REVISTA TÓPICOS
ISSN 2965-6672 | Qualis A2

MANUTENÇÃO PREDITIVA NA INDÚSTRIA 4.0: APLICAÇÕES DE GÊMEOS DIGITAIS E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA CONFIABILIDADE DE EQUIPAMENTOS INDUSTRIAIS

PREDICTIVE MAINTENANCE IN INDUSTRY 4.0: DIGITAL TWIN AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPLICATIONS FOR INDUSTRIAL EQUIPMENT RELIABILITY

Engenharias • 07/11/2026

REGISTRO DOI: 10.70773/revistatopicos/793761985

Carla Renata Vitoriano do Carmo[1]

Michel Silva do Carmo[2]

RESUMO

A manutenção preditiva procura identificar degradação antes de falhas funcionais, apoiando decisões de intervenção conforme a condição real dos equipamentos. Este artigo analisa a integração de sensores, inteligência artificial e gêmeos digitais à engenharia de manutenção no contexto da Indústria 4.0. Realizou-se revisão bibliográfica qualitativa e analítico-propositiva de oito estudos recentes de pesquisadores brasileiros, publicados entre 2021 e 2026, relacionados a vibração, motores, manutenção orientada por dados, gêmeos digitais e conectividade industrial. A análise distingue monitoramento de condição, diagnóstico, prognóstico e prescrição; destaca como referência prática brasileira o estudo de aplicação de LoRaWAN e Internet das Coisas a motores de indução, ao lado de pesquisas nacionais sobre análise de vibração e detecção por inteligência artificial. Apresenta-se um caso didático com cálculo de disponibilidade e economia associada à redução hipotética do tempo de parada, sem atribuir os valores a plantas industriais reais. Os resultados indicam que tecnologias digitais podem apoiar a priorização das inspeções e a atualização de modelos de confiabilidade, porém dependem de sensores adequados, qualidade dos dados, histórico de falhas e integração aos sistemas de gestão de manutenção. Propõe-se implantação gradual por criticidade de ativos, modelo híbrido físico-estatístico, monitoramento de deriva, rastreabilidade das recomendações e validação humana dos alertas. Conclui-se que um gêmeo digital útil não é uma representação visual isolada, mas um modelo atualizado e vinculado a decisões de manutenção verificáveis.

Palavras-chave: Manutenção preditiva; Indústria 4.0; Gêmeos digitais; Inteligência artificial; Confiabilidade.

ABSTRACT

Predictive maintenance aims to identify deterioration before functional failures and support interventions according to actual equipment condition. This article examines the integration of sensors, artificial intelligence and digital twins in maintenance engineering within Industry 4.0. A qualitative, analytical and propositional review of eight recent studies by Brazilian researchers, published between 2021 and 2026, addresses vibration, induction motors, data-driven maintenance, digital twins and industrial connectivity. The discussion distinguishes condition monitoring, fault diagnosis, prognosis and prescriptive decision-making, highlighting Brazilian research using LoRaWAN and the Internet of Things on induction motors. A hypothetical example calculates availability and potential savings from reduced downtime; these figures are not attributed to actual industrial plants. Findings suggest that digital technologies may support inspection prioritization and reliability analysis, but require adequate sensing, sound data quality, failure histories and integration with maintenance management systems. A gradual criticality-based deployment strategy is proposed, combining physics-informed and statistical models, concept-drift monitoring, traceable recommendations and human validation of alarms. An effective digital twin must be updated and linked to verifiable maintenance decisions rather than being only a three-dimensional visualization.

Keywords: Predictive maintenance; Industry 4.0; Digital twins; Artificial intelligence; Reliability.

1. INTRODUÇÃO

Em um ambiente de produção industrial, a falha não planejada de um equipamento pode interromper uma linha inteira, afetar

segurança, qualidade, prazo e custo. Tradicionalmente, empresas recorrem a manutenção corretiva, após a falha, ou preventiva, baseada em tempo e uso. A manutenção preditiva amplia esse repertório ao utilizar informação sobre a condição real do ativo para antecipar degradação e escolher o momento tecnicamente adequado de intervenção.

A chamada Indústria 4.0 disponibiliza sensores conectados, redes industriais, processamento de sinais, aprendizado de máquina e plataformas de integração. Contudo, ter dados não equivale a conhecer o estado de uma máquina. Silva et al. (2020) discutem a distância entre promessas conceituais da transformação digital e condições concretas de implantação brasileira, lembrando que infraestrutura, maturidade e competências profissionais determinam a viabilidade da inovação.

