratégica.

Além disso, a manutenção preditiva tem se beneficiado do avanço das técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina. Esses métodos são capazes de analisar grandes volumes de dados e identificar padrões complexos que dificilmente seriam percebidos por métodos tradicionais. De acordo com Tasci (2023), a aplicação de algoritmos de machine learning em ambientes industriais tem aumentado significativamente a precisão dos diagnósticos, permitindo intervenções mais eficientes e reduzindo custos operacionais. No entanto, é importante ressaltar que a eficácia desses modelos depende diretamente da qualidade dos dados disponíveis, sendo necessário garantir processos adequados de coleta, armazenamento e tratamento das informações.

Outro aspecto relevante diz respeito à diversidade de técnicas utilizadas na manutenção preditiva. Entre as mais comuns, destacam-se a análise de vibração, a termografia e a análise de óleo, cada uma com aplicações específicas dependendo do tipo de equipamento e das condições operacionais. A análise de vibração, por exemplo, é amplamente utilizada em equipamentos rotativos, permitindo identificar problemas como desalinhamentos e falhas em rolamentos. Já a termografia possibilita detectar variações de temperatura que indicam possíveis falhas, sendo bastante aplicada em sistemas elétricos. A análise de óleo, por sua vez, permite identificar desgaste interno de componentes, contribuindo para o diagnóstico precoce de falhas. Segundo Ani (2024), a combinação dessas técnicas com tecnologias digitais tem ampliado significativamente a capacidade de monitoramento e diagnóstico na indústria.

Apesar dos avanços tecnológicos observados nas últimas décadas, a efetividade da manutenção preditiva está diretamente condicionada ao nível de maturidade tecnológica e organizacional das empresas. Nesse sentido, mais do que apenas investir em infraestrutura, torna-se necessário estruturar processos capazes de integrar dados operacionais, sistemas de monitoramento e estratégias de tomada de decisão. Organizações que não possuem essa integração tendem a enfrentar dificuldades na consolidação da manutenção preditiva como prática contínua, limitando seus benefícios ao uso pontual de tecnologias (Ramzan, 2025). Dessa forma, o desafio não se restringe ao aspecto financeiro, mas envolve principalmente a capacidade de adaptação organizacional e alinhamento estratégico.

Outro aspecto relevante refere-se à confiabilidade e aplicabilidade dos modelos preditivos no contexto industrial real. Embora as técnicas baseadas em inteligência artificial tenham avançado significativamente, sua utilização prática exige validação contínua, interpretação adequada dos resultados e alinhamento com as condições operacionais dos equipamentos. Nesse sentido, a eficácia dos modelos não depende apenas de sua sofisticação matemática, mas também da qualidade dos dados, do contexto de aplicação e da capacidade dos profissionais em traduzir as análises em ações concretas de manutenção. Conforme Schwarz (2024), a utilização desses modelos em ambientes industriais complexos ainda demanda ajustes metodológicos que garantam maior robustez e confiabilidade nas previsões.

Além disso, a manutenção preditiva não deve ser vista como uma solução isolada, mas sim como parte de uma estratégia integrada de gestão da manutenção. Em muitos casos, a combinação de diferentes abordagens, como manutenção preventiva e corretiva, pode ser mais eficaz, dependendo das características dos ativos e do contexto operacional. Sala (2025) destaca que a evolução da manutenção industrial tem caminhado no sentido da integração de estratégias, buscando um equilíbrio entre custo, confiabilidade e desempenho.

A aplicação da manutenção preditiva na indústria tem se expandido de forma significativa, abrangendo diversos setores, como manufatura, energia e transporte. Estudos recentes indicam que sua implementação pode gerar ganhos expressivos em termos de eficiência operacional, redução de custos e aumento da vida útil dos equipamentos. Lukito, Herlianti e Mayanti (2025) ressaltam que organizações que adotam essa abordagem conseguem melhorar significativamente seus indicadores de desempenho, especialmente em ambientes de alta complexidade.

Outro avanço importante está relacionado ao uso de digital twins, que permitem a criação de modelos virtuais dos equipamentos. Esses modelos possibilitam simulações e análises mais detalhadas do comportamento dos ativos, contribuindo para a tomada de decisão e a otimização das estratégias de manutenção. Segundo Ma, Flanigan e Bergés (2024), a utilização de digital twins representa uma das principais tendências na área de manutenção preditiva, ampliando as possibilidades de aplicação dessa abordagem.

Entretanto, apesar das vantagens, é importante reconhecer que a manutenção preditiva também apresenta limitações. Além dos custos iniciais e da necessidade de capacitação técnica, questões relacionadas à integração de sistemas e à segurança da informação também devem ser consideradas. Ledmaoui (2025) destaca que, em ambientes altamente digitalizados, a proteção dos dados e a segurança dos sistemas são aspectos fundamentais para garantir a confiabilidade das operações.

