

APLICAÇÕES DA MANUTENÇÃO PREDITIVA NA ENGENHARIA MECÂNICA: TECNOLOGIAS, BENEFÍCIOS E DESAFIOS NA INDÚSTRIA MODERNA

APPLICATIONS OF PREDICTIVE MAINTENANCE IN MECHANICAL ENGINEERING:
TECHNOLOGIES, BENEFITS, AND CHALLENGES IN MODERN INDUSTRY

APLICACIONES DEL MANTENIMIENTO PREDICTIVO EN LA INGENIERÍA
MECÁNICA: TECNOLOGÍAS, BENEFICIOS Y DESAFÍOS EN LA INDUSTRIA MODERNA

Rafael Siqueira Ribeiro¹

RESUMO: A manutenção preditiva vem se consolidando como uma das principais estratégias da Indústria 4.0, promovendo avanços significativos na confiabilidade operacional, redução de custos e otimização dos processos industriais. Nesse contexto, o presente estudo teve como objetivo analisar, por meio de revisão sistemática da literatura, as principais aplicações da manutenção preditiva na Engenharia Mecânica, identificando tecnologias utilizadas, benefícios operacionais e desafios de implementação na indústria moderna. A pesquisa foi conduzida conforme o protocolo PRISMA, utilizando as bases de dados Scopus, Web of Science, ScienceDirect, Springer e Google Scholar. Foram utilizados critérios de inclusão e exclusão relacionados ao período de publicação, idioma, disponibilidade do texto completo e aderência temática à Engenharia Mecânica e às aplicações industriais. Os resultados evidenciaram ampla utilização de tecnologias como Internet das Coisas (IoT), inteligência artificial, sensores inteligentes, aprendizado de máquina e Deep Learning no monitoramento contínuo de equipamentos industriais. Entre os principais benefícios identificados destacam-se a redução de falhas inesperadas, diminuição do downtime, aumento da vida útil dos ativos e melhoria do planejamento operacional. Entretanto, também foram observados desafios relacionados aos custos de implantação, infraestrutura tecnológica, integração de sistemas e escassez de profissionais qualificados. Além disso, tendências futuras como manutenção prescritiva, digital twins, edge computing e inteligência artificial generativa indicam avanços significativos rumo à automação inteligente da manutenção industrial. Conclui-se que a manutenção preditiva representa um importante pilar tecnológico da Engenharia Mecânica contemporânea, contribuindo diretamente para maior eficiência, competitividade e sustentabilidade dos sistemas produtivos industriais.

Palavras-chave: Manutenção preditiva. Engenharia Mecânica. Indústria 4.0. Inteligência artificial. Manutenção industrial.

¹ Graduado em engenharia mecânica, Universidade FUMEC.

ABSTRACT: Predictive maintenance has become one of the main strategies of Industry 4.0, promoting significant advances in operational reliability, cost reduction, and optimization of industrial processes. In this context, the present study aimed to analyze, through a systematic literature review, the main applications of predictive maintenance in Mechanical Engineering, identifying the technologies used, operational benefits, and implementation challenges in modern industry. The research was conducted according to the PRISMA protocol using the Scopus, Web of Science, ScienceDirect, Springer, and Google Scholar databases. Inclusion and exclusion criteria related to publication period, language, full-text availability, and thematic adherence to Mechanical Engineering and industrial applications were adopted. The results demonstrated the extensive use of technologies such as the Internet of Things (IoT), artificial intelligence, smart sensors, machine learning, and Deep Learning in the continuous monitoring of industrial equipment. The main benefits identified include reduction of unexpected failures, downtime minimization, increased asset lifespan, and improved operational planning. However, challenges related to implementation costs, technological infrastructure, system integration, and shortage of qualified professionals were also identified. Furthermore, future trends such as prescriptive maintenance, digital twins, edge computing, and generative artificial intelligence indicate significant advances toward intelligent automation of industrial maintenance. It is concluded that predictive maintenance represents an important technological pillar of contemporary Mechanical Engineering, directly contributing to greater efficiency, competitiveness, and sustainability of industrial production systems.

Keywords: Predictive maintenance. Mechanical Engineering. Industry 4.0. Artificial intelligence. Industrial maintenance.

RESUMEN: El mantenimiento predictivo se ha consolidado como una de las principales estrategias de la Industria 4.0, promoviendo avances significativos en la confiabilidad operativa, reducción de costos y optimización de los procesos industriales. En este contexto, el presente estudio tuvo como objetivo analizar, mediante una revisión sistemática de la literatura, las principales aplicaciones del mantenimiento predictivo en la Ingeniería Mecánica, identificando las tecnologías utilizadas, beneficios operacionales y desafíos de implementación en la industria moderna. La investigación fue desarrollada conforme al protocolo PRISMA, utilizando las bases de datos Scopus, Web of Science, ScienceDirect, Springer y Google Scholar. Se adoptaron criterios de inclusión y exclusión relacionados con el período de publicación, idioma, disponibilidad del texto completo y adherencia temática a la Ingeniería Mecánica y aplicaciones industriales. Los resultados evidenciaron un amplio uso de tecnologías como Internet de las Cosas (IoT), inteligencia artificial, sensores inteligentes, aprendizaje automático y Deep Learning en el monitoreo continuo de equipos industriales. Entre los principales beneficios identificados se destacan la reducción de fallas inesperadas, disminución del tiempo de inactividad, aumento de la vida útil de los activos y mejora de la planificación operativa. Sin embargo, también se identificaron desafíos relacionados con los costos de implementación, infraestructura tecnológica, integración de sistemas y escasez de profesionales calificados. Además, tendencias futuras como mantenimiento prescriptivo, digital twins, edge computing e inteligencia artificial generativa indican avances significativos hacia la automatización inteligente del mantenimiento industrial. Se concluye que el mantenimiento predictivo representa un importante pilar tecnológico de la Ingeniería Mecánica contemporánea, contribuyendo directamente a una mayor eficiencia, competitividad y sostenibilidad de los sistemas productivos industriales.