Entre as técnicas consagradas de monitoramento encontram-se análise de vibração, temperatura, corrente de motores, ultrassom e análise de lubrificantes. Silva et al. (2024) abordam análise vibracional na indústria 4.0, enquanto Silva et al. (2025) examinam inteligência artificial aplicada a motores elétricos. Esses estudos permitem pensar um fluxo de detecção baseado em sinais físicos e indicadores extraídos de séries temporais.

O gêmeo digital adiciona uma dimensão de representação e atualização do comportamento do equipamento. Sua utilidade depende de sincronizar dados de operação e modelos capazes de representar estados ou prever respostas futuras. Silveira, Cardoso e Martins (2024) discutem aplicações e limitações de gêmeos digitais na América Latina; Araújo et al. (2025) apresentam o emprego de simulação como etapa de construção dessa tecnologia. A mera

existência de um modelo tridimensional não é evidência de capacidade prognóstica.

Formula-se a seguinte questão: como integrar sensores, IA e gêmeos digitais à manutenção preditiva de equipamentos industriais no Brasil de modo a aumentar confiabilidade e produzir benefícios operacionais verificáveis? O objetivo geral é analisar aplicações, requisitos e limites dessa integração. São objetivos específicos caracterizar estratégias de manutenção, discutir modelos digitais e IA, examinar experiências brasileiras, aplicar indicadores de disponibilidade em cenário didático e propor soluções inovadoras com implantação incremental.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA OU REVISÃO DA LITERATURA

2.1. Da Manutenção por Calendário Ao Prognóstico Orientado por Dados

A manutenção corretiva atua após a falha; a preventiva substitui ou inspeciona componentes em intervalos preestabelecidos; a preditiva combina medições, padrões de degradação e limiares de risco. A diferença fundamental é a base de decisão. Na preditiva, a pergunta deixa de ser apenas quando ocorreu a última revisão e passa a incluir qual condição observada indica necessidade de agir.

Santiago et al. (2024) sistematizam abordagens orientadas por dados para manutenção preditiva e prescritiva de aerogeradores, distinguindo detecção, diagnóstico e prognóstico. A detecção informa comportamento anormal; o diagnóstico procura caracterizar a falha; o prognóstico estima evolução ou tempo até um limite; e a prescrição propõe uma intervenção compatível com riscos e recursos.

Não é correto considerar qualquer alarme de sensor como previsão de falha. Uma elevação de vibração acima de limiar fixo pode identificar condição anômala, mas a estimativa de vida útil remanescente exige evidências adicionais e validação. A análise deve incorporar criticidade de falha, custo de falso positivo, consequências de falso negativo e possibilidade de intervenção segura.

2.2. IoT Industrial e Qualidade dos Sinais

A Internet das Coisas industrial interliga sensores, coletores, gateways e sistemas de manutenção. A aquisição pode ocorrer em tempo real, por lotes ou a intervalos regulares, conforme velocidade de degradação do ativo e custo de comunicação. Para motores, variáveis úteis incluem vibração em diferentes eixos, corrente, temperatura, rotação, consumo elétrico e condição dos rolamentos.

Amaral et al. (2026) analisam aplicação de LoRaWAN e IoT à manutenção preditiva de motores de indução. O interesse do estudo está na possibilidade de monitoramento remoto com conectividade de longo alcance e menor consumo energético, aspecto relevante para plantas com ativos dispersos. A adequação de LoRaWAN depende da frequência de amostragem e da largura de banda requerida, pois sinais vibracionais de alta frequência normalmente necessitam processamento local antes da transmissão.

Para gerar informação confiável, sensores devem ser calibrados e instalados de modo repetível. Uma mudança de posição do acelerômetro altera o sinal; variações de carga e velocidade podem gerar alarmes espúrios; perdas de pacotes criam lacunas. Sistemas maduros incluem metadados de instalação, testes de integridade,

sincronização temporal e regras de qualidade antes do treinamento da IA.

2.3. Inteligência Artificial no Diagnóstico e Prognóstico

Modelos supervisionados podem aprender a classificar padrões de falhas quando existem registros rotulados em quantidade e qualidade suficientes. Modelos não supervisionados identificam desvios em relação ao comportamento considerado normal, mas não fornecem automaticamente causa física. Algoritmos de prognóstico relacionam tendências de indicadores ao risco ou à vida remanescente, desde que haja históricos confiáveis de degradação.

Silva et al. (2025) examinam manutenção de motores com IA, e Santiago et al. (2024) demonstram diversidade de técnicas para ativos rotativos. Na prática, a escolha do modelo deve depender da natureza do sinal, do volume de dados, da disponibilidade de rótulos e dos riscos da operação. Árvores de decisão ou regressões simples podem superar redes profundas em situações de dados escassos e maior necessidade de explicabilidade.