Por fim, observa-se que a manutenção preditiva tem se consolidado como uma das principais estratégias para a gestão de ativos industriais, especialmente no contexto da Indústria 4.0. No entanto, sua implementação eficaz depende de uma série de fatores, incluindo a disponibilidade de dados, a capacitação da equipe e o alinhamento estratégico da organização. Kardas (2024) aponta que organizações com maior maturidade digital tendem a obter melhores resultados na aplicação dessa abordagem, evidenciando a importância de uma implementação planejada e estruturada.

Dessa forma, a análise da literatura recente evidencia que a manutenção preditiva apresenta um grande potencial para melhorar a eficiência e a confiabilidade dos sistemas industriais, embora ainda existam desafios a serem superados. A compreensão desses aspectos é fundamental para orientar a adoção dessa estratégia e maximizar seus benefícios no contexto industrial contemporâneo.

2.1 Evolução da manutenção industrial e fundamentos da manutenção preditiva

A compreensão da manutenção preditiva no contexto industrial exige, antes de tudo, uma análise da evolução histórica das estratégias de manutenção ao longo do tempo. Inicialmente, predominava a manutenção corretiva, caracterizada pela intervenção apenas após a ocorrência de falhas. Esse modelo, apesar de amplamente utilizado em fases iniciais da industrialização, apresentava limitações significativas, principalmente em função da imprevisibilidade das paradas e dos elevados custos associados às falhas inesperadas.

Com o avanço da complexidade dos sistemas produtivos e a crescente demanda por confiabilidade operacional, a manutenção preventiva passou a ganhar espaço, baseando-se em inspeções periódicas e substituições programadas de componentes. Ainda assim, essa abordagem, embora mais estruturada, não considerava as condições reais dos equipamentos, o que frequentemente resultava em intervenções desnecessárias ou, em alguns casos, na não identificação de falhas iminentes.

Nesse cenário de transformação, a manutenção preditiva surge como uma evolução natural das estratégias anteriores, apresentando-se como uma abordagem mais alinhada às necessidades da indústria contemporânea. Diferentemente dos modelos tradicionais, essa estratégia fundamenta-se no monitoramento contínuo das condições dos ativos, permitindo identificar sinais iniciais de degradação e antecipar falhas antes que elas ocorram. Essa mudança de paradigma representa um avanço relevante, uma vez que substitui a lógica baseada em tempo por uma abordagem orientada por dados reais de operação. Segundo Zhang et al. (2023), a utilização de métodos orientados por dados tem contribuído significativamente para a melhoria da precisão na análise do comportamento dos equipamentos, favorecendo decisões mais assertivas no processo de manutenção.

A consolidação da manutenção preditiva está diretamente relacionada ao avanço das tecnologias digitais, especialmente no contexto da Indústria 4.0. A incorporação de sensores inteligentes, sistemas de aquisição de dados e plataformas de análise tem possibilitado o monitoramento em tempo real de variáveis críticas, como vibração, temperatura, pressão e desgaste. A partir da coleta e processamento dessas informações, torna-se possível identificar padrões operacionais e prever falhas com maior antecedência, reduzindo significativamente o risco de paradas não planejadas. Nesse sentido, Hassan (2025) destaca que a integração entre tecnologias digitais e estratégias de manutenção tem transformado a gestão de ativos industriais, elevando o papel da manutenção a um nível estratégico dentro das organizações.

Além disso, a manutenção preditiva tem sido fortemente impulsionada pelo desenvolvimento de técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina. Esses métodos possibilitam a análise de grandes volumes de dados, permitindo identificar padrões complexos que dificilmente seriam detectados por abordagens tradicionais. De acordo com Tasci (2023), a aplicação de algoritmos de machine learning em ambientes industriais tem contribuído para o aumento da precisão dos diagnósticos e para a otimização das intervenções de manutenção. No

entanto, é importante destacar que a eficácia desses modelos depende diretamente da qualidade dos dados disponíveis, o que exige a adoção de práticas adequadas de coleta, armazenamento e tratamento das informações.

Outro aspecto relevante diz respeito à diversidade de técnicas empregadas na manutenção preditiva, as quais variam de acordo com o tipo de equipamento e as condições operacionais. Entre as principais, destacam-se a análise de vibração, amplamente utilizada em equipamentos rotativos para identificação de desalinhamentos e falhas em componentes; a termografia, que permite detectar variações térmicas indicativas de anomalias, sendo bastante aplicada em sistemas elétricos; e a análise de óleo, utilizada para identificar desgaste interno e contaminações em componentes mecânicos. Conforme Ani (2024), a integração dessas técnicas com tecnologias digitais tem ampliado significativamente a capacidade de monitoramento e diagnóstico na indústria, tornando os processos de manutenção mais eficientes e confiáveis.