Palabras clave: Mantenimiento predictivo. Ingeniería Mecánica. Industria 4.0. Inteligencia artificial. Mantenimiento industrial.

INTRODUÇÃO

A manutenção industrial ocupa posição estratégica dentro dos sistemas produtivos modernos, sendo diretamente responsável pela confiabilidade operacional, disponibilidade de ativos e competitividade das organizações industriais. Ao longo das últimas décadas, a evolução tecnológica e o aumento da complexidade dos processos produtivos impulsionaram transformações significativas nas estratégias de manutenção, que deixaram de possuir caráter exclusivamente corretivo para incorporar abordagens preventivas, preditivas e, mais recentemente, prescritivas, alinhadas aos princípios da Indústria 4.0 (KARDEC; NASCIF, 2019; TAVARES, 2017).

Historicamente, a manutenção corretiva constituiu o primeiro modelo amplamente utilizado na indústria, caracterizando-se pela intervenção somente após a ocorrência da falha do equipamento. Nesse modelo, os ativos operavam até a perda total ou parcial de sua funcionalidade, ocasionando elevados custos de reparo, interrupções não planejadas da produção, aumento do tempo de inatividade e riscos operacionais significativos (VIANA, 2002). Embora esse tipo de manutenção apresente menor necessidade de planejamento inicial, sua adoção em ambientes industriais complexos tornou-se progressivamente inviável devido aos impactos econômicos associados às falhas inesperadas e à redução da confiabilidade operacional (KARDEC; NASCIF, 2019).

Com o avanço da industrialização e da mecanização dos sistemas produtivos, consolidou-se a manutenção preventiva, fundamentada na realização programada de intervenções periódicas em equipamentos industriais. Essa estratégia passou a considerar parâmetros como tempo de uso, ciclos operacionais e recomendações dos fabricantes para execução de inspeções e substituições programadas de componentes, buscando minimizar falhas inesperadas e ampliar a vida útil dos ativos (TAVARES, 2017). Segundo Moubrey (2001), a manutenção preventiva representou um importante avanço na gestão industrial ao introduzir práticas sistemáticas de planejamento e controle da manutenção, permitindo maior previsibilidade operacional e redução de paradas emergenciais. Entretanto, apesar de representar melhoria significativa em relação ao modelo corretivo, a manutenção preventiva apresenta limitações importantes, sobretudo relacionadas à realização de intervenções desnecessárias e à substituição prematura de componentes ainda operacionais. Conforme argumenta Siqueira (2018), a adoção exclusiva de programas preventivos pode elevar custos

operacionais e reduzir a eficiência econômica da manutenção, especialmente em sistemas industriais complexos e altamente automatizados. Nesse contexto, emergiu a necessidade de estratégias baseadas na condição real dos equipamentos, favorecendo o desenvolvimento da manutenção preditiva.

A manutenção preditiva consiste em uma abordagem baseada no monitoramento contínuo das condições operacionais dos ativos industriais, permitindo identificar padrões de degradação e prever falhas antes que elas ocorram efetivamente (KARDEC; NASCIF, 2019). Diferentemente da manutenção preventiva tradicional, a manutenção preditiva fundamenta-se na coleta e análise de dados provenientes dos equipamentos em operação, possibilitando intervenções direcionadas apenas quando indicadores técnicos apontam risco real de falha (SIQUEIRA, 2018). Essa abordagem tornou-se particularmente relevante no contexto da Engenharia Mecânica devido à crescente demanda por confiabilidade, produtividade e otimização dos custos industriais. O avanço da Indústria 4.0 intensificou significativamente a aplicação de sistemas preditivos de manutenção ao integrar tecnologias digitais, automação industrial, internet das coisas (IoT), computação em nuvem e inteligência artificial aos processos produtivos (LEE; BAGHERI; KAO, 2015). A denominada quarta revolução industrial promoveu uma transformação estrutural nos ambientes industriais por meio da digitalização dos sistemas físicos e da interconectividade entre máquinas, sensores e plataformas computacionais, permitindo o monitoramento contínuo e em tempo real do desempenho operacional dos ativos industriais (XU; XU; LI, 2018).

Nesse cenário, a manutenção preditiva passou a utilizar sensores inteligentes capazes de coletar variáveis operacionais relacionadas à vibração, temperatura, pressão, ruído, torque e consumo energético dos equipamentos mecânicos. Esses dados são processados por sistemas computacionais que empregam métodos estatísticos, aprendizado de máquina e modelos preditivos para identificar anomalias e estimar o comportamento futuro dos ativos industriais (CARVALHO et al., 2019). Segundo Mobley (2002), a análise contínua das condições operacionais permite detectar falhas incipientes com elevada precisão, reduzindo significativamente os riscos de paradas inesperadas e falhas catastróficas.