O treinamento deve evitar vazamento temporal. Registros provenientes do mesmo ciclo de falha não devem ser distribuídos aleatoriamente entre treino e teste; é preferível avaliar em equipamentos, turnos ou períodos diferentes daqueles que originaram o modelo. Devem ser publicados precisão, revocação, alertas por mês, antecipação média e desempenho sob condições de carga distintas.

Além de métricas de classificação, importa medir benefício industrial real. Um modelo com acurácia de 99% em ambiente onde 99% dos registros são normais pode não encontrar falhas raras. A

análise de matriz de confusão e do custo esperado das decisões é indispensável.

2.4. Gêmeos Digitais: Sincronização e Simulação

Um gêmeo digital de manutenção é uma representação computacional de um ativo específico, atualizada por dados operacionais e utilizada para estimar ou simular seu comportamento. Pode variar de um modelo funcional relativamente simples a uma representação multifísica abrangente. O critério de qualidade não é o realismo visual, mas a consistência entre estado observado, hipóteses do modelo e uso decisório.

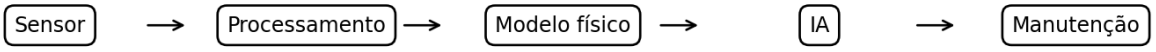
Silveira, Cardoso e Martins (2024) descrevem aplicações, dificuldades e limitações de gêmeos digitais na América Latina. Araújo et al. (2025) apresentam simulação como fase de implantação, reforçando o caráter gradual dessa tecnologia. Um gêmeo digital completo demanda integração com sistemas corporativos, atualização de parâmetros, validação e gestão de versões.

Em bombas centrífugas, um gêmeo físico simplificado pode representar curvas de altura manométrica, vazão, eficiência e consumo. Em motores, pode descrever perdas, regimes térmicos e restrições de corrente. O modelo estatístico de IA pode complementar essas relações ao detectar padrões residuais que o modelo físico não explica. A combinação reduz o risco de interpretações incompatíveis com o funcionamento do equipamento.

Recomenda-se diferenciar três maturidades: gêmeo descritivo, que acompanha sinais; gêmeo preditivo, que projeta comportamentos e riscos; e gêmeo prescritivo, que avalia alternativas de intervenção. O

salto de uma etapa a outra requer evidência experimental e governança, não apenas compra de software.

Figura 1. Fluxo proposto de análise e decisão



Fonte: elaboração própria (esquema conceitual).

2.5. Experiências Brasileiras e Possibilidades de Aplicação

O estudo de Amaral et al. (2026), sobre LoRaWAN e manutenção preditiva em motores de indução, constitui referência prática brasileira por articular sensoriamento e transmissão de dados em um sistema técnico com aplicação direta à manutenção. Ele contribui ao indicar caminho de conectividade para ativos distribuídos, ainda que não seja adequado extrapolar ganhos econômicos que não tenham sido comprovados em ensaio controlado.

A pesquisa de Silva et al. (2025) sobre IA em motores elétricos oferece segundo eixo de aplicação, orientado ao diagnóstico. Silva et al. (2024), ao discutir vibrações na Indústria 4.0, fornece repertório de variáveis de condição; e Santiago et al. (2024) amplia a discussão para turbinas eólicas, equipamentos rotativos submetidos a regimes variáveis.

Uma estratégia promissora para fábricas brasileiras é iniciar por compressores, bombas ou motores de alta criticidade, evitando a digitalização indiscriminada. Equipamentos com histórico de parada, custo significativo e comportamento mensurável permitem

avaliar mais claramente retorno do investimento. O estudo de maturidade descrito por Silva et al. (2020) sugere atenção a capacidades locais, manutenção de sensores e preparo das equipes.

3. METODOLOGIA

A pesquisa é bibliográfica, qualitativa e analítico-propositiva. O corpus abrange oito publicações recentes de autoria brasileira selecionadas pela relação com manutenção preditiva, Indústria 4.0, análise de vibração, IoT, inteligência artificial, gêmeos digitais e formação de profissionais. Foram registradas aplicações, variáveis físicas, tecnologias, barreiras e possibilidades de transferência a ambientes industriais.

A síntese organiza os trabalhos em quatro eixos: monitoramento e diagnóstico; conectividade e aquisição; modelagem física e digital; e gestão da manutenção. Não se trata de metanálise; os estudos apresentam métodos heterogêneos e não devem ser somados quantitativamente como se compartilhassem um único desenho experimental.