Dessa forma, observa-se que a manutenção preditiva representa não apenas uma evolução tecnológica, mas também uma mudança conceitual na forma como os ativos industriais são gerenciados. Ao incorporar dados em tempo real, tecnologias digitais e métodos analíticos avançados, essa abordagem contribui para uma gestão mais eficiente, precisa e alinhada às demandas da indústria moderna.

2.2 Desafios, limitações e aplicações da manutenção preditiva na indústria

Apesar dos avanços tecnológicos que impulsionaram a consolidação da manutenção preditiva no ambiente industrial, sua aplicação prática ainda está condicionada a uma série de fatores que vão além da simples adoção de tecnologias. Um dos principais pontos a ser considerado diz respeito ao nível de maturidade organizacional das empresas, especialmente no que se refere à capacidade de integrar dados operacionais, sistemas de monitoramento e processos de tomada de decisão. Nesse contexto, observa-se que organizações que não possuem uma estrutura bem definida tendem a limitar o uso da manutenção preditiva a aplicações pontuais, sem explorar plenamente seu potencial estratégico (Ramzan, 2025).

Outro aspecto relevante está relacionado à transição do ambiente tecnológico para a aplicação prática no chão de fábrica. Embora a literatura evidencie avanços significativos no desenvolvimento de modelos preditivos, a sua utilização em ambientes reais exige adaptações constantes, validações contínuas e, principalmente, interpretação adequada dos resultados gerados. Conforme Schwarz (2024), a confiabilidade dos modelos não depende exclusivamente

de sua complexidade técnica, mas também da sua capacidade de representar fielmente as condições operacionais dos sistemas analisados, o que torna indispensável a atuação de profissionais qualificados no processo de análise e decisão.

Além disso, a manutenção preditiva demanda uma integração eficiente entre diferentes áreas da organização, incluindo engenharia, operação e tecnologia da informação. Essa integração, embora essencial, nem sempre ocorre de forma fluida, podendo gerar inconsistências na coleta e interpretação dos dados. Nesse sentido, Hassan (2025) destaca que a transformação digital na indústria não se resume à adoção de ferramentas tecnológicas, mas envolve uma mudança estrutural na forma como as informações são gerenciadas e utilizadas para suporte à tomada de decisão.

No que se refere às aplicações práticas, a manutenção preditiva tem apresentado resultados expressivos em diferentes setores industriais, especialmente em ambientes caracterizados por alta complexidade operacional. De acordo com Lukito, Herlianti e Mayanti (2025), a adoção dessa abordagem tem contribuído para a melhoria de indicadores como disponibilidade de equipamentos, redução de custos operacionais e aumento da vida útil dos ativos. Esses resultados reforçam o papel estratégico da manutenção preditiva como ferramenta de otimização dos processos produtivos.

Outro avanço importante está relacionado ao uso de tecnologias emergentes, como os digital twins, que permitem a criação de representações virtuais dos equipamentos. Essa abordagem possibilita a realização de simulações e análises mais detalhadas, contribuindo para a antecipação de falhas e para o aprimoramento das estratégias de manutenção. Segundo Ma, Flanigan e Bergés (2024), a utilização dessas tecnologias amplia significativamente a capacidade de análise e tomada de decisão, tornando os processos de manutenção mais dinâmicos e eficientes.

Entretanto, mesmo diante desses avanços, é importante reconhecer que a manutenção preditiva também apresenta limitações que precisam ser consideradas. Entre elas, destacam-se os desafios relacionados à integração de sistemas, à segurança da informação e à confiabilidade dos dados utilizados nas análises. Conforme Ledmaoui (2025), em ambientes altamente digitalizados, a proteção dos dados e a robustez dos sistemas tornam-se fatores críticos para garantir a continuidade e a segurança das operações industriais.

3 METODOLOGIA

O presente estudo caracteriza-se como uma pesquisa de natureza qualitativa, de caráter descritivo e exploratório, desenvolvida por meio de revisão bibliográfica. Essa abordagem foi adotada com o objetivo de analisar e comparar diferentes estudos científicos relacionados à aplicação da manutenção preditiva na indústria, considerando seus métodos, resultados e limitações.

A pesquisa bibliográfica foi conduzida a partir da seleção de artigos científicos recentes, publicados em bases de dados reconhecidas, com foco em estudos que abordam a utilização de técnicas de manutenção preditiva no contexto industrial. Foram priorizados trabalhos que apresentam análises empíricas, estudos de caso e aplicações práticas, de modo a garantir maior consistência e relevância às discussões desenvolvidas.

Os critérios de inclusão adotados consideraram: (i) publicações recentes, preferencialmente dos últimos anos, alinhadas ao contexto da Indústria 4.0 e suas evoluções; (ii) estudos que abordam diretamente a manutenção preditiva, incluindo o uso de tecnologias como sensores inteligentes, análise de dados, inteligência artificial e digital twins; e (iii) trabalhos que apresentam resultados aplicados em ambientes industriais reais. Por outro lado, foram excluídos estudos que não apresentavam relação direta com o tema ou que possuíam abordagem excessivamente teórica sem aplicação prática.

Após a seleção dos estudos, foi realizada a leitura analítica do material, com o objetivo de identificar os principais métodos utilizados, os resultados obtidos e as limitações apontadas pelos autores. Em seguida, os dados foram organizados de forma comparativa, permitindo a análise das diferentes abordagens adotadas na manutenção preditiva, bem como a identificação de padrões, convergências e divergências entre os estudos analisados.

A análise dos dados foi conduzida de forma qualitativa, priorizando a interpretação dos resultados à luz do referencial teórico apresentado. Essa etapa permitiu compreender de que maneira as diferentes técnicas de manutenção preditiva contribuem para a melhoria da eficiência operacional, bem como os desafios associados à sua implementação em ambientes industriais distintos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Resultados

A partir da análise dos estudos selecionados, foi possível identificar padrões relevantes relacionados à aplicação da manutenção preditiva na indústria, especialmente no que se refere às técnicas utilizadas, aos resultados obtidos e às limitações observadas em diferentes contextos operacionais. Considerando que esta pesquisa se baseia em revisão bibliográfica, os resultados apresentados a seguir correspondem à síntese comparativa das evidências encontradas na literatura recente.

De forma geral, os estudos indicam que a manutenção preditiva tem sido amplamente aplicada em ambientes industriais caracterizados por alta complexidade e necessidade de confiabilidade operacional. Zhang et al. (2023) demonstram que métodos baseados em dados permitem identificar falhas com maior antecedência quando comparados a abordagens tradicionais, o que contribui para a redução de paradas não planejadas. Esse resultado é corroborado por Taşci (2023), que evidencia melhorias significativas na eficiência de linhas de produção a partir da aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina.

Além disso, observa-se que a utilização de técnicas de análise de dados e inteligência artificial tem se tornado cada vez mais frequente. Ani (2024) destaca que a integração entre machine learning e sistemas industriais possibilita não apenas a previsão de falhas, mas também a otimização de processos produtivos. No entanto, essa ampliação de aplicação não ocorre de forma homogênea entre os estudos, sendo influenciada por fatores como disponibilidade de dados e infraestrutura tecnológica.

No que se refere aos ganhos operacionais, os estudos analisados apontam resultados consistentes, especialmente em termos de aumento da disponibilidade dos equipamentos e redução de custos de manutenção. Lukito, Herlianti e Mayanti (2025) indicam que organizações que adotam manutenção preditiva apresentam melhorias significativas nos indicadores de desempenho, principalmente em ambientes com elevado grau de automação. Da mesma forma, Hassan (2025) reforça que a digitalização dos processos industriais tem contribuído para tornar a manutenção uma atividade mais estratégica e orientada por dados.

Por outro lado, os resultados também evidenciam limitações importantes. Ramzan (2025) destaca que o custo de implementação pode ser um fator restritivo, especialmente para empresas com menor maturidade tecnológica. Esse aspecto é complementado por Schwarz (2024), que aponta desafios relacionados à confiabilidade dos modelos preditivos, sobretudo quando há inconsistências nos dados utilizados.

A diversidade de abordagens metodológicas também foi identificada como um fator relevante nos resultados. Benhanifia et al. (2025) destacam que existe uma ampla variedade de métodos aplicados à manutenção preditiva, o que dificulta a comparação direta entre os estudos. Essa heterogeneidade pode impactar a generalização dos resultados, uma vez que diferentes contextos industriais demandam soluções específicas.

Outro ponto observado refere-se à influência da maturidade organizacional na obtenção de resultados positivos. Kardas (2024) aponta que empresas com maior nível de digitalização tendem a obter melhores resultados na aplicação da manutenção preditiva, evidenciando que o sucesso dessa abordagem não depende apenas da tecnologia, mas também da capacidade de integração e gestão das informações.

Além disso, o uso de tecnologias emergentes, como digital twins, tem sido associado a avanços importantes na área. Ma, Flanigan e Bergés (2024) demonstram que a criação de modelos virtuais dos equipamentos permite simulações mais precisas, contribuindo para a antecipação de falhas. No entanto, a aplicação prática dessas tecnologias ainda apresenta limitações, especialmente no que diz respeito à complexidade de implementação.

A segurança da informação também aparece como um aspecto relevante nos resultados. Ledmaoui (2025) destaca que a crescente digitalização dos sistemas industriais aumenta a exposição a riscos cibernéticos, o que pode comprometer a confiabilidade dos dados utilizados nos modelos preditivos.

A partir desses achados, foi possível organizar os principais resultados em categorias, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Síntese dos principais resultados da manutenção preditiva na literatura

Categoria	Resultados observados	Autores
Eficiência operacional	Redução de falhas e aumento da disponibilidade dos equipamentos	Zhang et al. (2023); Taşci (2023)
Otimização de processos	Uso de machine learning para melhoria de desempenho produtivo	Ani (2024); Hassan (2025)
Redução de custos	Diminuição de manutenção corretiva e paradas não planejadas	Lukito; Herlianti; Mayanti (2025)
Precisão dos diagnósticos	Identificação antecipada de falhas com base em dados	Zhang et al. (2023)
Limitações técnicas	Dependência da qualidade dos dados e confiabilidade dos modelos	Schwarz (2024)
Limitações econômicas	Alto custo de implementação	Ramzan (2025)
Maturidade organizacional	Influência da digitalização nos resultados	Kardas (2024)
Segurança da informação	Riscos associados à digitalização dos sistemas	Ledmaoui (2025)

A partir da organização apresentada, observa-se que os benefícios da manutenção preditiva estão fortemente associados à capacidade das organizações de utilizar dados de forma eficiente. No entanto, os resultados também indicam que a simples adoção de tecnologias não garante melhorias automáticas, sendo necessário considerar aspectos estruturais e organizacionais.

Outro elemento importante identificado nos estudos refere-se às diferentes técnicas utilizadas na manutenção preditiva. Embora a fundamentação teórica apresente essas técnicas de forma conceitual, os resultados evidenciam como elas são aplicadas na prática e quais impactos geram. A Tabela 2 apresenta uma síntese comparativa dessas técnicas com base nos estudos analisados.

Tabela 2 – Comparação das principais técnicas de manutenção preditiva

Técnica	Aplicação	Vantagens	Limitações	Autores
Análise de dados (machine learning)	Monitoramento e previsão de falhas	Alta precisão e capacidade de análise	Dependência de grandes volumes de dados	Ani (2024); Taşci (2023)
Monitoramento em tempo real	Acompanhamento contínuo de ativos	Identificação rápida de anomalias	Necessidade de infraestrutura tecnológica	Hassan (2025)
Modelos preditivos	Previsão de falhas com base em históricos	Antecipação de falhas	Problemas de interpretabilidade	Schwarz (2024)
Digital twins	Simulação de comportamento de equipamentos	Alta capacidade de análise e simulação	Complexidade de implementação	Ma; Flanigan; Bergés (2024)
Estratégias integradas	Combinação de métodos de manutenção	Maior flexibilidade operacional	Necessidade de planejamento estratégico	Sala (2025)

A análise comparativa das técnicas evidencia que não existe uma abordagem única capaz de atender a todos os contextos industriais. Cada técnica apresenta vantagens e limitações específicas, sendo sua aplicação dependente das características dos equipamentos, da disponibilidade de dados e do nível de maturidade tecnológica da organização.

Além disso, os resultados indicam que a manutenção preditiva tende a apresentar melhores desempenhos quando aplicada de forma integrada a outras estratégias de manutenção. Sala (2025) destaca que a combinação de diferentes abordagens pode resultar em maior equilíbrio entre custo e desempenho, o que reforça a importância de uma visão sistêmica na gestão da manutenção.

De maneira geral, os estudos analisados demonstram que a manutenção preditiva possui um grande potencial para melhorar a eficiência e a confiabilidade dos sistemas industriais. No

entanto, os resultados também evidenciam que sua aplicação eficaz depende de uma série de fatores, incluindo qualidade dos dados, infraestrutura tecnológica e capacitação das equipes envolvidas.

Assim, os resultados apresentados neste capítulo fornecem uma base importante para a análise crítica desenvolvida na seção de discussão, permitindo compreender não apenas os benefícios da manutenção preditiva, mas também suas limitações e desafios em diferentes contextos industriais.

4.2 Discussão

A análise dos estudos selecionados evidencia que a manutenção preditiva vem se consolidando como uma das principais estratégias para a gestão eficiente de ativos industriais, especialmente em contextos marcados por elevada complexidade operacional e crescente demanda por confiabilidade. No entanto, ao observar de forma mais crítica os resultados apresentados na literatura, percebe-se que os benefícios frequentemente associados a essa abordagem não ocorrem de maneira automática, estando condicionados a uma série de fatores técnicos, organizacionais e estratégicos.

De maneira geral, os estudos analisados convergem ao apontar que a manutenção preditiva contribui significativamente para a redução de falhas e para o aumento da disponibilidade dos equipamentos. Zhang et al. (2023) destacam que a utilização de dados operacionais em tempo real permite identificar padrões de degradação com maior precisão, possibilitando intervenções mais assertivas. Esse aspecto é reforçado por Taşci (2023), ao demonstrar que a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina em linhas de produção resulta em ganhos expressivos na eficiência operacional. Ainda assim, quando se observa com mais atenção, nota-se que esses resultados dependem diretamente da qualidade dos dados coletados, o que nem sempre é garantido em ambientes industriais reais.

Essa dependência da qualidade dos dados representa um dos principais pontos de tensão na aplicação da manutenção preditiva. Schwarz (2024) chama atenção para o fato de que modelos preditivos, embora sofisticados, podem apresentar limitações significativas quando alimentados por dados incompletos ou inconsistentes. Isso revela uma certa contradição: ao mesmo tempo em que a tecnologia avança rapidamente, sua eficácia prática ainda esbarra em problemas básicos de infraestrutura e governança de dados. Em muitos casos, o desafio não está na ausência de

ferramentas analíticas, mas sim na incapacidade das organizações de estruturar um fluxo confiável de informações.

Outro aspecto relevante diz respeito ao custo de implementação dessa abordagem. Embora os benefícios econômicos sejam frequentemente destacados, Ramzan (2025) aponta que o investimento inicial necessário para a adoção de sistemas preditivos pode ser elevado, especialmente para empresas com menor nível de maturidade tecnológica. Esse fator tende a limitar a aplicação da manutenção preditiva em determinados contextos, criando uma espécie de barreira de entrada que favorece organizações com maior capacidade financeira e tecnológica. Assim, a ideia de que essa estratégia é universalmente aplicável deve ser analisada com cautela, uma vez que sua viabilidade depende de condições específicas.

Além das questões financeiras, a literatura também evidencia desafios relacionados à integração organizacional. Hassan (2025) destaca que a implementação bem-sucedida da manutenção preditiva exige a articulação entre diferentes áreas, como engenharia, operação e tecnologia da informação. No entanto, essa integração nem sempre ocorre de forma eficiente, podendo resultar em falhas na comunicação e na interpretação dos dados. Em alguns casos, observa-se que as tecnologias são implementadas sem um alinhamento claro com os processos organizacionais, o que reduz significativamente seu potencial de impacto.

Nesse contexto, a análise proposta por Sala (2025) torna-se particularmente relevante ao sugerir que a manutenção preditiva não deve ser tratada como uma solução isolada, mas sim como parte de uma estratégia integrada de manutenção. A combinação de abordagens, como manutenção preventiva e corretiva, pode ser mais adequada dependendo das características dos ativos e do ambiente operacional. Essa perspectiva reforça a necessidade de uma visão sistêmica, em que a escolha da estratégia não se baseia apenas em tendências tecnológicas, mas em uma análise criteriosa das condições reais da organização.

Outro ponto que merece destaque é o papel das tecnologias emergentes, como os digital twins, na evolução da manutenção preditiva. Ma, Flanigan e Bergés (2024) apontam que a utilização de modelos virtuais permite simular o comportamento dos equipamentos e antecipar cenários de falha com maior precisão. Embora essa abordagem represente um avanço significativo, sua aplicação prática ainda enfrenta desafios, especialmente no que diz respeito à complexidade de implementação e à necessidade de integração com sistemas existentes. Em

muitos casos, a adoção dessas tecnologias ocorre de forma gradual, sendo limitada por fatores como custo, conhecimento técnico e infraestrutura disponível.

A análise dos estudos também revela que a aplicação da manutenção preditiva varia significativamente entre diferentes setores industriais. Lukito, Herlianti e Mayanti (2025) destacam que, em ambientes de alta complexidade, como a indústria de manufatura avançada, os ganhos tendem a ser mais expressivos, especialmente em termos de redução de custos e aumento da vida útil dos equipamentos. Por outro lado, em setores com menor nível de digitalização, a implementação dessa abordagem pode apresentar resultados mais modestos, o que reforça a importância de considerar o contexto específico de cada organização.

Além disso, a contribuição das técnicas de aprendizado de máquina para a manutenção preditiva tem sido amplamente discutida na literatura. Ani (2024) ressalta que essas técnicas permitem não apenas prever falhas, mas também otimizar processos produtivos de forma mais ampla. No entanto, essa ampliação do escopo traz consigo novos desafios, especialmente no que diz respeito à interpretabilidade dos modelos. Em muitos casos, os algoritmos utilizados são considerados “caixas-pretas”, dificultando a compreensão dos resultados e, consequentemente, a tomada de decisão por parte dos gestores.

Essa questão da interpretabilidade está diretamente relacionada à confiança nos sistemas preditivos. Conforme observado por Kardas (2024), a adoção efetiva dessas tecnologias depende não apenas de sua precisão técnica, mas também da percepção dos usuários em relação à sua confiabilidade. Em ambientes industriais, onde decisões equivocadas podem gerar impactos significativos, a resistência à adoção de sistemas automatizados ainda é um fator relevante. Isso evidencia que a implementação da manutenção preditiva envolve não apenas aspectos tecnológicos, mas também culturais e comportamentais.

Outro aspecto que emerge da análise é a necessidade de padronização e validação dos modelos utilizados. Benhanifia et al. (2025) apontam que, apesar do crescimento no número de estudos sobre manutenção preditiva, ainda há uma grande diversidade de métodos e abordagens, o que dificulta a comparação entre resultados. Essa falta de padronização pode gerar incertezas quanto à eficácia das soluções propostas, especialmente quando aplicadas em contextos diferentes daqueles em que foram originalmente desenvolvidas.

Além disso, questões relacionadas à segurança da informação também ganham relevância no contexto da manutenção preditiva. Ledmaoui (2025) destaca que a crescente digitalização dos

sistemas industriais aumenta a exposição a riscos cibernéticos, o que pode comprometer a integridade dos dados e a confiabilidade das análises. Esse fator adiciona uma nova camada de complexidade à implementação dessa abordagem, exigindo a adoção de medidas de segurança adequadas.

Diante desses aspectos, observa-se que a manutenção preditiva apresenta um grande potencial para transformar a gestão de ativos industriais, mas sua aplicação eficaz depende de um conjunto de condições que vão além da simples adoção de tecnologias. A análise dos estudos evidencia que fatores como qualidade dos dados, integração organizacional, capacitação técnica e maturidade digital desempenham um papel fundamental na obtenção de resultados positivos.

Ao mesmo tempo, é possível perceber que ainda existem lacunas importantes na literatura, especialmente no que se refere à comparação entre diferentes abordagens e à avaliação de sua eficácia em contextos distintos. Embora muitos estudos apresentem resultados promissores, a ausência de padronização metodológica dificulta a generalização das conclusões, indicando a necessidade de pesquisas futuras mais estruturadas e comparativas.

Assim, a discussão desenvolvida neste trabalho reforça a ideia de que a manutenção preditiva não deve ser encarada como uma solução universal, mas sim como uma estratégia que precisa ser cuidadosamente adaptada às características de cada organização. Quando bem implementada, pode gerar ganhos significativos em eficiência e confiabilidade; no entanto, quando aplicada de forma inadequada, pode não atingir os resultados esperados, evidenciando a importância de uma abordagem crítica e contextualizada.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir da análise desenvolvida ao longo deste trabalho, foi possível compreender que a manutenção preditiva se consolida como uma abordagem relevante no contexto industrial contemporâneo, especialmente diante das transformações associadas à digitalização dos processos produtivos. De forma geral, os resultados indicam que essa estratégia contribui de maneira significativa para a melhoria da eficiência operacional, para a redução de falhas e para o aumento da confiabilidade dos sistemas industriais, confirmando as evidências apresentadas na literatura recente (Zhang et al., 2023; Taşci, 2023).

Entretanto, ao longo da análise, também se tornou evidente que os benefícios da manutenção preditiva não ocorrem de forma automática ou uniforme entre as organizações. Sua efetividade está diretamente relacionada a fatores como qualidade dos dados, nível de maturidade tecnológica, capacidade de integração entre sistemas e qualificação das equipes envolvidas. Nesse sentido, observa-se que empresas com maior estrutura digital tendem a obter resultados mais consistentes, conforme apontado por Kardas (2024), enquanto organizações com limitações tecnológicas enfrentam maiores dificuldades na implementação dessa abordagem.

Outro aspecto relevante identificado refere-se ao papel das tecnologias baseadas em dados, especialmente aquelas relacionadas ao uso de inteligência artificial e aprendizado de máquina. Estudos como o de Ani (2024) evidenciam que essas ferramentas ampliam significativamente a capacidade de previsão de falhas e otimização de processos. No entanto, também foi possível observar que a utilização desses modelos traz desafios associados à interpretabilidade dos resultados e à dependência de grandes volumes de dados, o que pode limitar sua aplicação em determinados contextos.

Além disso, a análise demonstrou que a manutenção preditiva deve ser compreendida como parte de uma estratégia mais ampla de gestão da manutenção, e não como uma solução isolada. A combinação de diferentes abordagens, como manutenção preventiva e corretiva, pode ser mais adequada dependendo das características dos ativos e do ambiente operacional (Sala, 2025). Essa constatação reforça a importância de uma visão integrada, capaz de equilibrar custos, desempenho e confiabilidade.

Os resultados também evidenciaram limitações importantes, especialmente no que se refere aos custos de implementação e à complexidade tecnológica envolvida. Ramzan (2025) destaca que o investimento inicial necessário pode representar um obstáculo significativo, sobretudo para empresas de menor porte. Além disso, questões relacionadas à segurança da informação, conforme apontado por Ledmaoui (2025), tornam-se cada vez mais relevantes em ambientes altamente digitalizados, exigindo cuidados adicionais na gestão dos dados.

Outro ponto que merece destaque é a diversidade de abordagens identificadas na literatura. Benhanifia et al. (2025) ressaltam que a ausência de padronização metodológica dificulta a comparação entre estudos, o que pode gerar incertezas quanto à aplicabilidade dos resultados em diferentes contextos industriais. Essa heterogeneidade indica a necessidade de

maior aprofundamento em pesquisas futuras, especialmente no que diz respeito à validação de modelos em ambientes reais.

Adicionalmente, o uso de tecnologias emergentes, como os digital twins, apresenta-se como uma tendência promissora para a evolução da manutenção preditiva. Conforme destacado por Ma, Flanigan e Bergés (2024), essas ferramentas permitem simulações mais precisas do comportamento dos equipamentos, contribuindo para a tomada de decisão. No entanto, sua aplicação ainda enfrenta desafios relacionados à complexidade de implementação e à necessidade de integração com sistemas existentes.

Dessa forma, pode-se afirmar que a manutenção preditiva possui um grande potencial para transformar a gestão de ativos industriais, mas sua implementação eficaz depende de uma série de condições que vão além da adoção de tecnologias. A análise realizada neste trabalho reforça a importância de considerar fatores técnicos, organizacionais e estratégicos na definição das práticas de manutenção, evitando abordagens generalistas que desconsiderem as particularidades de cada contexto.

Por fim, como contribuição, este estudo oferece uma visão comparativa e atualizada sobre a aplicação da manutenção preditiva na indústria, destacando tanto seus benefícios quanto suas limitações. Como sugestão para trabalhos futuros, recomenda-se o desenvolvimento de estudos empíricos que avaliem a aplicação prática dessas abordagens em ambientes industriais específicos, bem como a investigação de métodos que possibilitem maior padronização e confiabilidade dos modelos preditivos.

Assim, conclui-se que, embora a manutenção preditiva represente um avanço significativo na gestão da manutenção industrial, sua efetividade está diretamente relacionada à forma como é planejada, implementada e integrada aos processos organizacionais, exigindo uma abordagem crítica e adaptada às condições reais de cada organização.

REFERÊNCIAS

ANI, Okwuchukwu Innocent. Advanced manufacturing with machine learning: enhancing predictive maintenance, quality control, and process optimization. *Rafidain Journal of Engineering Sciences*, v. 2, n. 2, p. 280–300, 2024. DOI: 10.61268/6mvqve13.

BENHANIFIA, A. et al. Systematic review of predictive maintenance practices in manufacturing. *Results in Engineering*, 2025.

HASSAN, I. ul. Predictive maintenance in Industry 4.0: a review of data-driven approaches. *Procedia Computer Science*, 2025.

KARDAS, G. Predictive maintenance bibliometric analysis and trends. *Engineering Reports*, 2024.

LEDMAOUI, Y. Review of recent advances in predictive maintenance and cybersecurity. *Sensors*, v. 25, n. 1, 2025.

LUKITO, T.; HERLIANTI, R.; MAYANTI, M. Implementation of predictive maintenance in various industry: a review. *Teknosains*, v. 12, n. 1, p. 133–144, 2025.

MA, S.; FLANIGAN, K.; BERGÉS, M. Digital twin applications in predictive maintenance: a review. *arXiv*, 2024.

RAMZAN, F. Enhancing predictive maintenance systems: challenges and opportunities. *Journal of Industrial Information Integration*, 2025.

SALA, R. Review on three decades of manufacturing maintenance evolution. *Journal of Manufacturing Systems*, 2025.

SCHWARZ, A. Data augmentation in predictive maintenance: a review. *Artificial Intelligence Review*, 2024.

TAŞCI, B. Machine learning-based predictive maintenance for production lines. *Computers & Industrial Engineering*, 2023.

ZHANG, W. et al. Data-driven predictive maintenance methods in industry. *Computers in Industry*, 2023.