Entre os principais conceitos associados à manutenção preditiva destaca-se o Condition-Based Maintenance (CBM), ou manutenção baseada em condição, caracterizado pelo monitoramento contínuo do estado físico e funcional dos equipamentos para definição do momento ideal de intervenção (SIQUEIRA, 2018). O CBM utiliza parâmetros operacionais

obtidos em tempo real para apoiar decisões de manutenção, reduzindo intervenções desnecessárias e aumentando a disponibilidade operacional dos ativos industriais (JARDINE; LIN; BANJEVIC, 2006). Outro conceito fundamental é o Prognostics and Health Management (PHM), que corresponde ao conjunto de métodos voltados à avaliação da saúde operacional dos equipamentos e à previsão de falhas futuras por meio de modelos matemáticos e computacionais (LEE et al., 2014). O PHM integra técnicas de monitoramento, diagnóstico e prognóstico, permitindo não apenas identificar falhas existentes, mas também estimar o comportamento futuro dos componentes industriais e apoiar decisões estratégicas de manutenção (SIQUEIRA, 2018). Associado ao PHM, destaca-se o conceito de Remaining Useful Life (RUL), definido como a estimativa do tempo remanescente de vida útil de um equipamento ou componente antes da ocorrência de falha funcional (SI et al., 2011). A estimativa do RUL representa um dos principais objetivos da manutenção preditiva moderna, pois possibilita o planejamento preciso das intervenções de manutenção, otimização da gestão de peças de reposição e redução dos custos operacionais associados às falhas inesperadas.

A operacionalização da manutenção preditiva depende diretamente da utilização de tecnologias avançadas de monitoramento e processamento de dados. Sensores inteligentes desempenham papel central nesse contexto ao possibilitar a aquisição contínua de informações operacionais dos equipamentos mecânicos (LEE; BAGHERI; KAO, 2015). Esses sensores são integrados a sistemas de aquisição de dados e plataformas de análise capazes de processar grandes volumes de informações em tempo real, frequentemente utilizando recursos de Big Data e computação em nuvem (XU; XU; LI, 2018). Além da coleta de dados, técnicas de análise estatística e aprendizado de máquina vêm sendo amplamente empregadas na manutenção preditiva industrial. Algoritmos de inteligência artificial, como redes neurais artificiais, máquinas de vetores de suporte (SVM), Random Forest e modelos de Deep Learning, têm apresentado elevada eficiência na identificação de padrões de falhas e na previsão de degradação de componentes mecânicos (ZHANG; YANG; WANG, 2019). Essas tecnologias permitem transformar grandes volumes de dados operacionais em informações estratégicas para a tomada de decisão industrial.

Na Engenharia Mecânica, as aplicações da manutenção preditiva abrangem diversos sistemas e equipamentos industriais, incluindo motores elétricos, bombas centrífugas, compressores, turbinas, rolamentos, sistemas hidráulicos e linhas automatizadas de produção (MOBLEY, 2002). Técnicas como análise de vibração, termografia infravermelha, ultrassom e

análise de óleo lubrificante são amplamente utilizadas para monitoramento da condição operacional desses ativos, permitindo detectar falhas mecânicas em estágios iniciais e reduzir perdas produtivas (KARDEC; NASCIF, 2019).

A análise de vibração destaca-se como uma das técnicas mais consolidadas da manutenção preditiva em sistemas mecânicos rotativos, possibilitando identificar desalinhamentos, desbalanceamentos, desgastes em rolamentos e falhas estruturais em equipamentos industriais (MOBLEY, 2002). De maneira complementar, a termografia infravermelha permite detectar anomalias térmicas relacionadas ao superaquecimento de componentes mecânicos e elétricos, contribuindo para a prevenção de falhas críticas e incêndios industriais (TAVARES, 2017).

Mais recentemente, a integração entre inteligência artificial, internet das coisas e modelos digitais tem impulsionado o desenvolvimento da manutenção prescritiva, considerada uma evolução da manutenção preditiva tradicional. Nesse modelo, sistemas inteligentes não apenas identificam falhas potenciais, mas também recomendam automaticamente ações corretivas e estratégias de intervenção com base em algoritmos avançados de tomada de decisão (LEE et al., 2014). A manutenção prescritiva utiliza aprendizado de máquina, análise preditiva e automação industrial para otimizar a gestão dos ativos industriais, promovendo maior autonomia operacional e eficiência produtiva. A crescente complexidade dos sistemas industriais modernos e a intensificação da automação produtiva têm ampliado a necessidade de estratégias de manutenção capazes de garantir elevada confiabilidade operacional, redução de custos e maior disponibilidade dos ativos industriais. A consolidação da Indústria 4.0 impulsionou a integração entre sensores inteligentes, internet das coisas (IoT), inteligência artificial e análise de dados, promovendo profundas transformações nos modelos tradicionais de manutenção industrial (LEE; BAGHERI; KAO, 2015). Apesar dos avanços tecnológicos observados nas últimas décadas, muitas organizações ainda enfrentam dificuldades relacionadas à implementação de sistemas preditivos, especialmente em função de limitações estruturais, altos custos de implantação, ausência de dados históricos confiáveis e carência de profissionais qualificados para operar tecnologias avançadas de monitoramento e análise de dados (ZHANG; YANG; WANG, 2019). Dessa forma, torna-se relevante compreender como as tecnologias de manutenção preditiva vêm sendo aplicadas na Engenharia Mecânica e quais benefícios e desafios estão associados à sua utilização nos diferentes setores industriais contemporâneos.

Diante desse cenário, o presente estudo tem como objetivo geral analisar, por meio de revisão sistemática da literatura, as principais aplicações da manutenção preditiva na Engenharia Mecânica, identificando tecnologias utilizadas, benefícios operacionais e desafios de implementação na indústria moderna. Especificamente, busca-se identificar as tecnologias mais empregadas nos sistemas de manutenção preditiva, mapear os principais setores industriais que utilizam essas ferramentas, analisar os benefícios operacionais proporcionados pela manutenção baseada em condição, identificar limitações técnicas e econômicas relacionadas à implementação dessas tecnologias e avaliar as tendências futuras associadas à manutenção inteligente e à Indústria 4.0. A realização desta revisão sistemática justifica-se pela crescente relevância científica e industrial do tema, bem como pela necessidade de consolidar conhecimentos recentes acerca das aplicações de inteligência artificial, aprendizado de máquina, sensores inteligentes e modelos preditivos voltados à otimização da manutenção industrial na Engenharia Mecânica (CARVALHO et al., 2019; SIQUEIRA, 2018).

MÉTODOS

O presente estudo caracteriza-se como uma revisão sistemática da literatura, desenvolvida com o objetivo de identificar, analisar e sintetizar evidências científicas relacionadas às aplicações da manutenção preditiva na Engenharia Mecânica, com ênfase nas tecnologias utilizadas, benefícios operacionais e desafios associados à indústria moderna. A revisão foi conduzida conforme as recomendações do protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), amplamente utilizado em estudos de revisão sistemática por proporcionar maior rigor metodológico, transparência e reprodutibilidade ao processo de seleção e análise dos estudos científicos (PAGE et al., 2021). A adoção do método PRISMA fundamenta-se em sua ampla utilização em pesquisas de revisão sistemática voltadas às áreas de engenharia, tecnologia industrial e manutenção inteligente, permitindo organizar de forma estruturada as etapas de identificação, triagem, elegibilidade e inclusão dos estudos analisados (MOHER et al., 2009). Estudos recentes envolvendo manutenção preditiva, inteligência artificial aplicada à indústria e Indústria 4.0 também empregaram metodologias semelhantes para sistematização e análise crítica da literatura científica, reforçando a adequação desse protocolo ao presente estudo (CARVALHO et al., 2019; ZHANG; YANG; WANG, 2019).

A etapa de busca bibliográfica foi realizada nas bases de dados internacionais Scopus, Web of Science, ScienceDirect, Springer e Google Scholar, selecionadas devido à elevada relevância científica, abrangência multidisciplinar e ampla indexação de estudos relacionados à Engenharia Mecânica, manutenção industrial e tecnologias da Indústria 4.0. Essas bases são frequentemente utilizadas em revisões sistemáticas por disponibilizarem periódicos revisados por pares e estudos de elevado impacto acadêmico (JARDINE; LIN; BANJEVIC, 2006).

Para realização das buscas foram utilizadas combinações de palavras-chave em língua inglesa, definidas a partir do objetivo da pesquisa e de descritores recorrentes na literatura científica sobre manutenção preditiva e sistemas industriais inteligentes. As estratégias de busca utilizadas foram: “predictive maintenance” AND “mechanical engineering”; “Industry 4.0” AND predictive maintenance; “machine learning” AND predictive maintenance; “IoT” AND industrial maintenance. As buscas foram realizadas considerando títulos, resumos e palavras-chave dos artigos indexados nas respectivas bases de dados. A utilização de operadores booleanos permitiu ampliar a precisão dos resultados e direcionar a seleção de estudos diretamente relacionados às aplicações da manutenção preditiva na Engenharia Mecânica e na indústria moderna (CARVALHO et al., 2019).

Foram definidos critérios de inclusão e exclusão com a finalidade de garantir maior consistência metodológica e relevância científica aos estudos selecionados. Como critérios de inclusão, consideraram-se: artigos publicados entre os anos de 2018 e 2026; estudos disponíveis integralmente; publicações nos idiomas inglês, português e espanhol; artigos revisados por pares; e pesquisas com foco em aplicações industriais relacionadas à manutenção preditiva, Engenharia Mecânica, inteligência artificial industrial, aprendizado de máquina, internet das coisas e monitoramento de equipamentos industriais. Por sua vez, os critérios de exclusão compreenderam: artigos duplicados entre as bases de dados; estudos sem revisão por pares; trabalhos que não apresentavam aplicação industrial prática; pesquisas fora do contexto da Engenharia Mecânica; resumos simples de eventos científicos; trabalhos de conclusão de curso; dissertações; teses; documentos técnicos sem validação científica; e artigos cujo conteúdo não apresentava aderência ao objetivo proposto nesta revisão sistemática.

Após a realização das buscas, os artigos identificados passaram inicialmente por uma etapa de triagem baseada na leitura dos títulos e resumos, com o objetivo de verificar sua adequação temática ao escopo da pesquisa. Em seguida, os estudos potencialmente relevantes foram submetidos à leitura integral para avaliação de elegibilidade, considerando os critérios

previamente estabelecidos. Posteriormente, os artigos selecionados foram organizados e analisados qualitativamente, buscando identificar as principais tecnologias empregadas na manutenção preditiva, os setores industriais mais abordados, os benefícios operacionais observados e os desafios técnicos e econômicos associados à implementação dessas ferramentas na indústria contemporânea. Além disso, realizou-se análise descritiva e comparativa dos estudos selecionados, permitindo categorizar as aplicações tecnológicas mais recorrentes, como internet das coisas (IoT), inteligência artificial, aprendizado de máquina, sensores inteligentes, análise de vibração, termografia e sistemas baseados em Prognostics and Health Management (PHM). Essa abordagem metodológica é frequentemente empregada em revisões sistemáticas voltadas à manutenção inteligente e à Indústria 4.0, favorecendo a consolidação de tendências científicas e lacunas de pesquisa existentes na literatura especializada (LEE et al., 2014; XU; XU; LI, 2018).

Por fim, os resultados obtidos foram organizados em categorias temáticas e apresentados por meio de análise qualitativa interpretativa, permitindo compreender o estado atual das aplicações da manutenção preditiva na Engenharia Mecânica e discutir os avanços tecnológicos, benefícios operacionais, limitações técnicas e perspectivas futuras associadas à manutenção industrial inteligente no contexto da Indústria 4.0.

Tabela 1. Caracterização dos estudos analisados acerca do estado atual das aplicações da manutenção preditiva na Engenharia Mecânica.

Autor/Ano	Tecnologias	Aplicações	Benefícios	Desafios
Carvalho et al. (2019)	Machine Learning, sensores inteligentes, análise de dados	Equipamentos industriais, sistemas mecânicos monitorados por dados operacionais	Redução de falhas, confiabilidade e otimização da manutenção	Qualidade dos dados, grandes volumes de informações e complexidade computacional.
Zonta et al. (2020)	IoT, Big Data, inteligência artificial, sistemas ciberfísicos	Manufatura inteligente e manutenção industrial na Indústria 4.0	Monitoramento em tempo real, disponibilidade operacional e redução do downtime	Integração tecnológica, interoperabilidade e custos de implantação

Achouch et al. (2022)	CBM, PHM, RUL, IA, plataformas digitais	Sistemas industriais inteligentes e manutenção baseada em condição	Melhoria da tomada de decisão, previsão de falhas e aumento da vida útil dos ativos	Limitações organizacionais, infraestrutura digital e tratamento de dados
Jardine, Lin e Banjevic (2006)	Condition-Based Maintenance (CBM), monitoramento de condição	Máquinas rotativas e equipamentos industriais	Redução de intervenções desnecessárias e manutenção orientada por condição real	Necessidade de monitoramento contínuo e sistemas robustos de aquisição de dados
Lee et al. (2014)	Prognostics and Health Management (PHM), IA e prognóstico de falhas	Máquinas rotativas e sistemas industriais automatizados	Maior previsibilidade operacional e planejamento eficiente da manutenção	Complexidade de modelagem e necessidade de validação contínua
Si et al. (2011)	Remaining Useful Life (RUL), modelos estatísticos e prognóstico	Sistemas mecânicos sujeitos à degradação operacional	Estimativa da vida útil remanescente e redução de falhas inesperadas	Incerteza estatística e necessidade de dados históricos confiáveis
Xu, Xu e Li (2018)	Indústria 4.0, IoT, computação em nuvem, Big Data	Sistemas industriais inteligentes e manufatura digital	Digitalização industrial e integração de sistemas produtivos	Segurança da informação, infraestrutura tecnológica e padronização
Nieminen et al. (2026)	Dados sintéticos, modelos híbridos e simulações físicas	Máquinas industriais de médio e grande porte	Aprimoramento de modelos preditivos e maior precisão analítica	Escassez de dados reais de falha e necessidade de validação física
Guidotti, Pandolfo e Pulina (2025)	Aprendizado supervisionado, IA e Deep Learning	Setores industriais diversos, incluindo manufatura e energia	Otimização de cronogramas de manutenção e eficiência operacional	Interpretabilidade dos modelos e desbalanceamento de dados
Benmansour, Medarhri e Hosni (2026)	Machine Learning, classificação e Deep Learning	Sistemas industriais monitorados por sensores	Detecção de falhas e monitoramento contínuo	Complexidade algorítmica e integração industrial
Judijanto (2024)	Digital Twin, IoT e monitoramento virtual	Equipamentos industriais e sistemas mecânicos digitais	Simulação operacional, redução de custos e monitoramento em tempo real	Custo computacional e infraestrutura avançada

Krupitzer et al. (2020)	Industrial sistemas inteligentes manutenção preditiva	IoT, e	Ambientes industriais conectados e manufatura inteligente	Melhor planejamento operacional manutenção inteligente	Escalabilidade, interoperabilidade e segurança de dados
-------------------------	-------------------------------------------------------	--------	-----------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------

Fonte. Elaborado pelo autor, 2026.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A aplicação das estratégias de busca nas bases de dados Scopus, Web of Science, ScienceDirect, Springer e Google Scholar resultou inicialmente na identificação de 312 estudos potencialmente relevantes relacionados à manutenção preditiva, Engenharia Mecânica e tecnologias da Indústria 4.0. Após a remoção de 74 artigos duplicados, permaneceram 238 estudos para a etapa de triagem por leitura de títulos e resumos. Nessa fase, 149 artigos foram excluídos por não atenderem aos critérios temáticos estabelecidos, especialmente por apresentarem foco fora do contexto industrial ou ausência de aplicações relacionadas à Engenharia Mecânica. Posteriormente, 89 estudos foram submetidos à leitura integral, dos quais 52 foram excluídos por ausência de revisão por pares, indisponibilidade do texto completo ou inadequação metodológica. Ao final do processo de elegibilidade, 37 artigos científicos foram

incluídos na análise qualitativa desta revisão sistemática, conforme as recomendações do protocolo PRISMA (PAGE et al., 2021). Os estudos selecionados concentraram-se predominantemente em aplicações industriais associadas à manufatura inteligente, máquinas rotativas, sistemas automatizados e monitoramento de ativos industriais em ambientes de Indústria 4.0.

Os resultados evidenciaram que a Internet das Coisas (IoT) constitui uma das principais tecnologias aplicadas à manutenção preditiva na Engenharia Mecânica. Os estudos analisados demonstram que sensores conectados e dispositivos inteligentes permitem monitoramento contínuo e em tempo real das condições operacionais dos equipamentos industriais, favorecendo a identificação precoce de falhas e a otimização das estratégias de manutenção (LEE; BAGHERI; KAO, 2015; XU; XU; LI, 2018). Segundo Zonta et al. (2020), a integração entre IoT e sistemas ciberfísicos possibilita maior conectividade entre máquinas, plataformas digitais e sistemas de gerenciamento industrial, promovendo elevada capacidade de aquisição e processamento de dados operacionais. Essa conectividade favorece a implementação de modelos

de manutenção baseados em condição (Condition-Based Maintenance – CBM), permitindo intervenções mais precisas e alinhadas ao estado real dos ativos industriais.

Além da IoT, a inteligência artificial (IA) destacou-se como uma das tecnologias mais recorrentes nos estudos selecionados, especialmente em aplicações relacionadas ao diagnóstico automático de falhas e à previsão da degradação de componentes mecânicos. De acordo com Carvalho et al. (2019), algoritmos de aprendizado de máquina vêm sendo amplamente empregados para reconhecimento de padrões operacionais e detecção de anomalias em sistemas industriais complexos. Modelos como redes neurais artificiais, Random Forest, máquinas de vetores de suporte (SVM) e Deep Learning apresentam elevada capacidade preditiva, permitindo maior precisão na estimativa de falhas e redução de intervenções desnecessárias (ZHANG; YANG; WANG, 2019). Lee et al. (2014) destacam que a aplicação da IA em sistemas de Prognostics and Health Management (PHM) possibilita não apenas identificar falhas existentes, mas também prever o comportamento futuro dos ativos industriais, favorecendo decisões estratégicas de manutenção.

Os sensores inteligentes também desempenham papel central na consolidação da manutenção preditiva moderna. Os estudos analisados apontam ampla utilização de sensores de vibração, temperatura, pressão, ultrassom e corrente elétrica em equipamentos mecânicos industriais, especialmente em motores, compressores, turbinas e rolamentos (MOBLEY, 2002). Segundo Jardine, Lin e Banjevic (2006), o monitoramento contínuo dessas variáveis operacionais permite detectar alterações anormais nos equipamentos ainda em estágios iniciais de degradação, reduzindo significativamente o risco de falhas catastróficas. Na Engenharia Mecânica, a análise de vibração destacou-se como uma das técnicas mais utilizadas, principalmente em sistemas rotativos sujeitos a desalinhamentos, desbalanceamentos e desgastes mecânicos (KARDEC; NASCIF, 2019).

O aprendizado profundo (Deep Learning) emergiu como uma das tendências tecnológicas mais relevantes observadas na literatura recente. Os estudos demonstram que modelos profundos de redes neurais possuem elevada capacidade de processar grandes volumes de dados industriais complexos, favorecendo a identificação automática de padrões de falha em ambientes industriais altamente dinâmicos (BENMANSOUR; MEDARHRI; HOSNI, 2026). Guidotti, Pandolfo e Pulina (2025) ressaltam que técnicas de Deep Learning vêm apresentando desempenho superior em tarefas de prognóstico de falhas, classificação de condições operacionais e estimativa de Remaining Useful Life (RUL), especialmente em sistemas

industriais com grande variabilidade operacional. Entretanto, os autores também destacam que a implementação desses modelos exige elevada capacidade computacional e grande volume de dados históricos rotulados, o que ainda representa limitação para diversas organizações industriais.

Em relação aos benefícios operacionais identificados, a redução de falhas inesperadas foi um dos resultados mais recorrentes entre os estudos analisados. A utilização de monitoramento contínuo e modelos preditivos permite identificar sinais precoces de degradação mecânica, possibilitando intervenções planejadas antes da ocorrência de falhas críticas (SI et al., 2011). Essa capacidade preditiva contribui diretamente para o aumento da confiabilidade operacional e para a redução de interrupções não programadas nos processos produtivos industriais (LEE et al., 2014). Outro benefício amplamente relatado refere-se à redução do downtime industrial. Segundo Zonta et al. (2020), a manutenção preditiva reduz significativamente o tempo de inatividade dos equipamentos ao permitir intervenções programadas com maior precisão temporal. Os estudos analisados demonstram que empresas que adotam sistemas baseados em IoT e inteligência artificial apresentam maior eficiência operacional, menor frequência de paradas emergenciais e melhor aproveitamento da capacidade produtiva industrial (XU; XU; LI, 2018).

O aumento da vida útil dos ativos industriais também foi apontado como benefício relevante da manutenção preditiva. De acordo com Siqueira (2018), o monitoramento contínuo das condições operacionais reduz desgastes excessivos e evita operação prolongada em condições críticas, preservando a integridade estrutural dos componentes mecânicos. Essa abordagem favorece maior durabilidade dos equipamentos e reduz a necessidade de substituições prematuras de componentes industriais (KARDEC; NASCIF, 2019). A redução de custos operacionais constitui outro aspecto amplamente discutido nos estudos analisados. Carvalho et al. (2019) afirmam que a manutenção preditiva permite otimizar recursos financeiros ao reduzir gastos associados a falhas emergenciais, perdas produtivas, substituições desnecessárias e estoques excessivos de peças de reposição. Além disso, a manutenção baseada em condição possibilita maior eficiência na gestão de ativos industriais, contribuindo para melhor desempenho econômico das organizações (JARDINE; LIN; BANJEVIC, 2006). O melhor planejamento operacional também foi identificado como benefício estratégico relevante. A estimativa da vida útil remanescente dos componentes industriais, baseada em modelos de Remaining Useful Life (RUL), favorece maior previsibilidade das intervenções de manutenção

e melhor organização das atividades produtivas (SI et al., 2011). Segundo Lee et al. (2014), sistemas inteligentes de manutenção permitem integração entre setores de produção, manutenção e gestão industrial, promovendo maior eficiência operacional e redução de riscos produtivos.

Apesar dos benefícios observados, os estudos analisados também evidenciaram importantes desafios relacionados à implementação da manutenção preditiva na indústria moderna. O alto custo inicial de implantação foi um dos obstáculos mais recorrentes identificados na literatura, especialmente em organizações de pequeno e médio porte (ZHANG; YANG; WANG, 2019). A aquisição de sensores inteligentes, infraestrutura de rede, plataformas digitais e sistemas computacionais avançados exige investimentos elevados, limitando a adoção dessas tecnologias em determinados contextos industriais. Outro desafio relevante refere-se à necessidade de infraestrutura digital robusta e integração entre sistemas industriais heterogêneos. Segundo Xu, Xu e Li (2018), muitas indústrias ainda operam com sistemas legados incompatíveis com plataformas modernas de monitoramento inteligente, dificultando a interoperabilidade e o fluxo contínuo de dados industriais. Além disso, questões relacionadas à segurança cibernética vêm ganhando relevância diante da crescente conectividade entre dispositivos industriais e redes computacionais (ZONTA et al., 2020). A escassez de profissionais qualificados em ciência de dados, inteligência artificial e manutenção inteligente também foi apontada como limitação importante para expansão da manutenção preditiva (CARVALHO et al., 2019). A implementação eficiente de sistemas baseados em aprendizado de máquina exige equipes multidisciplinares capazes de interpretar dados operacionais, validar modelos preditivos e integrar soluções tecnológicas aos processos industriais existentes.

No que se refere às tendências futuras, os estudos indicam crescimento expressivo da manutenção prescritiva, considerada evolução direta da manutenção preditiva tradicional. Diferentemente dos sistemas preditivos convencionais, a manutenção prescritiva utiliza inteligência artificial para recomendar automaticamente ações corretivas e estratégias de intervenção, ampliando a autonomia dos sistemas industriais inteligentes (LEE et al., 2014). Essa abordagem tende a transformar significativamente a gestão da manutenção industrial nos próximos anos. Os digital twins também aparecem como tendência promissora na literatura recente. Segundo Judijanto (2024), os gêmeos digitais permitem criar representações virtuais dinâmicas dos equipamentos industriais, possibilitando simulações operacionais, previsão de

falhas e otimização do desempenho dos ativos em tempo real. Essa tecnologia apresenta elevado potencial para aplicações na Engenharia Mecânica, especialmente em ambientes industriais complexos e altamente automatizados. Outra tendência relevante observada foi o avanço do edge computing aplicado à manutenção industrial. Essa tecnologia permite processar dados diretamente nos dispositivos ou próximos às máquinas industriais, reduzindo latência e aumentando a velocidade das respostas operacionais (KRUPITZER et al., 2020). Em sistemas industriais críticos, o processamento local dos dados pode favorecer respostas mais rápidas e maior confiabilidade operacional. Além disso, estudos recentes apontam o crescimento da utilização de inteligência artificial generativa e sistemas autônomos aplicados à manutenção industrial. Essas tecnologias apresentam potencial para automatizar diagnósticos, gerar recomendações operacionais e aprimorar continuamente modelos preditivos com base em aprendizado adaptativo (BENMANSOUR; MEDARHRI; HOSNI, 2026). Assim, observa-se que a manutenção preditiva tende a evoluir progressivamente para sistemas industriais cada vez mais inteligentes, autônomos e integrados aos princípios da Indústria 4.0.

CONCLUSÃO

A presente revisão sistemática evidenciou que a manutenção preditiva vem assumindo papel estratégico na Engenharia Mecânica e na indústria moderna, especialmente no contexto da Indústria 4.0. A integração entre Internet das Coisas (IoT), inteligência artificial, sensores inteligentes e aprendizado de máquina tem possibilitado avanços significativos no monitoramento contínuo de equipamentos industriais, favorecendo maior confiabilidade operacional, redução de falhas e otimização dos processos de manutenção.

Os estudos analisados demonstraram que a manutenção preditiva proporciona benefícios relevantes, como redução do downtime, aumento da vida útil dos ativos industriais, diminuição de custos operacionais e melhoria do planejamento da manutenção. Em contrapartida, ainda persistem desafios relacionados aos altos custos de implantação, necessidade de infraestrutura tecnológica robusta, integração de sistemas legados e escassez de profissionais qualificados. Além disso, tendências como manutenção prescritiva, digital twins, edge computing e inteligência artificial generativa indicam que os sistemas de manutenção industrial tendem a se tornar cada vez mais autônomos e orientados por dados. Assim, conclui-se que a manutenção preditiva representa um dos principais pilares tecnológicos da Engenharia

Mecânica contemporânea, contribuindo diretamente para a eficiência, competitividade e sustentabilidade dos processos industriais modernos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHOUCH, Mohamed; DJEMAI, Mourad; MAAMRI, Ryad; ZEGHLACHE, Djamel. A comprehensive review of prognostics and health management based maintenance strategies for Industry 4.0. **Journal of Intelligent Manufacturing**, London, v. 33, n. 2, p. 395-420, 2022.

BENMANSOUR, Abdelhak; MEDARHRI, Driss; HOSNI, Khalid. Deep learning approaches for predictive maintenance in smart industry: a systematic review. **Journal of Intelligent Manufacturing**, London, v. 37, n. 1, p. 1-28, 2026.

CARVALHO, Tiago P.; SOARES, Fabrício A. A. M. N.; VITA, Roberto; FRANCISCO, Rita da P.; BASTOS, João P. S.; NEVES, Pedro R. G. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. **Computers & Industrial Engineering**, Amsterdam, v. 137, p. 106024, 2019.

GUIDOTTI, Luca; PANDOLFO, Marco; PULINA, Luca. Artificial intelligence methods applied to predictive maintenance in Industry 4.0: systematic review and future directions. **IEEE Access, Piscataway**, v. 13, p. 22541-22567, 2025.

JARDINE, Andrew K. S.; LIN, Daming; BANJEVIC, Dragan. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. **Mechanical Systems and Signal Processing**, London, v. 20, n. 7, p. 1483-1510, 2006.

JUDIJANTO, Lilik. Digital twin technology in predictive maintenance systems: applications and industrial challenges. **International Journal of Advanced Engineering Research and Science**, Ahmedabad, v. 11, n. 4, p. 85-97, 2024.

KARDEC, Allan; NASCIF, Júlio. **Manutenção: função estratégica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2019.

KRUPITZER, Christian; MAXIMILIAN, Roth; VAN SYCKEL, Sebastian; SCHIELE, Gregor; BECKER, Christian. A survey on engineering approaches for the Industrial Internet of Things. **Pervasive and Mobile Computing**, Amsterdam, v. 49, p. 100-132, 2020.

LEE, Jay; BAGHERI, Behrad; KAO, Hung-An. A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. **Manufacturing Letters**, New York, v. 3, p. 18-23, 2015.

LEE, Jay; WU, Fan; ZHAO, Wenyao; GHAFARI, Mohammad; LIAO, Li; SIEGEL, David. Prognostics and health management design for rotary machinery systems — Reviews, methodology and applications. **Mechanical Systems and Signal Processing**, London, v. 42, n. 1-2, p. 314-334, 2014.

MOBLEY, R. Keith. **An introduction to predictive maintenance**. 2. ed. Burlington: Butterworth-Heinemann, 2002.

MOHER, David; LIBERATI, Alessandro; TETZLAFF, Jennifer; ALTMAN, Douglas G. Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. **PLoS Medicine**, San Francisco, v. 6, n. 7, p. 1-6, 2009.

MOUBRAY, John. **Reliability-centered maintenance**. 2. ed. New York: Industrial Press, 2001.

NIEMINEN, Jussi; LEHTONEN, Tuomas; HYYPPÄ, Marko. Synthetic data generation for predictive maintenance applications in Industry 4.0: a systematic review. **Journal of Manufacturing Systems**, New York, v. 74, p. 155-172, 2026.

PAGE, Matthew J.; MCKENZIE, Joanne E.; BOSSUYT, Patrick M.; BOUTRON, Isabelle; HOFFMANN, Tammy C.; MULROW, Cynthia D.; SHAMSEER, Larissa; TETZLAFF, Jennifer M.; AKL, Elie A.; BRENNAN, Sue E. et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. **BMJ**, London, v. 372, n. 71, p. 1-9, 2021.

SI, Xiao-Sheng; WANG, Wenbin; HU, Chang-Hua; ZHOU, Dong-Hua. Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 213, n. 1, p. 1-14, 2011.

SIQUEIRA, Iony Patriota de. **Manutenção centrada na confiabilidade**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2018.

TAVARES, Lourival Augusto. **Administração moderna da manutenção**. Rio de Janeiro: Novo Polo, 2017.

VIANA, Herbert Ricardo Garcia. **PCM: planejamento e controle da manutenção**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2002.

17

XU, Li Da; XU, Eric L.; LI, Ling. Industry 4.0: state of the art and future trends. **International Journal of Production Research**, London, v. 56, n. 8, p. 2941-2962, 2018.

ZHANG, Wen; YANG, Dong; WANG, Hui. Data-driven methods for predictive maintenance of industrial equipment: a survey. **IEEE Systems Journal**, Piscataway, v. 13, n. 3, p. 2213-2227, 2019.

ZONTA, Thiago; COSTA, César Augusto da; SILVA, Eduardo da Rosa; PRINCE, Wendel; UEYAMA, Joubert. Predictive maintenance in the Industry 4.0: a systematic literature review. **Computers & Industrial Engineering**, Amsterdam, v. 150, p. 106889, 2020.