Foi elaborado um cenário didático de disponibilidade com variáveis fictícias: 720 horas programadas por mês, 18 horas de indisponibilidade antes da implantação e 9 horas após um projeto hipotético. Considerou-se custo de parada de R$ 8.000 por hora apenas para demonstrar o procedimento de cálculo; nenhum desses números foi reportado nas obras do corpus como resultado empírico. A simulação não inclui investimento, despesas recorrentes, falsos alarmes ou variação de produção.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Arquitetura Proposta para Manutenção Inteligente

A síntese sugere que uma implementação robusta começa pela engenharia de confiabilidade, não pela escolha do algoritmo. Recomenda-se selecionar ativos por criticidade e modos de falha; identificar sintomas mensuráveis; instalar sensores e padronizar coleta; construir limites e referências; integrar IA para detecção ou prognóstico; validar alarmes com técnicos; e conectar decisões às ordens de serviço.

O gêmeo digital ocupa posição de integração, relacionando dados atuais, histórico de operação, modelo físico e cenários simulados. Um painel isolado de temperaturas não constitui, por si só, gêmeo digital; um desenho 3D sem atualização não estima confiabilidade. A utilidade é demonstrada quando o sistema antecipa comportamento e apoia uma intervenção que possa ser auditada.

A IA deve fornecer recomendação com contexto: tendência vibracional, incerteza do prognóstico, equipamentos comparáveis, histórico de manutenção e possível causa. A intervenção humana continua necessária para considerar risco de segurança, disponibilidade de peças, janela de produção e resultados de inspeção presencial.

4.2. Disponibilidade e Custo de Parada em Cenário Didático

No quadro apresentado, a disponibilidade operacional é calculada por A = (T_programado − T_parada)/T_programado × 100. Com 720 horas e 18 horas de parada, A_antes = 702/720 × 100 = 97,50%. Se a indisponibilidade hipoteticamente cair para 9 horas, A_depois = 711/720 × 100 = 98,75%. A melhoria é de 1,25 ponto percentual, e não de 1,25% do valor inicial.

Se o custo de hora parada for R$ 8.000, a diferença de nove horas representa benefício bruto ilustrativo de R$ 72.000 por mês. Esse valor não é economia líquida: devem ser deduzidos aquisição de sensores, conectividade, licenças, manutenção, mão de obra e eventuais perdas decorrentes de falso alarme. Para calcular retorno, recomenda-se fluxo de caixa com horizonte temporal, taxa de desconto e incerteza de falhas.

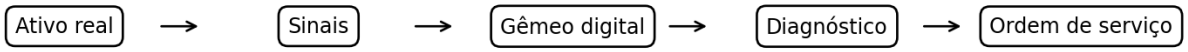
O exemplo mostra que pequenos ganhos percentuais de disponibilidade podem ser relevantes em linhas de elevado custo de interrupção. Entretanto, a transformação da simulação em evidência requer comparação antes-depois controlada, ajuste para sazonalidade e documentação das intervenções que efetivamente evitaram paradas.

Quadro 1. Cenário hipotético de disponibilidade mensal

Indicador	**Antes**	**Depois**	**Cálculo / variação**
Tempo programado	720 h	720 h	Premissa
Paradas não planejadas	18 h	9 h	−9 h
Tempo disponível	702 h	711 h	720 − paradas
Disponibilidade	97,50%	98,75%	+1,25 p.p.
Custo bruto das paradas	R$ 144.000	R$ 72.000	−R$ 72.000

Fonte: elaboração própria. Valores hipotéticos, empregados exclusivamente para demonstração de cálculo.

Figura 2. Integração de dados, modelagem e operação



Fonte: elaboração própria (esquema conceitual).

4.3. Inovações Transferíveis à Indústria Brasileira

A primeira inovação proposta é um roteiro por níveis de maturidade: sensores críticos e gestão de dados, detecção de anomalias, diagnóstico assistido por IA, gêmeo digital preditivo e otimização prescritiva. Cada avanço deve depender do cumprimento de metas de qualidade de dados e de resultados da fase anterior.

A segunda é o uso de gêmeos híbridos, que combinam equações físicas, limites de segurança e modelos de machine learning. A terceira é o processamento na borda: equipamentos podem calcular indicadores de vibração localmente e transmitir apenas estatísticas ou alertas, reduzindo volume de dados em redes de baixa capacidade.

A quarta inovação consiste em integrar o gêmeo ao sistema computadorizado de gestão de manutenção. Um alerta só produz valor se gerar decisão, inspeção, registro de peça substituída e realimentação do modelo. A quinta é a gestão explícita de incerteza, com limiares distintos para observação, inspeção e desligamento seguro.

A sexta consiste em formação integrada de mecânicos, eletricistas, engenheiros e especialistas em dados. Menezes et al. (2025) abordam competências profissionais para manutenção preditiva na Indústria 4.0. Essa formação deve incluir instrumentação, modos de

falha, análise de dados e comunicação interfuncional, com estudo de casos concretos e exercícios de validação.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A manutenção preditiva associada à IA e aos gêmeos digitais pode apoiar decisões mais oportunas e reduzir paradas não planejadas, desde que esteja fundamentada em parâmetros físicos, histórico de operação e validação em campo. Os estudos brasileiros selecionados oferecem experiências em motores, vibração, conectividade e simulação, sem justificar promessas genéricas de eliminação de falhas.

O cenário didático mostrou como interpretar disponibilidade e custos, mas não constitui evidência de retorno financeiro real. Os ganhos efetivos dependem de criticidade dos ativos, frequência de falhas, qualidade dos sensores, capacidade das equipes e integração entre modelo e execução das ordens de serviço.

Propõe-se que a implantação seja incremental, auditável e centrada em segurança. Pesquisas futuras devem acompanhar sistemas instalados em plantas brasileiras, documentar falsos alarmes e tempo de antecipação, além de comparar estratégias digitais a planos convencionais de manutenção.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMARAL, Christian; CROVATO, César David Paredes; PRADE, Lúcio Renê; FERNANDES, Iara; ZILLI, Vitória Francesca Biasibetti. LoRaWAN e a Internet das Coisas aplicados à manutenção preditiva: um estudo de caso em motores de indução. International Journal of Industrial

Engineering, 2026. Disponível em: https://periodicos.ufsc.br/index.php/IJIE/article/view/111245.

ARAÚJO, Andressa Clara Barbosa de; OLIVEIRA, Daniel Marques Santana; NASCIMENTO, João Pedro Silva; SILVA, Marcus Vinícius; PIMENTEL, Cristiane Agra. Utilização da simulação no contexto da Indústria 4.0: aplicação inserida na fase 1 do gêmeo digital. Revista de Gestão e Secretariado, 2025. Disponível em: https://ojs.revistagesec.org.br/secretariado/article/view/5081.

MENEZES, Luciano de Jesus; PATTARO, Roberto Giani; FAVARO, Ricardo; PILAN, Renato Ludwig; MOURA, Sandra Mônica do Nascimento. Competências essenciais para a formação de profissionais em manutenção preditiva no contexto da Indústria 4.0. Revista Científica do SENAI-SP, 2025. Disponível em: https://periodicos.sp.senai.br/index.php/rcsenaisp/article/view/152.

SANTIAGO, Rogério Adriano da Fonseca et al. Data-driven models applied to predictive and prescriptive maintenance of wind turbine: a systematic review of approaches based on failure detection, diagnosis, and prognosis. Energies, v. 17, n. 5, art. 1010, 2024. Disponível em: https://www.mdpi.com/1996-1073/17/5/1010.

SILVA, Daniel de Oliveira et al. Manutenção preditiva – análise de vibrações na indústria 4.0. Revista Foco, 2024. Disponível em: https://ojs.focopublicacoes.com.br/foco/article/view/3628.

SILVA, Estêvão Ramiro Rômbola da; PRESTES, Nauber Milicio; YOSHINO, Rui Tadashi; FORONDA, Augusto; PIMENTEL, Juliano. Manutenção preditiva de motores elétricos com inteligência artificial. Anais de evento científico, 2025. Disponível em: https://static.even3.com/anais/881903.pdf.

SILVA, Vinícius Radetzke da; SANTOS, Alicy Ferreira Lopes dos; LIMANA, Ermilo Sampaio; TAMBARA, Vityano Buzata; SILVA, Ana Carolina Cozza Josende da. Conceitualidade x realidade, a conjuntura atual para a implementação da indústria 4.0 no Brasil. Revista de Administração da UFSM, 2020. Disponível em: https://periodicos.ufsm.br/reaufsm/article/view/45282.

SILVEIRA, Ismar Frango; CARDOSO, Alexandre; MARTINS, Valéria Farinazzo. Aplicações, desafios e limitações dos Digital Twins na América Latina. Anais do Latinoware, 2024. Disponível em: https://sol.sbc.org.br/index.php/latinoware/article/view/31509.

---

[1] Especialista em Engenharia da Qualidade pela UFPA. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[2] Especialista em Engenharia da Qualidade pela UFPA. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail