



MANUTENÇÃO PREDITIVA 4.0

IA, DADOS E CONFIABILIDADE NA INDÚSTRIA MODERNA

JANSE ROMERO BORÇARI

Manutenção Preditiva 4.0

IA, Dados e Confiabilidade na Indústria Moderna

1ª Edição



Janse Romero Borçari

DOI: 10.47538/AC-2026.17

ISBN: 978-6-55321-094-3



Ano 2026

Manutenção Preditiva 4.0

IA, Dados e Confiabilidade na Indústria Moderna

1ª Edição

CIP-BRASIL. CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO
SINDICATO NACIONAL DOS EDITORES DE LIVROS, RJ

B723m

Borçari, Janse Romero
Manutenção preditiva 4.0 [recurso eletrônico] : IA, dados e confiabilidade na indústria moderna / Janse Romero Borçari. - 1. ed. - Natal [RN] : Amplamente, 2026. recurso digital

Formato: ebook
Modo de acesso: world wide web
Inclui bibliografia
ISBN 978-65-5321-094-3 (recurso eletrônico)

1. Máquinas - Manutenção e reparos. 2. Equipamentos industriais - Confiabilidade. 3. Inteligência artificial. 4. Automação industrial. 5. Livros eletrônicos. I. Título.

26-103523.0

CDD: 621.816
CDU: 62-7.681.5



Meri Gleice Rodrigues de Souza - Bibliotecária - CRB-7/6439

Direitos para esta edição cedidos pelos autores à Editora Amplamente.

Editora Amplamente
Empresarial Amplamente Ltda.
CNPJ: 35.719.570/0001-10
publicacoes@editoraamplamente.com.br
www.editoraamplamente.com
Telefone: (84) 999707-2900
Caixa Postal: 3402
CEP: 59082-971

Natal- Rio Grande do Norte – Brasil
Copyright do Texto © 2026 Os autores
Copyright da Edição © 2026 Editora Amplamente

Declaração dos autores/ Declaração da Editora: disponível em
<https://www.amplamentecursos.com/politicas-editoriais>

Editora-Chefe: Dayana Lúcia R. de Freitas
Assistentes Editoriais: Caroline Rodrigues de F. Fernandes; Margarete Freitas Baptista

Bibliotecária: Meri Gleice Rodrigues de Souza CRB-7/6439
Projeto Gráfico, Edição de Arte e Diagramação: Luciano Luan Gomes Paiva; Caroline Rodrigues de F. Fernandes
Capa: Canva®/Freepik®
Parcer e Revisão por pares: Revisores CONSULTORIA TÉCNICA E REVISÃO CRÍTICA: Rita de Cássia Soares Duque



Ano 2026

Sumário

APRESENTAÇÃO EDITORIAL.....	5
CAPÍTULO I.....	9
A Revolução da Manutenção Preditiva na Indústria 4.0	
CAPÍTULO II.....	20
Fundamentos da Manutenção Preditiva 4.0 e da Inteligência Artificial	
CAPÍTULO III.....	41
EAM, APM e ISO 55000: A Base da Confiabilidade Moderna	
CAPÍTULO IV.....	65
IA Aplicada à Confiabilidade Industrial e à Previsão de Falhas	
CAPÍTULO V.....	84
Como Começar a Jornada de IA para Manutenção Preditiva	
CONCLUSÃO GERAL.....	105
EPÍLOGO.....	109
A manutenção preditiva como disciplina organizacional	
ANEXO A.....	112
Matriz de maturidade para manutenção preditiva com inteligência artificial	

ANEXO B.....	117
Estrutura mínima de dados para confiabilidade industrial	
ANEXO C	123
Roadmap de evolução da jornada de inteligência artificial na manutenção	
ANEXO D	128
Indicadores essenciais de confiabilidade	
ANEXO E.....	134
Glossário técnico da obra	
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	138
SOBRE O AUTOR.....	141

APRESENTAÇÃO EDITORIAL

Os sistemas industriais contemporâneos atravessam um período de transformação marcado por crescente complexidade técnica, integração entre ativos e intensificação das exigências de confiabilidade, segurança e desempenho. Nesse cenário, a manutenção deixa de ocupar uma posição periférica e passa a integrar o núcleo das decisões estratégicas das organizações intensivas em ativos. A forma como se decide quando intervir, onde alocar recursos e como antecipar riscos tornou-se determinante para a sustentabilidade operacional.

Esta obra nasce da constatação de que os modelos tradicionais de manutenção, baseados predominantemente em respostas reativas ou em intervenções definidas por intervalos genéricos, já não são suficientes para lidar com sistemas cujo comportamento não pode ser descrito por padrões simples ou previsíveis. Ao mesmo tempo, observa-se a difusão acelerada de tecnologias associadas à inteligência artificial, frequentemente apresentadas como soluções imediatas, dissociadas de governança, contexto operacional e maturidade organizacional. Entre esses dois extremos reside uma lacuna que este livro se propõe a abordar.

O propósito central da obra é oferecer uma estrutura consistente para compreender e aplicar a manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial como disciplina organizacional. A inteligência artificial é tratada, ao longo do texto, como instrumento de ampliação da capacidade analítica e de suporte à decisão, e não como substituto do julgamento técnico ou da responsabilidade humana. A confiabilidade industrial, por sua vez, é apresentada como valor estratégico, sustentado por dados contextualizados, processos estruturados e governança clara.


O livro não se propõe a funcionar como manual operacional, guia de ferramentas ou checklist de implementação. Não apresenta receitas universais, nem promete resultados imediatos decorrentes da adoção de tecnologias específicas. A abordagem adotada privilegia a compreensão dos fundamentos técnicos, das estruturas organizacionais e dos caminhos de evolução necessários para integrar análise, decisão e ação de forma coerente com a realidade industrial. O leitor encontrará conceitos, relações e referenciais que permitem construir soluções próprias, compatíveis com o contexto em que atua.

A leitura da obra foi organizada de modo progressivo. Os capítulos iniciais tratam da complexidade crescente dos sistemas industriais e dos fundamentos da manutenção preditiva e da análise orientada por dados. Em seguida, são discutidas as

estruturas de gestão e governança de ativos que sustentam práticas de confiabilidade no longo prazo. A aplicação prática da inteligência artificial é apresentada como extensão natural desse arcabouço, desde que integrada a processos decisórios claros. Por fim, a jornada organizacional é abordada como processo contínuo de maturidade, aprendizado e ajuste, culminando em uma visão estratégica de continuidade.

Este livro se destina a profissionais que atuam em ambientes industriais e lidam com decisões relacionadas à manutenção, confiabilidade, operação e gestão de ativos. Engenheiros, gestores, analistas e lideranças técnicas encontrarão aqui um referencial para refletir criticamente sobre suas práticas e estruturar a evolução da manutenção preditiva de forma responsável. A obra também pode ser útil a organizações que buscam alinhar iniciativas de inteligência artificial a objetivos concretos de desempenho e governança, evitando abordagens fragmentadas ou excessivamente tecnicistas.

Ao longo do texto, o leitor é convidado a compreender a manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial como construção progressiva, sustentada por disciplina organizacional e decisão informada. A transformação proposta não se realiza por ruptura, mas pela consolidação de fundamentos que permanecem válidos mesmo diante das tecnologias emergentes. É a partir dessa



perspectiva que a obra se insere no debate contemporâneo sobre confiabilidade industrial, oferecendo não promessas, mas caminhos estruturados para evolução contínua.

CAPÍTULO I

A Revolução da Manutenção Preditiva na Indústria 4.0

Introdução

A manutenção industrial atravessa um momento de inflexão. A crescente complexidade dos sistemas produtivos, associada ao aumento da criticidade dos ativos e à pressão por eficiência, segurança e disponibilidade, expõe de forma cada vez mais evidente as limitações dos modelos tradicionais de manutenção. Organizações intensivas em ativos operam hoje em ambientes nos quais a falha não representa apenas um evento técnico, mas um risco operacional, econômico e reputacional.

Nesse contexto, a discussão sobre manutenção preditiva deixa de ser periférica e passa a ocupar um espaço central nas estratégias de gestão de ativos. Não se trata de introduzir novas tecnologias de forma isolada, nem de substituir práticas consolidadas por soluções emergentes, mas de repensar a lógica que sustenta a tomada de decisão em manutenção. A evolução para modelos baseados em condição, dados e predição reflete uma necessidade estrutural imposta pela própria dinâmica da Indústria 4.0.

Este capítulo tem como objetivo contextualizar essa transformação, analisando as razões pelas quais os modelos tradicionais de manutenção já não respondem adequadamente às exigências atuais e demonstrando como dados, disciplina de Asset Performance Management e técnicas analíticas avançadas criam as bases para uma abordagem preditiva consistente. A manutenção preditiva é apresentada aqui não como uma tendência tecnológica, mas como consequência lógica da convergência entre complexidade operacional, disponibilidade de dados e necessidade de decisões mais informadas.

Ao longo do capítulo, o foco recai sobre os desafios reais enfrentados pela indústria, evitando simplificações conceituais e abordagens genéricas. A análise parte da prática industrial e da experiência acumulada em ambientes críticos, buscando estabelecer um entendimento sólido sobre porque a transição para a manutenção preditiva se torna inevitável no cenário atual.

Essa contextualização é fundamental para compreender, nos capítulos seguintes, os fundamentos técnicos e organizacionais que sustentam a aplicação efetiva da inteligência artificial e da análise de dados na confiabilidade industrial.

1.1 A manutenção diante da complexidade crescente dos sistemas industriais

Os sistemas industriais contemporâneos operam sob um nível de complexidade significativamente superior ao observado em décadas anteriores. Ativos críticos tornaram-se mais integrados, automatizados e interdependentes, enquanto os requisitos de disponibilidade, segurança, conformidade regulatória e eficiência econômica se intensificaram. Nesse cenário, a manutenção deixou de ser uma função isolada de suporte e passou a ocupar uma posição estratégica no desempenho global das organizações intensivas em ativos.

Apesar dessa transformação estrutural, observa-se que muitos modelos de manutenção ainda respondem a eventos já consumados ou se apoiam em intervalos de intervenção definidos de forma genérica. Essa defasagem entre a complexidade do sistema produtivo e a lógica de manutenção aplicada cria um ambiente propício à perda de confiabilidade, ao aumento de riscos operacionais e à tomada de decisão tardia. O impacto não se limita ao custo direto das falhas, mas se estende à indisponibilidade não planejada, à exposição a incidentes de segurança e à redução da previsibilidade operacional.

A questão central não reside na ausência de técnicas ou ferramentas, mas na inadequação dos modelos tradicionais para lidar com sistemas cujo comportamento não pode mais ser descrito por padrões lineares ou previsíveis. É nesse ponto que a manutenção preditiva deixa de ser uma alternativa opcional e passa a se configurar como uma resposta necessária à realidade industrial contemporânea.

1.2 A evolução dos modelos de manutenção como resposta a limitações estruturais

A transição entre os modelos de manutenção não deve ser compreendida como uma simples progressão cronológica, mas como uma sucessão de respostas a limitações operacionais concretas. A manutenção corretiva emergiu como reação direta à falha, adequada a contextos de baixa criticidade e ativos de fácil substituição. À medida que os sistemas se tornaram mais complexos e os custos de falha aumentaram, a manutenção preventiva foi adotada como tentativa de antecipação, baseada em tempo ou uso.

No entanto, a aplicação indiscriminada de planos preventivos revelou fragilidades importantes. Ativos que não apresentam padrões de degradação previsíveis passaram a ser

intervencionados sem necessidade real, enquanto outros falhavam fora das janelas planejadas. O resultado foi o aumento de custos, a introdução de falhas induzidas por intervenção e a falsa sensação de controle.

Essa evolução pode ser compreendida de forma mais clara quando observada como um percurso de maturidade das práticas de manutenção, no qual cada modelo surge como resposta às insuficiências do anterior. À medida que aumentam a criticidade dos ativos, a complexidade dos sistemas e a necessidade de decisões mais precisas, as estratégias de manutenção passam de abordagens reativas e baseadas em tempo para modelos orientados por condição, análise de dados e prescrição.

Figura 1: Evolução dos modelos de manutenção como resposta às limitações estruturais e ao aumento da complexidade dos sistemas industriais.



Fonte: O autor (2026).

A manutenção preditiva surge, nesse contexto, não como um avanço tecnológico isolado, mas como consequência lógica da necessidade de alinhar a intervenção à condição real do ativo. Ao deslocar o foco do tempo para o comportamento, a predição redefine a relação entre operação, manutenção e decisão. Essa mudança, contudo, exige uma base estrutural que vai além da simples coleta de dados, exigindo disciplina, integração e capacidade analítica.

1.3 As falhas recorrentes dos modelos tradicionais na prática industrial

Na prática industrial, a falha dos modelos tradicionais de manutenção raramente decorre da ausência de esforço ou de conhecimento técnico. O que se observa, com frequência, é a fragmentação da informação e a desconexão entre dados operacionais e processos decisórios. Sistemas registram eventos, ordens de serviço e históricos, mas não necessariamente produzem inteligência acionável.

Alarmes são gerados sem priorização adequada, indicadores são acompanhados de forma isolada e decisões críticas continuam baseadas em percepções reativas. Em

ambientes de alta criticidade, essa lógica resulta em intervenções tardias ou desnecessárias, comprometendo a confiabilidade global do sistema.

Outro aspecto recorrente é o desalinhamento entre manutenção, operação e gestão de ativos. Quando a manutenção atua de forma isolada, sem uma visão integrada do ciclo de vida do ativo, perde-se a capacidade de antecipar riscos e otimizar recursos. A falha, nesse contexto, não é técnica, mas estrutural. Falta um modelo que conecte dados, condição, risco e decisão de forma consistente.

Nesse contexto, ferramentas consagradas de análise de falhas, como a Análise de Modos e Efeitos de Falha (FMEA), ilustram de forma clara as limitações da aplicação tradicional dos modelos de manutenção. Embora amplamente difundido, o FMEA é frequentemente conduzido como exercício pontual, desvinculado de dados operacionais, históricos de falhas e informações de condição dos ativos. Como resultado, estruturas de falha permanecem genéricas, desatualizadas ou excessivamente baseadas em percepção, reduzindo sua efetividade como instrumento de priorização e prevenção. A limitação, portanto, não reside na metodologia em si, mas na incapacidade organizacional de integrar a análise de falhas a um sistema contínuo de aprendizado, monitoramento e decisão.

Comentado [JR1]: Gostaria de adicionar como dica a utilização do FMEA, dizendo que empresas precisam aplicar melhor sua estruturas de falhas utilizando o FMEA como ex. Para melhor obtenção da análise de falha.

1.4 Dados industriais como ativo estratégico

Dados industriais sempre estiveram presentes nos sistemas produtivos. Sensores, instrumentos e sistemas de controle historicamente coletaram informações sobre pressão, temperatura, vibração, consumo e eventos operacionais. O que distingue o contexto atual não é a existência do dado, mas a possibilidade de integrá-lo, contextualizá-lo e analisá-lo de forma contínua.

Na Indústria 4.0, os dados deixam de ser subprodutos da operação e passam a ser tratados como ativos estratégicos. Essa mudança exige governança, qualidade, integração e propósito analítico. Dados isolados, sem correlação com o contexto operacional e histórico de manutenção, tendem a gerar ruído em vez de conhecimento.

A disciplina de Asset Performance Management emerge exatamente para estruturar essa relação. Ao integrar dados de diferentes origens e associá-los ao ciclo de vida do ativo, o APM cria as condições necessárias para que a predição seja confiável. Sem essa base, qualquer iniciativa de análise avançada tende a produzir resultados inconsistentes ou irrelevantes.

1.5 Indústria 4.0 e a transição para decisões preditivas

A Indústria 4.0 estabelece um ambiente operacional no qual a conectividade, a capacidade computacional e a análise avançada tornam possível observar o comportamento dos ativos em tempo quase real. Nesse contexto, a tomada de decisão deixa de ser exclusivamente reativa e passa a incorporar a antecipação de falhas e degradações.

A aplicação de modelos analíticos e técnicas de inteligência artificial permite identificar padrões que não são perceptíveis por métodos tradicionais. Contudo, essa capacidade não elimina a necessidade de engenharia ou conhecimento do ativo. Ao contrário, exige ainda mais compreensão sobre modos de falha, criticidade e impacto operacional.

A inteligência artificial, quando aplicada sem fundação adequada, tende a amplificar problemas existentes. Modelos treinados com dados inconsistentes ou mal contextualizados produzem previsões pouco confiáveis, comprometendo a credibilidade da abordagem preditiva. A transição bem-sucedida depende, portanto, de uma combinação equilibrada entre tecnologia, disciplina de gestão e entendimento profundo do sistema físico.

1.6 Confiabilidade como elemento central da competitividade industrial

Em indústrias intensivas em ativos, a confiabilidade deixou de ser um indicador restrito à área técnica e passou a influenciar diretamente a competitividade organizacional. A disponibilidade de ativos críticos impacta a segurança operacional, a eficiência produtiva, o cumprimento de contratos e a sustentabilidade econômica do negócio.

A manutenção preditiva, quando estruturada dentro de uma disciplina de APM, contribui para reduzir incertezas, priorizar intervenções e otimizar recursos. O valor não está apenas na prevenção da falha, mas na capacidade de tomar decisões mais informadas, no momento adequado, com base em evidências.

Nesse sentido, a confiabilidade deixa de ser tratada como consequência e passa a ser considerada um objetivo estratégico. Organizações que compreendem essa lógica tendem a enxergar a manutenção preditiva não como custo tecnológico, mas como investimento em desempenho operacional e resiliência.

1.7 A inevitabilidade da manutenção preditiva no contexto industrial atual

A adoção da manutenção preditiva não deve ser interpretada como tendência futura, mas como resposta necessária a um cenário já estabelecido. Muitas organizações enfrentam, atualmente, os efeitos de sistemas complexos operando sob modelos de decisão inadequados. A diferença entre sucesso e fracasso reside na capacidade de estruturar dados, integrar disciplinas e aplicar tecnologia de forma coerente.

Este capítulo estabeleceu as bases conceituais para compreender por que a manutenção preditiva se torna inevitável na Indústria 4.0. Nos capítulos seguintes, o foco se desloca para a compreensão dos fundamentos técnicos que permitem essa transição, explorando como sensores, dados, modelos analíticos e disciplina de gestão se articulam para transformar informação em confiabilidade.

CAPÍTULO II

Fundamentos da Manutenção Preditiva 4.0 e da Inteligência Artificial

Introdução

No capítulo anterior, foi demonstrado que a manutenção preditiva não emerge como uma escolha tecnológica circunstancial, mas como uma resposta necessária à complexidade crescente dos sistemas industriais e às limitações estruturais dos modelos tradicionais de manutenção. Uma vez reconhecida essa inevitabilidade, torna-se indispensável compreender os fundamentos técnicos que sustentam a transição para abordagens baseadas em dados e predição.

Este capítulo tem como objetivo esclarecer como a manutenção preditiva se materializa do ponto de vista técnico, sem recorrer a simplificações excessivas ou a descrições abstratas da inteligência artificial. A ênfase recai sobre os elementos estruturantes que permitem transformar dados industriais em suporte efetivo à tomada de decisão, respeitando as particularidades dos ambientes operacionais reais. Não se trata de discutir algoritmos de forma isolada, mas de compreender a lógica que conecta o ativo físico, a instrumentação, os dados, os modelos analíticos e a ação de manutenção.

Ao longo do capítulo, serão abordados os componentes fundamentais que viabilizam a aplicação da inteligência artificial na manutenção preditiva, desde a base física representada por sensores e conectividade industrial até a distinção conceitual entre previsão de falha e previsão de degradação. Essa análise busca oferecer ao profissional uma compreensão clara de como e por que a inteligência artificial pode contribuir para a confiabilidade industrial, ao mesmo tempo em que explicita seus limites técnicos e condicionantes estruturais.

2.1 Sensores, IoT e conectividade industrial como base física da predição

A manutenção preditiva fundamenta-se, antes de qualquer modelo analítico, na capacidade de observar o comportamento do ativo de forma consistente e contextualizada. Sensores e sistemas de instrumentação constituem a interface entre o mundo físico e o ambiente digital, permitindo que fenômenos operacionais sejam traduzidos em dados passíveis de análise. Sem essa base física adequadamente estruturada, qualquer iniciativa de predição tende a operar sobre informações incompletas ou imprecisas.

É importante distinguir a instrumentação voltada exclusivamente à operação daquela orientada à confiabilidade.

Sensores originalmente instalados para controle de processo nem sempre capturam variáveis relevantes para a identificação de degradação ou modos de falha incipientes. A manutenção preditiva exige, portanto, uma avaliação criteriosa sobre quais grandezas físicas devem ser monitoradas, com que frequência e com qual nível de precisão, considerando as características específicas de cada ativo e seu contexto operacional.

A conectividade industrial, viabilizada por arquiteturas de IoT e redes industriais, amplia significativamente a capacidade de coleta e transmissão de dados. Contudo, sua presença, por si só, não garante valor analítico. Ambientes industriais impõem restrições reais relacionadas a latência, confiabilidade da comunicação, interferências eletromagnéticas e limitações de infraestrutura. Ignorar essas restrições conduz a arquiteturas frágeis, incapazes de sustentar análises preditivas consistentes ao longo do tempo.

Outro aspecto frequentemente subestimado refere-se à continuidade e à integridade dos dados coletados. Falhas de comunicação, sensores mal calibrados ou intervenções não registradas introduzem lacunas e distorções que comprometem a interpretação dos sinais. Em contextos industriais complexos, a qualidade do dado torna-se tão relevante quanto sua disponibilidade. A manutenção preditiva não se beneficia de

grandes volumes de dados desconectados da realidade física do ativo, mas de informações confiáveis, contextualizadas e alinhadas como citados no FMEA acima.

Comentado [JR2]: Podemos dizer, como citamos o FMEA acima.

Nesse sentido, sensores, IoT e conectividade devem ser compreendidos como elementos estruturais da manutenção preditiva, e não como soluções autônomas. Eles constituem a base sobre a qual se constrói a análise, mas seu valor depende da integração com o conhecimento do ativo, com os processos de manutenção e com a disciplina de gestão de dados adotada pela organização. Essa base física adequada é o primeiro passo para que os dados possam, efetivamente, sustentar modelos analíticos capazes de apoiar decisões de manutenção com maior confiabilidade.

2.2 Tipos de dados industriais relevantes para a manutenção preditiva

A efetividade da manutenção preditiva não está associada à quantidade de dados disponíveis, mas à relevância, à contextualização e à capacidade de correlação entre diferentes tipos de informação. Ambientes industriais modernos geram volumes expressivos de dados, porém apenas uma parcela desses dados possui significado direto para a avaliação da condição dos

ativos e para a antecipação de comportamentos indesejados. Identificar quais dados são efetivamente relevantes constitui um dos principais desafios técnicos da manutenção baseada em predição.

Os dados de condição ocupam papel central nesse contexto. Informações provenientes de vibração, ultrassom, temperatura, pressão e análise de óleo oferecem indícios diretos sobre o estado físico dos equipamentos e sobre a evolução de processos de degradação. Esses dados permitem observar alterações sutis no comportamento do ativo que antecedem a falha funcional, desde que coletados com a periodicidade adequada e interpretados à luz do conhecimento dos modos de falha associados.

Entretanto, dados de condição isolados raramente são suficientes para sustentar decisões confiáveis. O comportamento de um ativo é fortemente influenciado por seu regime de operação, pelas condições ambientais e pelas intervenções realizadas ao longo de seu ciclo de vida. Dados de processo, como carga, velocidade, ciclos operacionais e variações de demanda, fornecem o contexto necessário para interpretar corretamente sinais de degradação. Sem essa contextualização, variações normais de operação podem ser confundidas com anomalias, conduzindo a diagnósticos equivocados.

Os eventos de manutenção e o histórico operacional constituem outra categoria de dados frequentemente subutilizada. Ordens de serviço, registros de falhas, substituições de componentes e ajustes realizados no equipamento oferecem informações essenciais para compreender a relação entre intervenção e comportamento posterior do ativo. A ausência de padronização e a baixa qualidade desses registros comprometem a capacidade de análise, reforçando a necessidade de disciplina na gestão da informação desde sua origem.

Um aspecto recorrente em iniciativas de manutenção preditiva é a tentativa de atribuir valor excessivo a um único tipo de dado, como vibração ou temperatura, em detrimento de uma visão integrada. A experiência prática demonstra que a predição confiável emerge da correlação entre múltiplas fontes de dados, e não da análise isolada de uma variável. A combinação entre dados de condição, dados de processo e histórico de manutenção permite distinguir degradação real de variações operacionais esperadas.

Além disso, é necessário reconhecer que nem todos os dados disponíveis são igualmente úteis para todos os ativos. A criticidade, o modo de falha predominante e o impacto operacional determinam quais informações devem ser priorizadas. A manutenção preditiva eficaz exige, portanto, uma

seleção criteriosa dos dados relevantes, orientada pelo conhecimento do ativo e pelos objetivos de confiabilidade estabelecidos pela organização.

Essa compreensão sobre os tipos de dados industriais relevantes prepara o terreno para a próxima etapa do processo preditivo: a estruturação dos fluxos de dados que conectam a coleta à análise e à ação. No contexto industrial, não basta possuir dados; é necessário organizá-los de forma sistemática para que possam sustentar modelos analíticos e decisões consistentes ao longo do tempo.

2.3 Como pipelines estruturam modelos de IA: da coleta à ação

A aplicação efetiva da inteligência artificial na manutenção preditiva depende menos do modelo analítico escolhido e mais da forma como os dados são estruturados ao longo de todo o seu ciclo de vida. Em ambientes industriais, a ausência de um pipeline bem definido compromete a confiabilidade das análises e fragiliza a tomada de decisão, mesmo quando técnicas avançadas estão disponíveis. O pipeline deve ser compreendido como uma cadeia lógica que conecta a

observação do ativo à ação de manutenção, garantindo consistência, rastreabilidade e repetibilidade.

A etapa de coleta representa o ponto de contato inicial entre o ativo físico e o ambiente analítico. Nessa fase, a atenção deve recair sobre a qualidade do sinal, a frequência de amostragem e a integridade dos dados capturados. Coletas intermitentes, sensores mal posicionados ou variações não registradas no regime operacional introduzem distorções que se propagam ao longo de todo o pipeline. Em manutenção preditiva, falhas na coleta raramente são corrigidas nas etapas posteriores, reforçando a necessidade de uma base sólida desde o início.

O tratamento dos dados constitui a etapa na qual informações brutas são preparadas para análise. Essa fase envolve limpeza, normalização, sincronização temporal e eliminação de inconsistências. Em ambientes industriais reais, os dados raramente apresentam a regularidade observada em contextos laboratoriais. Interrupções, ruídos e valores atípicos são comuns e precisam ser tratados de forma criteriosa para evitar interpretações equivocadas. O tratamento adequado não visa apenas melhorar a performance do modelo, mas preservar o significado físico do dado em relação ao comportamento do ativo.

A etapa de modelagem corresponde ao momento em que os dados tratados são utilizados para identificar padrões, tendências ou desvios relevantes. No contexto da manutenção preditiva, a escolha do modelo deve estar alinhada ao tipo de dado disponível, ao modo de falha esperado e ao objetivo da análise. Modelos excessivamente complexos, quando aplicados sem compreensão adequada do problema, tendem a gerar resultados difíceis de interpretar e pouco confiáveis do ponto de vista operacional. A modelagem eficaz privilegia a coerência entre dados, conhecimento do ativo e capacidade de explicação do resultado.

A última etapa do pipeline, frequentemente negligenciada, é a ação. A geração de um alerta, recomendação ou indicador só adquire valor quando integrada aos processos de manutenção e tomada de decisão da organização. Sem mecanismos claros de priorização, validação e resposta, os resultados analíticos permanecem desconectados da prática operacional. A manutenção preditiva perde efetividade quando a análise não se traduz em intervenção adequada, no momento oportuno e com impacto mensurável na confiabilidade do ativo.

É importante ressaltar que o pipeline não deve ser concebido como uma sequência linear e estática. Em ambientes industriais dinâmicos, ajustes contínuos são necessários à medida

que novos dados são incorporados, modos de falha são identificados e processos operacionais evoluem. A maturidade da manutenção preditiva está diretamente relacionada à capacidade da organização de revisar e aprimorar seus pipelines, mantendo alinhamento entre tecnologia, engenharia e gestão de ativos.

Ao estruturar adequadamente o fluxo que vai da coleta à ação, a organização cria as condições necessárias para que a inteligência artificial atue como suporte efetivo à decisão, e não como elemento isolado de experimentação. Essa estruturação prepara o terreno para compreender, na próxima seção, como diferentes abordagens analíticas, como detecção de anomalias e modelos de regressão, são aplicadas de forma pragmática em equipamentos industriais.

2.4 Detecção de anomalias e modelos de regressão aplicados a equipamentos industriais

A aplicação de modelos analíticos na manutenção preditiva exige uma distinção conceitual clara entre diferentes abordagens e seus respectivos objetivos. Entre as técnicas mais utilizadas em ambientes industriais destacam-se a detecção de anomalias e os modelos de regressão, frequentemente confundidos ou empregados de forma inadequada. Compreender

as diferenças entre essas abordagens é essencial para evitar interpretações equivocadas e expectativas irreais quanto aos resultados da análise.

A detecção de anomalias tem como finalidade identificar comportamentos que se desviam do padrão considerado normal para um determinado ativo ou processo. Essa abordagem parte do pressuposto de que o equipamento apresenta um regime operacional recorrente, dentro do qual variações aceitáveis podem ser observadas. Quando o comportamento medido ultrapassa esse intervalo esperado, o modelo sinaliza a ocorrência de uma anomalia. Trata-se, portanto, de uma técnica voltada à identificação precoce de mudanças inesperadas, sem necessariamente associá-las de imediato a um modo de falha específico.

Em ambientes industriais, a utilidade da detecção de anomalias está relacionada à sua capacidade de indicar que algo mudou no comportamento do ativo, ainda que a causa dessa mudança não seja imediatamente conhecida. No entanto, anomalias não representam, por definição, falhas iminentes. Variações operacionais, alterações de carga, mudanças de processo ou intervenções recentes podem gerar desvios que, embora detectados pelo modelo, não implicam degradação real. A interpretação desses sinais requer conhecimento do contexto

operacional e validação técnica, sob pena de gerar alarmes excessivos e decisões precipitadas.

Os modelos de regressão, por sua vez, possuem um objetivo distinto. Eles buscam estabelecer relações quantitativas entre variáveis, permitindo a análise de tendências e a projeção do comportamento futuro do ativo ao longo do tempo. Na manutenção preditiva, a regressão é frequentemente utilizada para acompanhar a evolução de indicadores de condição e estimar a progressão da degradação. Diferentemente da detecção de anomalias, que responde a desvios pontuais, a regressão oferece uma visão mais contínua do processo de deterioração.

A aplicação eficaz de modelos de regressão depende da estabilidade do regime operacional e da consistência dos dados ao longo do tempo. Em ativos sujeitos a variações frequentes de carga ou operação, a regressão simples pode produzir resultados enganosos se não houver adequada contextualização. Nesses casos, a incorporação de variáveis operacionais e a segmentação dos dados por regime tornam-se necessárias para preservar a validade das análises.

Um erro recorrente em iniciativas de manutenção preditiva consiste em utilizar detecção de anomalias como substituto da análise de degradação, ou em interpretar tendências

regressivas como previsões determinísticas de falha. Ambas as abordagens possuem limitações inerentes e devem ser compreendidas como instrumentos complementares. A detecção de anomalias contribui para a identificação precoce de mudanças inesperadas, enquanto a regressão auxilia na compreensão da evolução gradual do comportamento do ativo.

A maturidade analítica reside na capacidade de combinar essas técnicas de forma coerente, alinhando-as ao conhecimento do ativo, aos modos de falha relevantes e aos objetivos de confiabilidade estabelecidos. Quando aplicadas sem esse alinhamento, mesmo técnicas estatísticas bem fundamentadas tendem a produzir resultados de baixo valor prático. A manutenção preditiva eficaz não depende da sofisticação do modelo, mas da adequação entre método, dado e decisão.

Essa distinção entre detecção de anomalias e modelos de regressão prepara o terreno para uma discussão ainda mais crítica: a diferença entre prever uma falha e compreender a degradação do ativo. Esse é o foco da próxima seção, fundamental para alinhar expectativas e orientar decisões de manutenção de forma mais consistente.

2.5 Diferença entre previsão de falha e previsão de degradação

No contexto da manutenção preditiva, a distinção entre previsão de falha e previsão de degradação assume papel central para a definição de expectativas realistas e para a tomada de decisão adequada. A confusão entre esses dois conceitos é uma das principais causas de frustração em projetos que envolvem inteligência artificial aplicada à confiabilidade industrial. Compreender essa diferença permite alinhar o uso de modelos analíticos às necessidades reais da manutenção e aos limites técnicos inerentes aos sistemas industriais.

A previsão de falha está associada à tentativa de estimar o momento exato em que um ativo deixará de cumprir sua função requerida. Essa abordagem pressupõe a existência de padrões suficientemente consistentes que permitam antecipar a ocorrência do evento de falha com precisão temporal. Na prática industrial, entretanto, a variabilidade dos regimes operacionais, a diversidade de modos de falha e a influência de fatores externos tornam essa previsão altamente incerta. Pequenas alterações no contexto de operação podem alterar significativamente o comportamento do ativo, reduzindo a confiabilidade de previsões pontuais de falha.

A previsão de degradação, por outro lado, concentra-se na compreensão da evolução do estado do ativo ao longo do tempo. Em vez de buscar o instante exato da falha, essa abordagem procura identificar tendências de deterioração que indicam perda progressiva de desempenho ou aumento do risco operacional. Essa perspectiva é mais compatível com a realidade industrial, na qual a manutenção atua antes da falha funcional, com base em sinais que indicam redução da margem de confiabilidade.

Do ponto de vista operacional, a previsão de degradação oferece maior valor para o planejamento e a priorização das intervenções de manutenção. Ao acompanhar a evolução de indicadores de condição, torna-se possível definir janelas de intervenção mais adequadas, equilibrando risco, custo e impacto na produção. Essa abordagem permite decisões graduais e fundamentadas, em contraste com ações reativas desencadeadas por alertas de falha iminente, muitas vezes imprecisos.

A tentativa de utilizar modelos analíticos para prever falhas de forma determinística frequentemente resulta em interpretações equivocadas e em perda de credibilidade da manutenção preditiva. Modelos que indicam datas específicas de falha tendem a ser confrontados com a realidade operacional, na qual intervenções, mudanças de carga ou ajustes de processo alteram o comportamento do ativo. A consequência é a percepção

de que a inteligência artificial “erra”, quando, na realidade, a expectativa estabelecida era incompatível com o problema analisado.

A abordagem baseada na degradação reconhece a incerteza como elemento inerente aos sistemas complexos e utiliza essa incerteza como insumo para a decisão. Em vez de eliminar o risco, a manutenção preditiva busca torná-lo visível e gerenciável. Essa mudança de perspectiva é fundamental para que a inteligência artificial seja aplicada de forma responsável e alinhada aos objetivos de confiabilidade e desempenho operacional.

Ao compreender a diferença entre prever falhas e acompanhar a degradação, o profissional passa a utilizar os modelos analíticos como ferramentas de suporte à decisão, e não como substitutos do julgamento técnico. Essa compreensão prepara o terreno para a discussão final deste capítulo, que aborda os limites técnicos da inteligência artificial aplicada à manutenção preditiva e reforça a necessidade de uma abordagem disciplinada e integrada.

2.6 Limites técnicos da inteligência artificial aplicada à manutenção

A aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva tem ampliado significativamente a capacidade de análise e antecipação de comportamentos indesejados dos ativos industriais. Contudo, a eficácia dessas aplicações é condicionada por limites técnicos que precisam ser reconhecidos para evitar expectativas irreais e decisões mal fundamentadas. Ignorar tais limites compromete não apenas os resultados dos modelos, mas a credibilidade da própria abordagem preditiva no ambiente organizacional.

Um dos principais limites está relacionado à qualidade e à representatividade dos dados disponíveis. Modelos de inteligência artificial são altamente dependentes dos dados utilizados em seu treinamento e validação. Dados incompletos, inconsistentes ou pouco representativos dos diferentes regimes operacionais reduzem a capacidade do modelo de generalizar comportamentos e identificar padrões relevantes. Em ambientes industriais, nos quais intervenções, ajustes de processo e mudanças operacionais são frequentes, manter bases de dados estáveis e coerentes ao longo do tempo constitui um desafio permanente.

Outro limite relevante refere-se à generalização dos modelos analíticos. Modelos treinados a partir do comportamento de um ativo específico ou de um conjunto restrito de condições operacionais tendem a apresentar desempenho reduzido quando aplicados a outros ativos ou contextos distintos. A variabilidade inerente aos sistemas industriais impõe restrições à reutilização direta de modelos, exigindo adaptações contínuas e validações recorrentes. A expectativa de soluções universais, capazes de operar de forma indiferenciada em diferentes equipamentos e plantas, não se sustenta na prática.

A interpretabilidade dos modelos também constitui um fator crítico. Abordagens altamente complexas, embora potencialmente eficazes em termos estatísticos, podem dificultar a compreensão dos resultados por parte dos profissionais responsáveis pela decisão de manutenção. Quando os modelos produzem recomendações sem explicação clara ou relação perceptível com o comportamento físico do ativo, surge resistência à sua adoção. A manutenção preditiva exige confiança nos resultados analíticos, e essa confiança está diretamente associada à capacidade de relacionar o resultado do modelo à realidade operacional.

Além disso, a inteligência artificial não substitui o conhecimento do ativo nem elimina a necessidade de engenharia.

Modelos analíticos operam sobre dados observáveis, mas não possuem compreensão intrínseca dos mecanismos físicos subjacentes aos modos de falha. A ausência de conhecimento técnico na definição de variáveis, na interpretação dos resultados e na validação das conclusões tende a amplificar erros estruturais existentes. Nesse sentido, a inteligência artificial atua como potencializadora tanto de boas práticas quanto de fragilidades organizacionais.

Reconhecer esses limites não implica reduzir a relevância da inteligência artificial na manutenção preditiva, mas estabelecer bases mais sólidas para sua aplicação. A maturidade técnica reside na capacidade de integrar modelos analíticos, conhecimento do ativo e processos de decisão de forma coerente, evitando tanto o tecnicismo excessivo quanto o ceticismo infundado. Essa compreensão crítica é essencial para que a tecnologia contribua efetivamente para a confiabilidade industrial.


2.7 Considerações finais do capítulo e transição conceitual

Ao longo deste capítulo, foram apresentados os fundamentos técnicos que sustentam a aplicação da inteligência artificial na manutenção preditiva, desde a base física

representada por sensores e conectividade industrial até a distinção entre abordagens analíticas e seus limites operacionais. Essa análise buscou esclarecer como a manutenção preditiva se materializa na prática, evitando simplificações conceituais e expectativas incompatíveis com a realidade dos sistemas industriais.

A compreensão dos tipos de dados relevantes, da estruturação de pipelines, das técnicas de detecção de anomalias e regressão, bem como da diferença entre prever falhas e acompanhar a degradação, evidencia que a inteligência artificial atua como elemento de suporte à decisão, e não como solução autônoma. Seu valor depende da qualidade da base de dados, da integração com o conhecimento do ativo e da existência de processos organizacionais capazes de transformar análise em ação.

Os limites técnicos discutidos reforçam a necessidade de uma abordagem disciplinada e integrada, na qual tecnologia, engenharia e gestão de ativos atuem de forma complementar. A manutenção preditiva eficaz não resulta da adoção isolada de ferramentas analíticas, mas da construção de um ecossistema capaz de sustentar decisões consistentes ao longo do ciclo de vida dos ativos.



Com esses fundamentos estabelecidos, torna-se possível avançar para uma discussão mais estruturante sobre como institucionalizar a manutenção preditiva no contexto organizacional. O próximo capítulo aborda a disciplina de Asset Performance Management, os sistemas de gestão de ativos e os referenciais normativos que permitem transformar os conceitos apresentados neste capítulo em práticas sustentáveis e alinhadas à estratégia empresarial.

CAPÍTULO III

EAM, APM e ISO 55000: A Base da Confiabilidade Moderna

Introdução

Os fundamentos técnicos da manutenção preditiva, discutidos no capítulo anterior, evidenciam que a inteligência artificial e a análise avançada de dados não produzem resultados sustentáveis quando aplicadas de forma isolada. A predição, para gerar valor real à confiabilidade industrial, precisa estar inserida em uma estrutura organizacional capaz de transformar análise em decisão e decisão em ação. Essa estrutura não se constrói apenas com tecnologia, mas com sistemas de gestão, processos bem definidos e referenciais normativos que orientam a atuação ao longo do ciclo de vida dos ativos.

Nesse contexto, os sistemas de Enterprise Asset Management (EAM), a disciplina de Asset Performance Management (APM) e os princípios estabelecidos pela família de normas ISO 55000 assumem papel central. Esses elementos não devem ser compreendidos como camadas independentes, mas como componentes interligados de uma mesma arquitetura de gestão de ativos. Enquanto o EAM organiza a execução e o registro das atividades de manutenção, o APM estrutura a lógica

de análise, priorização e tomada de decisão, e a ISO 55000 fornece o arcabouço conceitual para a governança e o alinhamento estratégico da confiabilidade com os objetivos organizacionais.

A ausência dessa integração é uma das principais razões pelas quais iniciativas de manutenção preditiva permanecem restritas a pilotos técnicos ou provas de conceito, sem alcançar impacto consistente no desempenho operacional. Modelos analíticos podem indicar tendências, anomalias ou degradações, mas, sem sistemas capazes de incorporar essas informações aos processos decisórios e sem governança que sustente escolhas de longo prazo, os resultados permanecem fragmentados e de curta duração.

Este capítulo tem como objetivo demonstrar como EAM, APM e os referenciais da ISO 55000 constituem a base da confiabilidade moderna, sustentando a jornada da manutenção preditiva de forma estruturada e contínua. A análise parte de uma perspectiva organizacional e estratégica, evitando descrições funcionais elementares de sistemas ou normas, e enfatiza a forma como esses elementos se articulam para garantir consistência, rastreabilidade e efetividade na gestão de ativos.

Ao longo do capítulo, serão discutidos os papéis do EAM e do APM, a maneira como plataformas modernas estruturam dados e modelos analíticos, os princípios de governança de ativos estabelecidos pela ISO 55000, o uso de indicadores-chave de desempenho e a integração da inteligência artificial ao ciclo de vida dos ativos. Essa abordagem busca evidenciar que a confiabilidade industrial não é resultado de soluções isoladas, mas da convergência entre tecnologia, gestão e disciplina organizacional.

3.1 O que é EAM e seu papel na gestão moderna de ativos

O Enterprise Asset Management (EAM) constitui o núcleo operacional da gestão de ativos em organizações intensivas em capital. Mais do que um repositório de registros de manutenção, o EAM organiza informações, processos e fluxos de trabalho que sustentam a execução, o controle e a rastreabilidade das atividades ao longo do ciclo de vida dos ativos. Seu papel central reside na capacidade de transformar decisões técnicas e estratégicas em ações operacionais estruturadas.

Historicamente, os sistemas de EAM evoluíram a partir de soluções voltadas ao controle de ordens de serviço e inventário. Com o aumento da complexidade dos ativos e a ampliação das

exigências regulatórias e de confiabilidade, esses sistemas passaram a incorporar funcionalidades relacionadas ao planejamento, à gestão de custos, à documentação técnica e à análise de desempenho. Essa evolução reflete a necessidade de integrar a manutenção ao contexto mais amplo da operação e da estratégia organizacional.

No contexto da manutenção preditiva, o EAM desempenha função essencial ao conectar análises e recomendações aos processos formais de manutenção. Modelos analíticos podem indicar degradação ou aumento de risco, mas é o EAM que viabiliza a criação de ordens de serviço, a priorização de intervenções, o alocamento de recursos e o registro das ações realizadas. Sem essa integração, a predição permanece desconectada da prática operacional, reduzindo seu impacto na confiabilidade do ativo.

Outro aspecto relevante do EAM é sua contribuição para a qualidade e a consistência dos dados históricos. Registros estruturados de falhas, intervenções, substituições de componentes e tempos de indisponibilidade constituem insumos fundamentais para análises posteriores. A ausência de padronização ou a utilização inadequada do sistema comprometem a capacidade de aprendizado organizacional e limitam o valor das iniciativas de análise avançada. Nesse

sentido, o EAM atua não apenas como executor, mas como guardião da memória técnica do ativo.

Além disso, o EAM estabelece a base para o alinhamento entre manutenção, operação e gestão. Ao consolidar informações sobre ativos, planos, custos e desempenho, o sistema permite uma visão integrada que favorece a tomada de decisão em diferentes níveis da organização. Essa integração é particularmente relevante em ambientes nos quais a confiabilidade impacta diretamente a segurança, a produção e o cumprimento de compromissos contratuais.

É importante ressaltar que o valor do EAM não está restrito às funcionalidades da ferramenta, mas à forma como ela é utilizada e integrada aos processos organizacionais. Sistemas robustos, quando operados sem disciplina ou alinhamento estratégico, tendem a reproduzir práticas fragmentadas e reativas. A gestão moderna de ativos exige que o EAM seja compreendido como componente estruturante da confiabilidade, capaz de sustentar tanto a execução eficiente da manutenção quanto a incorporação de abordagens preditivas baseadas em dados.

Essa compreensão do papel do EAM prepara o terreno para a próxima seção, que aborda a disciplina de Asset Performance Management e sua relação direta com os sistemas

de gestão de ativos, evidenciando como análise, decisão e execução se articulam de forma integrada na confiabilidade moderna.

3.2 O que é APM (Asset Performance Management) e sua relação com EAM

O Asset Performance Management (APM) corresponde a uma disciplina de gestão orientada à tomada de decisão baseada em risco, condição e desempenho dos ativos ao longo de seu ciclo de vida. Diferentemente do EAM, cuja função principal está associada à execução, ao registro e ao controle operacional das atividades de manutenção, o APM concentra-se na análise, na priorização e na definição das estratégias que orientam essas atividades. Trata-se, portanto, de uma camada decisória que antecede e direciona a ação.

O APM emerge da necessidade de estruturar a enorme quantidade de informações geradas pelos ativos industriais e transformá-las em inteligência aplicável. Dados de condição, histórico de falhas, parâmetros operacionais e indicadores de desempenho passam a ser analisados de forma integrada, com o objetivo de compreender o risco associado a cada ativo, sua criticidade para o processo produtivo e o impacto potencial de

diferentes estratégias de manutenção. Essa abordagem desloca o foco da manutenção reativa ou baseada em tempo para uma lógica orientada ao desempenho e à confiabilidade.

A relação entre APM e EAM é complementar e indissociável. Enquanto o APM define o que deve ser feito, quando e com que prioridade, o EAM viabiliza a execução dessas decisões de forma estruturada e rastreável. Recomendações geradas no âmbito do APM, como a antecipação de uma intervenção, a alteração de um plano de manutenção ou a priorização de um ativo crítico, só produzem efeito quando incorporadas aos fluxos operacionais do EAM. Sem essa integração, a análise permanece desconectada da prática.

No contexto da manutenção preditiva, o APM atua como elemento integrador entre modelos analíticos e decisões de gestão. Resultados provenientes de análises de degradação, detecção de anomalias ou avaliação de risco precisam ser contextualizados dentro de uma lógica que considere criticidade, custo, impacto operacional e disponibilidade de recursos. O APM fornece esse arcabouço, evitando que a predição seja tratada como um fim em si mesma e garantindo que a informação analítica contribua efetivamente para a confiabilidade do sistema.

Outro aspecto fundamental do APM é sua orientação ao ciclo de vida do ativo. As decisões não se limitam à manutenção corretiva ou preventiva, mas abrangem escolhas relacionadas a operação, renovação, substituição e descomissionamento. Essa visão ampliada permite avaliar o desempenho do ativo de forma longitudinal, considerando não apenas eventos isolados, mas tendências e padrões que influenciam o valor entregue ao longo do tempo. A manutenção preditiva, nesse contexto, torna-se um dos instrumentos disponíveis para sustentar decisões mais amplas de gestão de ativos.

É importante destacar que o APM não se resume à adoção de ferramentas analíticas ou plataformas específicas. Seu valor está na disciplina organizacional que estabelece critérios claros para a avaliação de risco, a priorização de ativos e a definição de estratégias. Sem processos bem definidos e responsabilidades claramente atribuídas, mesmo soluções tecnológicas avançadas tendem a produzir resultados limitados. O APM exige alinhamento entre engenharia, manutenção, operação e gestão, reforçando seu caráter transversal na organização.

Essa compreensão da relação entre APM e EAM evidencia que a confiabilidade moderna não depende de sistemas isolados, mas da articulação coerente entre análise, decisão e execução. Com essa base estabelecida, torna-se possível avançar

para a discussão sobre como plataformas modernas de mercado estruturam dados, modelos analíticos e estratégias de manutenção, tema da próxima seção deste capítulo.

3.3 Como plataformas modernas estruturam dados, modelos e estratégias

As plataformas modernas de gestão de ativos e desempenho industrial materializam, em nível sistêmico, a integração entre dados, modelos analíticos e estratégias de manutenção discutida nas seções anteriores. Mais do que ferramentas isoladas, essas plataformas operam como ambientes integrados que conectam instrumentação, análise, decisão e execução, permitindo que a manutenção preditiva seja incorporada de forma consistente aos processos organizacionais.

Soluções amplamente adotadas no mercado, como as desenvolvidas por IBM, SAP, AVEVA, Siemens e ABB, compartilham princípios arquiteturais semelhantes, ainda que apresentem diferenças de implementação. Em linhas gerais, essas plataformas estruturam a gestão da confiabilidade a partir da integração entre dados operacionais, históricos de manutenção, modelos analíticos e fluxos decisórios, alinhados ao ciclo de vida dos ativos.

No nível dos dados, essas plataformas atuam como pontos de convergência entre múltiplas fontes de informação. Dados provenientes de sensores, sistemas de controle, historiadores, EAM e outros sistemas corporativos são consolidados e contextualizados, permitindo análises que consideram simultaneamente condição, operação e histórico. Essa integração reduz a fragmentação da informação e cria uma base mais robusta para a aplicação de modelos analíticos, evitando interpretações isoladas e desconectadas da realidade operacional.

No âmbito dos modelos, as plataformas modernas oferecem mecanismos para incorporar diferentes abordagens analíticas, incluindo detecção de anomalias, análise de tendências, avaliação de risco e, em alguns casos, modelos de degradação mais avançados. O aspecto mais relevante não está na sofisticação individual dos algoritmos, mas na forma como seus resultados são organizados e apresentados de maneira compreensível para a tomada de decisão. A análise passa a ser orientada ao impacto operacional e à priorização, e não apenas à identificação de desvios estatísticos.

A estruturação das estratégias de manutenção constitui outro elemento central dessas plataformas. Resultados analíticos são traduzidos em recomendações, alertas ou avaliações de risco que podem ser incorporados aos processos de planejamento e

execução. A integração com sistemas de EAM permite que essas recomendações sejam convertidas em ordens de serviço, ajustes de planos de manutenção ou revisões de estratégias, garantindo rastreabilidade entre análise e ação. Esse encadeamento é fundamental para que a manutenção preditiva produza efeitos concretos na confiabilidade dos ativos.

É importante destacar que a adoção dessas plataformas não elimina a necessidade de definição clara de processos e responsabilidades. A tecnologia fornece meios para integrar dados e análises, mas o valor gerado depende da forma como a organização utiliza essas informações para orientar decisões. Plataformas robustas podem reproduzir práticas fragmentadas se não houver alinhamento entre engenharia, manutenção, operação e gestão. Nesse sentido, a maturidade organizacional continua sendo fator determinante para o sucesso da manutenção preditiva.

Ao estruturar dados, modelos e estratégias em um ambiente integrado, as plataformas modernas viabilizam a operacionalização da disciplina de APM e sua conexão com os sistemas de EAM. Essa integração cria as condições necessárias para avançar na discussão sobre governança de ativos, tema da próxima seção, na qual os princípios da ISO 55000 são apresentados como referência para sustentar decisões consistentes e alinhadas aos objetivos organizacionais.

3.4 Governança de ativos segundo a ISO 55000

A governança de ativos constitui o elemento estruturante que assegura coerência, consistência e alinhamento estratégico às decisões relacionadas à confiabilidade industrial. No contexto da manutenção preditiva, a governança não se limita à definição de diretrizes formais, mas estabelece o elo entre objetivos organizacionais, gestão de riscos e desempenho dos ativos ao longo de seu ciclo de vida. A família de normas ISO 55000 oferece um referencial conceitual que orienta essa integração, fornecendo princípios para uma gestão de ativos sistemática e orientada a valor.

Os princípios da ISO 55000 enfatizam que os ativos existem para apoiar o alcance dos objetivos organizacionais, e não como fins em si mesmos. Essa perspectiva desloca a gestão de ativos de uma abordagem predominantemente técnica para uma lógica estratégica, na qual decisões de manutenção, operação e investimento são avaliadas em função de seu impacto no desempenho global da organização. A confiabilidade, nesse contexto, passa a ser tratada como resultado de escolhas estruturadas, e não como consequência incidental de boas práticas isoladas.

No âmbito da manutenção preditiva, a governança orientada pela ISO 55000 contribui para definir critérios claros de priorização, aceitação de risco e alocação de recursos. Modelos analíticos podem indicar degradação ou aumento de probabilidade de falha, mas a decisão sobre intervir, postergar ou revisar estratégias depende de diretrizes que considerem criticidade, impacto operacional, custos e requisitos regulatórios. A governança fornece o arcabouço necessário para que essas decisões sejam tomadas de forma consistente e alinhada às políticas organizacionais.

Outro aspecto relevante da governança de ativos diz respeito à definição de papéis e responsabilidades. A manutenção preditiva envolve múltiplas áreas, incluindo engenharia, manutenção, operação e gestão. A ausência de clareza quanto às responsabilidades na validação de análises, na aprovação de intervenções e no acompanhamento de resultados tende a gerar conflitos e ineficiências. Os princípios da ISO 55000 reforçam a importância de estruturas organizacionais bem definidas, nas quais as decisões sobre ativos sejam transparentes e rastreáveis.

A governança também exerce papel fundamental na integração entre sistemas e processos. A adoção de plataformas de EAM, soluções de APM e modelos analíticos requer alinhamento com políticas de dados, segurança da informação e

gestão do conhecimento. Sem esse alinhamento, iniciativas tecnológicas podem evoluir de forma desconectada, comprometendo a consistência das informações e a confiabilidade das análises. A ISO 55000 oferece diretrizes para assegurar que sistemas e processos operem de forma integrada, apoiando a tomada de decisão ao longo do ciclo de vida dos ativos.

É importante ressaltar que a aplicação dos princípios da ISO 55000 não implica a adoção mecânica de normas ou a criação de estruturas excessivamente burocráticas. O valor do referencial normativo reside na sua capacidade de orientar decisões e promover alinhamento estratégico, respeitando as características e o nível de maturidade de cada organização. A governança eficaz equilibra disciplina e flexibilidade, permitindo que a manutenção preditiva evolua de forma sustentável e alinhada aos objetivos de longo prazo.

Ao estabelecer uma base sólida de governança, a organização cria as condições necessárias para utilizar indicadores de desempenho de forma consistente e orientada à decisão. Esse é o foco da próxima seção, que aborda os principais indicadores utilizados na confiabilidade moderna e sua relação com a priorização de ativos e estratégias de manutenção.

3.5 Indicadores-chave: MTBF, MTTR, curva P-F, criticidade e priorização de ativos

Os indicadores de desempenho desempenham papel central na consolidação da confiabilidade moderna, na medida em que permitem transformar observações técnicas em critérios objetivos para a tomada de decisão. No contexto da manutenção preditiva, esses indicadores deixam de ser métricas meramente descritivas e passam a atuar como instrumentos de priorização, alinhando análise técnica, gestão de risco e estratégia organizacional.

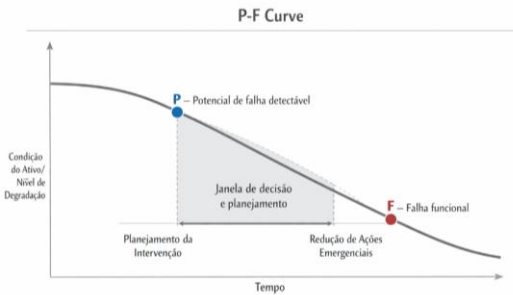
O Mean Time Between Failures (MTBF) é amplamente utilizado para avaliar a confiabilidade de ativos ao longo do tempo. Mais do que um valor isolado, o MTBF oferece uma visão histórica do comportamento do equipamento, permitindo identificar os intervalos das ocorrências de falhas e avaliar o impacto de mudanças nas estratégias de manutenção. Quando analisado de forma integrada a dados de condição e operação, o MTBF contribui para compreender se intervenções estão efetivamente ampliando a confiabilidade ou apenas deslocando eventos de falha no tempo.

O Mean Time To Repair (MTTR), por sua vez, está associado à capacidade da organização de responder a falhas e

restaurar a função do ativo. Embora tradicionalmente relacionado à manutenção corretiva, o MTTR mantém relevância no contexto preditivo ao refletir a eficiência dos processos de intervenção, a disponibilidade de recursos e a eficácia do planejamento. A redução do MTTR, quando combinada com estratégias preditivas, contribui para mitigar o impacto residual das falhas que não puderam ser evitadas.

A curva P-F representa um conceito fundamental para a compreensão da manutenção baseada em condição. Ela descreve o intervalo entre o ponto em que um potencial de falha se torna detectável e o momento da falha funcional. No contexto da manutenção preditiva, a curva P-F orienta a definição de janelas de intervenção e a escolha das técnicas de monitoramento mais adequadas.

A Figura 2 ilustra de forma conceitual a curva P-F como instrumento de apoio à definição de janelas de intervenção na manutenção baseada em condição.



Fonte: O autor (2026)

A identificação precoce do ponto P amplia o tempo disponível para decisão e planejamento, reduzindo a probabilidade de intervenções emergenciais e perdas operacionais.

Comentado [JR3]: Se for possível colocar algum gráfico aqui mostrando a curva P-F

A análise de criticidade complementa esses indicadores ao incorporar o impacto potencial da falha no contexto operacional. Criticidade não se restringe à probabilidade de ocorrência, mas considera as consequências associadas à segurança, à produção, ao meio ambiente e aos custos. Ao classificar ativos segundo sua

criticidade, a organização estabelece prioridades claras para a aplicação de recursos analíticos, esforços de monitoramento e estratégias de manutenção. Essa abordagem evita a dispersão de esforços e direciona a manutenção preditiva para os ativos que efetivamente influenciam o desempenho global.

A priorização de ativos emerge, portanto, como resultado da combinação entre indicadores de confiabilidade, análise de condição e avaliação de impacto. MTBF, MTTR e curva P-F fornecem informações sobre o comportamento do ativo, enquanto a criticidade orienta a decisão sobre onde agir primeiro e com maior intensidade. Essa integração é essencial para que a manutenção preditiva produza valor mensurável e alinhado aos objetivos organizacionais.

O uso eficaz desses indicadores depende de dados consistentes e de interpretação contextualizada. Indicadores analisados de forma isolada ou desprovidos de conexão com a realidade operacional tendem a gerar decisões equivocadas. A confiabilidade moderna exige que métricas sejam utilizadas como suporte à decisão, e não como fins em si mesmas, reforçando a necessidade de integração entre análise técnica, gestão e governança.

Essa compreensão sobre indicadores e priorização prepara o terreno para a discussão final deste capítulo, que aborda a integração da inteligência artificial ao ciclo de vida dos ativos, evidenciando como modelos analíticos e sistemas de gestão se articulam ao longo do tempo para sustentar a confiabilidade industrial.

3.6 A integração da inteligência artificial ao ciclo de vida dos ativos

A integração da inteligência artificial ao ciclo de vida dos ativos representa uma evolução natural da gestão da confiabilidade em ambientes industriais complexos. Quando incorporada de forma estruturada, a inteligência artificial amplia a capacidade de análise ao longo de todas as fases do ativo, desde a concepção e operação inicial até a manutenção, a renovação e o descomissionamento. Seu papel não é substituir decisões técnicas, mas qualificar o processo decisório com base em evidências derivadas do comportamento real dos ativos.

No estágio operacional, a inteligência artificial contribui para a interpretação contínua de dados de condição e de processo, permitindo identificar padrões de degradação e alterações de desempenho que não são facilmente perceptíveis por métodos

tradicionais. Esses modelos analíticos oferecem subsídios para ajustes dinâmicos nas estratégias de manutenção, alinhando intervenções à condição efetiva do ativo e às exigências operacionais do momento. Essa integração reforça a lógica preditiva discutida nos capítulos anteriores, deslocando o foco da reação ao evento para a antecipação do risco.

Ao longo da fase de manutenção, a inteligência artificial atua como elemento de suporte à priorização e ao planejamento. Resultados analíticos podem orientar a definição de janelas de intervenção, a alocação de recursos e a escolha entre alternativas técnicas, considerando simultaneamente criticidade, impacto operacional e histórico de desempenho. Quando integrados aos sistemas de EAM e à disciplina de APM, esses resultados passam a influenciar diretamente a execução, assegurando rastreabilidade entre análise, decisão e ação.

Na perspectiva de médio e longo prazo, a aplicação da inteligência artificial ao ciclo de vida dos ativos favorece decisões relacionadas à renovação e à substituição de equipamentos. A análise de tendências históricas, combinada à avaliação de desempenho e custos, permite estimar a perda progressiva de valor do ativo e subsidiar decisões de investimento mais consistentes. Essa abordagem amplia a visão da manutenção,

conectando-a à gestão estratégica de ativos e ao planejamento de capital.

A integração efetiva da inteligência artificial ao ciclo de vida exige, contudo, coerência entre tecnologia, processos e governança. Modelos analíticos precisam operar dentro de critérios claros de validação, revisão e responsabilidade, evitando decisões automatizadas sem supervisão técnica adequada. A confiabilidade industrial resulta da combinação entre análise avançada, conhecimento do ativo e estruturas organizacionais capazes de sustentar decisões ao longo do tempo.

Quando inserida nesse contexto, a inteligência artificial deixa de ser um recurso pontual e passa a compor a arquitetura permanente da gestão de ativos. Seu valor emerge da continuidade, da consistência e da integração com os sistemas de gestão e com os princípios de governança discutidos neste capítulo. Assim, a confiabilidade moderna se consolida como resultado de uma abordagem integrada, na qual tecnologia, gestão e disciplina organizacional atuam de forma convergente ao longo de todo o ciclo de vida dos ativos.

3.7 Considerações finais

A confiabilidade moderna não se sustenta a partir de soluções isoladas, nem de iniciativas pontuais de análise ou tecnologia. Ao longo deste capítulo, ficou evidenciado que a manutenção preditiva somente alcança consistência quando inserida em uma estrutura organizacional capaz de integrar decisão, execução e governança ao longo do ciclo de vida dos ativos. Nesse contexto, EAM, APM e os princípios estabelecidos pela ISO 55000 configuram os pilares que dão sustentação a essa integração.


Os sistemas de EAM organizam a execução e asseguram rastreabilidade, transformando decisões técnicas em ações operacionais estruturadas. A disciplina de APM, por sua vez, estabelece a lógica de análise, priorização e gestão de risco, conectando dados, desempenho e criticidade à tomada de decisão. A ISO 55000 fornece o referencial estratégico que alinha essas práticas aos objetivos organizacionais, garantindo coerência entre confiabilidade, desempenho e geração de valor.

A análise das plataformas modernas demonstrou que a tecnologia atua como meio para operacionalizar essa arquitetura, e não como seu fundamento. A integração entre dados, modelos analíticos e estratégias de manutenção depende menos da

sofisticação das ferramentas e mais da forma como essas ferramentas são incorporadas aos processos e à governança da organização. Sem esse alinhamento, iniciativas de manutenção preditiva tendem a permanecer fragmentadas, limitando seu impacto no desempenho global.

Os indicadores de confiabilidade e a priorização de ativos reforçam essa lógica ao evidenciar que a tomada de decisão deve considerar simultaneamente comportamento, risco e impacto. A inteligência artificial, quando integrada de forma estruturada ao ciclo de vida dos ativos, amplia a capacidade analítica e qualifica decisões, mas não substitui o julgamento técnico nem a disciplina organizacional. Seu valor emerge da continuidade e da coerência com os sistemas de gestão e com os princípios de governança adotados.

Com isso, consolida-se a compreensão de que a confiabilidade moderna resulta da convergência entre tecnologia, gestão e estrutura organizacional. A manutenção preditiva deixa de ser uma iniciativa técnica isolada e passa a compor uma estratégia sustentada de gestão de ativos, orientada ao desempenho e à tomada de decisão consistente ao longo do tempo.



No próximo capítulo, a discussão avança para a aplicação prática dessa estrutura em arquiteturas, casos de uso e estratégias de implementação, explorando como os princípios apresentados podem ser adaptados a diferentes contextos industriais e níveis de maturidade organizacional.

CAPÍTULO IV

IA Aplicada à Confiabilidade Industrial e à Previsão de Falhas

Introdução

A incorporação da inteligência artificial aos processos industriais representa uma mudança relevante na forma como a confiabilidade dos ativos é analisada, monitorada e gerida. Diferentemente das abordagens tradicionais, baseadas predominantemente em históricos consolidados e regras fixas de intervenção, a aplicação de modelos analíticos avançados permite explorar padrões de comportamento, tendências de degradação e relações operacionais que ampliam a capacidade de antecipação de falhas. Essa evolução, no entanto, não se sustenta sem uma compreensão clara de como a inteligência artificial é efetivamente implementada no ambiente industrial.

Nos capítulos anteriores, foram discutidos os fundamentos técnicos da manutenção preditiva, bem como as estruturas organizacionais e de gestão que sustentam sua aplicação contínua. A partir dessa base, torna-se necessário avançar para uma análise mais próxima da prática, examinando como modelos de inteligência artificial são construídos, integrados e operados no

contexto da confiabilidade industrial. Essa análise não se orienta por formalismos matemáticos ou descrições algorítmicas detalhadas, mas pela compreensão dos princípios técnicos e operacionais que condicionam o desempenho e a aplicabilidade desses modelos.

A aplicação da inteligência artificial em ambientes industriais impõe desafios específicos relacionados à natureza dos dados, à dinâmica dos processos e às restrições operacionais. Dados históricos e dados em tempo real coexistem com níveis distintos de qualidade, granularidade e contexto, exigindo critérios claros para sua utilização. Da mesma forma, a escolha de modelos analíticos deve considerar não apenas sua capacidade preditiva, mas também sua interpretabilidade, robustez e aderência às características dos ativos monitorados.

Outro aspecto central diz respeito à implementação desses modelos em arquiteturas compatíveis com a realidade industrial. Decisões envolvendo processamento local, ambientes centralizados ou soluções híbridas influenciam diretamente a latência, a confiabilidade do sistema e a integração com os processos de manutenção e operação. A inteligência artificial, nesse cenário, deve ser compreendida como parte de uma arquitetura funcional que conecta análise, automação e prescrição de ações, e não como um componente isolado.

Este capítulo tem como objetivo demonstrar, de modo prático, como a inteligência artificial é implementada do ponto de vista técnico e operacional para apoiar a confiabilidade industrial e a previsão de falhas. A abordagem privilegia a aplicação orientada à decisão e ao impacto organizacional, evidenciando como modelos analíticos, dados e arquiteturas se articulam para transformar informação em ação e sustentar estratégias de manutenção preditiva consistentes.

4.1 Modelagem com Machine Learning para ambiente industrial

A modelagem com técnicas de Machine Learning em ambientes industriais exige uma abordagem distinta daquela adotada em contextos puramente acadêmicos ou experimentais. No campo da confiabilidade industrial, o objetivo central da modelagem não é maximizar métricas estatísticas isoladas, mas ampliar a capacidade de antecipar falhas, compreender padrões de degradação e apoiar decisões técnicas de forma consistente e operacionalmente viável. Nesse sentido, os modelos devem ser concebidos como instrumentos de suporte à gestão de ativos, e não como soluções autônomas.

Uma das principais características do ambiente industrial é a heterogeneidade dos dados disponíveis. Informações

provenientes de sensores, sistemas de controle, registros de manutenção e históricos operacionais apresentam diferentes escalas, frequências e níveis de confiabilidade. A modelagem eficaz depende da capacidade de integrar essas fontes de forma coerente, preservando o contexto operacional do ativo. Modelos construídos sem essa contextualização tendem a identificar correlações estatísticas que não se traduzem em valor para a confiabilidade.

Outro aspecto determinante diz respeito à interpretabilidade dos modelos. Em aplicações industriais, a confiança nos resultados analíticos está diretamente relacionada à capacidade de explicar, ainda que de forma qualitativa, os fatores que conduzem a uma determinada previsão ou alerta. Modelos excessivamente opacos dificultam a validação técnica e a incorporação dos resultados aos processos decisórios. Por essa razão, abordagens que equilibram capacidade preditiva e transparência tendem a ser mais adequadas ao contexto da manutenção preditiva.

A robustez do modelo frente a variações operacionais também assume papel central. Ativos industriais operam sob regimes distintos, sujeitos a mudanças de carga, condições ambientais e intervenções humanas. Modelos sensíveis a pequenas variações ou dependentes de dados excessivamente limpos apresentam desempenho limitado quando expostos à

realidade operacional. A modelagem industrial deve considerar essa variabilidade como parte intrínseca do sistema, incorporando margens de tolerância e mecanismos de adaptação.

Além disso, a construção de modelos de Machine Learning em ambientes industriais deve estar alinhada aos processos de validação e governança definidos pela organização. A atualização de modelos, a incorporação de novos dados e a revisão de premissas analíticas precisam ocorrer de forma controlada, evitando alterações que comprometam a confiabilidade das decisões. Essa disciplina reforça a integração entre modelagem, APM e EAM, assegurando que os resultados analíticos sejam utilizados de maneira consistente ao longo do tempo.

Por fim, é necessário reconhecer que a modelagem com Machine Learning não substitui o conhecimento técnico acumulado sobre os ativos. Pelo contrário, sua eficácia depende da incorporação desse conhecimento à seleção de variáveis, à interpretação dos resultados e à definição de limites operacionais. A convergência entre análise de dados e experiência técnica constitui o elemento que diferencia iniciativas bem-sucedidas de aplicações meramente experimentais, consolidando a inteligência artificial como componente efetivo da confiabilidade industrial.

4.2 Dados em tempo real versus dados históricos no contexto industrial

A distinção entre dados em tempo real e dados históricos constitui um dos eixos centrais da aplicação da inteligência artificial à confiabilidade industrial. Embora frequentemente tratados como categorias opostas, esses conjuntos de dados exercem funções complementares na análise do comportamento dos ativos e na construção de estratégias de manutenção preditiva. A compreensão adequada de seus papéis e limitações é determinante para a eficácia dos modelos analíticos e para a qualidade das decisões associadas.

Os dados históricos representam a memória técnica do ativo. Registros de falhas, intervenções, condições operacionais passadas e eventos relevantes permitem compreender padrões de recorrência, ciclos de degradação e impactos de estratégias anteriores de manutenção. Esses dados são fundamentais para a fase de construção e calibração dos modelos, oferecendo a base sobre a qual relações entre variáveis podem ser identificadas e avaliadas. No entanto, sua utilidade depende diretamente da consistência, da padronização e da contextualização com que foram coletados ao longo do tempo.

Já os dados em tempo real refletem o estado atual e dinâmico do ativo em operação. Informações provenientes de sensores, sistemas de controle e monitoramento contínuo permitem capturar variações instantâneas de condição e

desempenho, ampliando a capacidade de detectar desvios e alterações de comportamento à medida que ocorrem. No contexto da confiabilidade industrial, esses dados são essenciais para a identificação precoce de potenciais falhas e para o acompanhamento contínuo da degradação, fornecendo subsídios para decisões mais oportunas.

A utilização isolada de dados históricos tende a limitar a capacidade de resposta da manutenção, uma vez que as análises se baseiam em comportamentos passados que nem sempre refletem as condições atuais de operação. Por outro lado, a dependência exclusiva de dados em tempo real pode resultar em análises desprovidas de referência histórica, dificultando a distinção entre variações normais e padrões efetivos de degradação. A eficácia da inteligência artificial na confiabilidade industrial emerge justamente da integração entre essas duas dimensões temporais.

Outro aspecto relevante diz respeito à qualidade e à confiabilidade dos dados em cada uma dessas categorias. Dados históricos frequentemente carregam inconsistências decorrentes de mudanças de processo, substituições de equipamentos ou variações nos critérios de registro. Dados em tempo real, por sua vez, podem ser afetados por ruídos, falhas de comunicação ou limitações de instrumentação. A análise criteriosa dessas

limitações é parte integrante da aplicação responsável da inteligência artificial, evitando interpretações equivocadas e decisões mal fundamentadas.

No ambiente industrial, a escolha entre priorizar dados históricos ou dados em tempo real não deve ser tratada como decisão excludente, mas como definição estratégica alinhada ao objetivo da análise. Modelos voltados à compreensão de comportamento e à avaliação de desempenho ao longo do tempo demandam forte apoio em dados históricos, enquanto aplicações orientadas à detecção de desvios e à antecipação de falhas se beneficiam da incorporação contínua de dados em tempo real. A integração equilibrada desses conjuntos permite ampliar a robustez dos modelos e a confiabilidade das decisões.

Essa articulação entre dados históricos e dados em tempo real estabelece a base para a construção de modelos analíticos aplicados à previsão de falhas, tema da próxima seção. A partir dessa base, torna-se possível explorar diferentes abordagens de modelagem, avaliando suas contribuições e limitações no contexto da confiabilidade industrial.

4.3 Construção de modelos analíticos para previsão de falhas: regressão, séries temporais, árvores e modelos híbridos

A construção de modelos analíticos para previsão de falhas em ambientes industriais deve partir de uma compreensão clara do fenômeno que se pretende antecipar e do contexto operacional no qual o ativo está inserido. Diferentemente de aplicações genéricas de análise de dados, a modelagem voltada à confiabilidade industrial exige alinhamento entre o comportamento físico do ativo, a disponibilidade de dados e o tipo de decisão que se pretende sustentar. A escolha do modelo não decorre de preferência técnica isolada, mas da adequação ao problema analisado.

Modelos de regressão são frequentemente utilizados como ponto de partida na previsão de falhas, sobretudo quando há relações relativamente estáveis entre variáveis operacionais e indicadores de degradação. Sua principal contribuição reside na simplicidade estrutural e na facilidade de interpretação, características valorizadas em ambientes industriais nos quais a validação técnica e a transparência do modelo são requisitos relevantes. Embora apresentem limitações frente a comportamentos não lineares ou altamente dinâmicos, modelos de regressão continuam sendo instrumentos válidos para análises exploratórias e aplicações bem delimitadas.

As séries temporais ampliam essa capacidade ao considerar explicitamente a dimensão temporal do comportamento do ativo. Ao modelar tendências, sazonalidades e padrões recorrentes, essas abordagens permitem compreender a evolução da condição ao longo do tempo e identificar desvios em relação ao comportamento esperado. No contexto da confiabilidade industrial, modelos baseados em séries temporais são particularmente úteis para ativos cuja degradação ocorre de forma gradual e mensurável, desde que os dados disponíveis apresentem consistência e frequência adequadas.

Modelos baseados em árvores introduzem maior flexibilidade na análise ao permitir a representação de relações não lineares e interações entre múltiplas variáveis. Essas abordagens favorecem a segmentação do comportamento do ativo em diferentes regimes operacionais, o que é comum em ambientes industriais sujeitos a variações de carga, operação e condições externas. Além disso, a estrutura hierárquica desses modelos facilita a interpretação das decisões analíticas, aproximando os resultados da lógica técnica utilizada por especialistas na avaliação de falhas.

Os modelos híbridos emergem como alternativa quando nenhuma abordagem isolada consegue representar adequadamente a complexidade do sistema analisado. Ao

combinar elementos de regressão, séries temporais e modelos baseados em árvores, essas soluções buscam equilibrar interpretabilidade, capacidade preditiva e robustez frente a variações operacionais. No contexto industrial, a adoção de modelos híbridos deve ser orientada pela necessidade real de capturar comportamentos complexos, evitando soluções excessivamente elaboradas que dificultem a validação e a manutenção do modelo ao longo do tempo.

Independentemente da abordagem adotada, a construção de modelos analíticos para previsão de falhas exige processos estruturados de validação e acompanhamento. Modelos precisam ser avaliados não apenas por métricas estatísticas, mas por sua aderência ao comportamento físico do ativo e por sua utilidade prática na tomada de decisão. Alterações nas condições operacionais, intervenções de manutenção e mudanças no processo produtivo demandam revisões periódicas, reforçando o caráter evolutivo da modelagem no contexto da confiabilidade industrial.

Essa visão aplicada da construção de modelos analíticos prepara o terreno para a discussão sobre como esses modelos são implementados em arquiteturas compatíveis com a realidade industrial. A próxima seção aborda as estratégias de implementação, considerando escolhas entre processamento

local, ambientes centralizados e soluções baseadas em containers, sempre sob a ótica da confiabilidade e da operação.

4.4 Implementação prática: edge computing, ambientes centralizados e uso de containers

A implementação prática de modelos de inteligência artificial em ambientes industriais exige decisões arquiteturais que considerem simultaneamente requisitos técnicos, operacionais e organizacionais. A escolha entre processamento local, ambientes centralizados ou soluções híbridas influencia diretamente a latência das análises, a disponibilidade do sistema, a segurança da informação e a integração com os processos de manutenção e operação. Essas decisões não são neutras e devem ser orientadas pelas características do ativo e pelo contexto no qual a confiabilidade é gerida.

O processamento em edge computing é frequentemente adotado em situações nas quais a latência precisa ser minimizada ou a conectividade com ambientes externos é limitada. Ao executar análises próximas à fonte de dados, essa abordagem permite respostas mais rápidas a desvios operacionais e reduz a dependência de comunicação contínua. No contexto da confiabilidade industrial, o edge computing favorece aplicações voltadas à detecção imediata de anomalias e ao monitoramento

contínuo de ativos críticos, desde que haja capacidade local suficiente para suportar os modelos analíticos.

Ambientes centralizados, por sua vez, oferecem maior flexibilidade para o processamento de grandes volumes de dados históricos e para a aplicação de modelos mais complexos. A consolidação de informações provenientes de múltiplos ativos e unidades operacionais permite análises comparativas, avaliação de desempenho em larga escala e aprendizado a partir de padrões globais. Essa abordagem é particularmente relevante para decisões estratégicas de manutenção, planejamento de longo prazo e avaliação do ciclo de vida dos ativos, ainda que apresente maior dependência de infraestrutura de comunicação.

Soluções híbridas combinam elementos dessas duas abordagens, buscando equilibrar responsividade e capacidade analítica. Nesse arranjo, análises iniciais ou de triagem podem ocorrer localmente, enquanto avaliações mais aprofundadas e consolidações de dados são realizadas em ambientes centralizados. Essa arquitetura tem se mostrado adequada para ambientes industriais complexos, nos quais coexistem necessidades operacionais imediatas e análises estratégicas de maior abrangência.

O uso de containers surge como mecanismo para organizar e padronizar a implantação de modelos analíticos nessas diferentes arquiteturas. Ao encapsular aplicações e dependências em unidades padronizadas, os containers facilitam a replicação, a atualização e a manutenção dos modelos ao longo do tempo. No contexto industrial, essa padronização contribui para a consistência das análises e para a redução de riscos associados a mudanças não controladas no ambiente de execução.

Ainda assim, a adoção de arquiteturas baseadas em containers não elimina a necessidade de governança e controle. Atualizações de modelos, ajustes de parâmetros e alterações de arquitetura precisam ser conduzidas de forma coordenada, considerando impactos na operação e na confiabilidade. A implementação prática da inteligência artificial deve ser tratada como parte integrante da infraestrutura industrial, sujeita aos mesmos critérios de confiabilidade, segurança e rastreabilidade aplicados aos demais sistemas críticos.

Essa perspectiva arquitetural reforça que a implementação da inteligência artificial não se resume à escolha de tecnologias específicas, mas à definição de uma estruturação funcional coerente com os objetivos de confiabilidade. A partir dessa base, torna-se possível avançar para a discussão sobre automação, prescrição de ações e os efeitos organizacionais e econômicos

decorrentes da aplicação da inteligência artificial, tema da próxima seção.

4.5 Automação, prescrição de ações e impacto no desempenho e no ROI da empresa

A automação das análises e a prescrição de ações constituem etapas decisivas para que a aplicação da inteligência artificial transcenda a função diagnóstica e produza efeitos concretos no desempenho organizacional. No contexto da confiabilidade industrial, a automação não se refere à substituição integral da decisão humana, mas à capacidade de integrar resultados analíticos aos fluxos operacionais de forma consistente, reduzindo o intervalo entre a identificação de um risco e a definição de uma resposta adequada.

A prescrição de ações emerge quando os modelos analíticos passam a indicar não apenas a probabilidade ou a tendência de falha, mas também alternativas de intervenção compatíveis com o contexto operacional. Essas recomendações podem envolver ajustes de operação, antecipação de intervenções de manutenção ou revisão de planos existentes. A efetividade dessa prescrição depende da integração com os sistemas de EAM e da disciplina de APM, que transformam recomendações analíticas em decisões executáveis e rastreáveis.

A automação dos fluxos decisórios contribui para a padronização das respostas e para a redução de variações associadas à interpretação individual dos dados. Em ambientes industriais complexos, essa padronização amplia a previsibilidade das ações e favorece a coerência entre diferentes unidades e equipes. Ainda assim, a prescrição automatizada deve operar dentro de limites claramente definidos, preservando a supervisão técnica e a validação das decisões mais sensíveis do ponto de vista de risco e segurança.

O impacto dessas práticas no desempenho organizacional manifesta-se de forma progressiva. A redução de falhas inesperadas, a melhoria da disponibilidade dos ativos e a otimização do uso de recursos de manutenção tendem a produzir ganhos cumulativos ao longo do tempo. Esses efeitos dificilmente se refletem em indicadores financeiros isolados de curto prazo, mas se consolidam por meio de maior estabilidade operacional, redução de interrupções não planejadas e melhor aproveitamento do ciclo de vida dos ativos.

No que se refere ao retorno sobre investimento, a aplicação da inteligência artificial à confiabilidade industrial deve ser avaliada a partir de uma perspectiva ampliada. Ganhos associados à mitigação de riscos, à preservação da integridade dos ativos e à redução de impactos operacionais adversos são componentes

relevantes desse retorno, ainda que nem sempre quantificáveis de forma imediata. A análise de ROI, nesse contexto, deve considerar tanto benefícios diretos quanto efeitos indiretos sobre segurança, qualidade e continuidade operacional.

A automação e a prescrição de ações, quando integradas de forma estruturada aos sistemas de gestão e à governança organizacional, reforçam o papel da inteligência artificial como instrumento de suporte à decisão e não como substituto da competência técnica. Essa integração consolida a confiabilidade industrial como resultado de escolhas informadas, sustentadas por dados, modelos analíticos e processos organizacionais coerentes.

4.6 Considerações finais

A aplicação da inteligência artificial à confiabilidade industrial e à previsão de falhas evidencia que o valor dessa tecnologia não reside na sofisticação isolada dos modelos, mas na forma como análise, arquitetura e decisão são articuladas no ambiente operacional. Ao longo deste capítulo, ficou demonstrado que a eficácia da inteligência artificial depende de escolhas técnicas coerentes com a realidade dos ativos, da qualidade e do contexto dos dados disponíveis e da integração dos resultados analíticos aos processos de manutenção e gestão.

A modelagem com técnicas de Machine Learning, quando orientada ao comportamento físico dos ativos e às necessidades decisórias da organização, amplia a capacidade de antecipação de falhas e qualifica a gestão do risco operacional. A distinção e a complementaridade entre dados históricos e dados em tempo real reforçam que a confiabilidade não se constrói a partir de uma única dimensão temporal, mas da combinação entre memória técnica e monitoramento contínuo. Essa integração constitui a base para análises mais robustas e decisões mais consistentes.

As estratégias de implementação discutidas evidenciam que a inteligência artificial deve ser incorporada a arquiteturas compatíveis com os requisitos industriais de disponibilidade, segurança e rastreabilidade. Processamento local, ambientes centralizados e soluções híbridas não representam alternativas excludentes, mas opções arquiteturais que devem ser avaliadas à luz do contexto operacional e dos objetivos de confiabilidade. O uso de containers contribui para a padronização e a manutenção desses ambientes, desde que inserido em uma estrutura de governança adequada.

A automação das análises e a prescrição de ações consolidam a transição da inteligência artificial de ferramenta analítica para instrumento efetivo de suporte à decisão. Quando integradas aos sistemas de gestão de ativos e à disciplina

organizacional discutida nos capítulos anteriores, essas práticas ampliam a previsibilidade operacional e favorecem ganhos progressivos de desempenho. O impacto econômico associado a essas iniciativas manifesta-se de forma cumulativa, refletindo a redução de falhas inesperadas, a melhoria da disponibilidade e a otimização do ciclo de vida dos ativos.

Com isso, a inteligência artificial se afirma como componente estruturante da confiabilidade industrial contemporânea, desde que aplicada de forma contextualizada, integrada e governada. A previsão de falhas deixa de ser um exercício analítico isolado e passa a compor uma estratégia mais ampla de gestão de ativos, orientada à decisão informada e à sustentabilidade operacional.

No próximo capítulo, a discussão avança para a consolidação dessas práticas em níveis de maturidade, roadmaps de evolução ou estudos aplicados, aprofundando como organizações podem estruturar, avaliar e aprimorar continuamente suas iniciativas de manutenção preditiva e confiabilidade industrial.

CAPÍTULO V

Como Começar a Jornada de IA para Manutenção Preditiva

Introdução

A adoção da inteligência artificial na manutenção preditiva não se inicia pela escolha de modelos analíticos, plataformas tecnológicas ou arquiteturas de processamento. Ela começa, de forma mais profunda e determinante, pela decisão organizacional de estruturar a confiabilidade como prática contínua, orientada por dados, critérios técnicos e governança. Nesse sentido, iniciar a jornada de IA para manutenção preditiva exige compreender o ponto de partida da organização, seus limites operacionais e suas capacidades reais de absorção da análise avançada no processo decisório.

Ao longo dos capítulos anteriores, foram apresentados os fundamentos técnicos da manutenção preditiva, as estruturas organizacionais que a sustentam e as formas práticas de implementação da inteligência artificial em ambientes industriais. A partir dessa base, torna-se necessário organizar o caminho de entrada para organizações que desejam avançar de maneira consistente, evitando tanto a imobilidade quanto a adoção

precipitada de soluções desconectadas da realidade operacional. A jornada não é uniforme, nem linear, e sua condução depende diretamente do nível de maturidade existente em termos de dados, processos, cultura e governança.

Iniciar essa jornada sem altos investimentos iniciais é não apenas possível, mas frequentemente desejável. A experiência demonstra que iniciativas bem-sucedidas partem da valorização de estruturas já existentes, da seleção criteriosa de ativos e da definição de escopos controlados, capazes de gerar aprendizado organizacional progressivo. O avanço sustentado resulta menos da aquisição de tecnologia e mais da capacidade de integrar análise, decisão e execução de forma coerente, respeitando o contexto industrial e os objetivos estratégicos da organização.

Este capítulo tem como objetivo oferecer ao leitor um plano aplicável para iniciar a jornada de inteligência artificial na manutenção preditiva, considerando requisitos mínimos, etapas de evolução e desafios recorrentes. A abordagem adotada privilegia a construção progressiva da maturidade organizacional, articulando dimensões culturais, tecnológicas e operacionais em um roadmap coerente. Ao mesmo tempo, projeta essa jornada em direção às transformações em curso, evidenciando que os fundamentos discutidos permanecem válidos diante de

abordagens emergentes, como a inteligência artificial generativa, os digitais twins e a Indústria 5.0.

Ao estruturar esse caminho, o capítulo busca reforçar a mensagem central da obra: a aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva não é um evento pontual, mas uma construção contínua, sustentada por disciplina, aprendizado e decisão informada. É a partir dessa compreensão que se torna possível iniciar, evoluir e consolidar práticas de confiabilidade alinhadas às exigências da indústria contemporânea.

5.1 Avaliação da maturidade da empresa

A avaliação da maturidade organizacional constitui o ponto de partida para qualquer iniciativa consistente de aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva. Antes de definir tecnologias, modelos analíticos ou arquiteturas de implementação, torna-se necessário compreender como a organização estrutura seus processos, utiliza seus dados e toma decisões relacionadas à confiabilidade dos ativos. Essa avaliação não tem caráter classificatório, mas orientador, pois permite alinhar expectativas, definir prioridades e estabelecer um ritmo de evolução compatível com a realidade operacional.

A maturidade não se restringe à disponibilidade de dados ou à presença de sistemas tecnológicos. Organizações podem dispor de grande volume de informações e, ainda assim, apresentar baixa capacidade de utilizá-las de forma estruturada na tomada de decisão. Nesse sentido, a avaliação deve considerar múltiplas dimensões, entre as quais se destacam a qualidade e a consistência dos dados, o grau de formalização dos processos de manutenção, a integração entre áreas técnicas e a existência de critérios claros de priorização e gestão de risco.

A dimensão cultural exerce influência decisiva nesse diagnóstico. A confiança nos dados, a disposição para revisar práticas consolidadas e a aceitação de análises analíticas como suporte à decisão variam significativamente entre organizações. Iniciativas de manutenção preditiva tendem a enfrentar maiores dificuldades quando introduzidas em ambientes nos quais prevalecem decisões baseadas exclusivamente na experiência individual, sem articulação com informações estruturadas. Avaliar esse aspecto permite antecipar resistências e planejar ações de sensibilização e alinhamento.

Outro elemento central da maturidade está relacionado à governança. A clareza quanto a papéis, responsabilidades e fluxos decisórios influencia diretamente a capacidade de incorporar resultados analíticos à rotina operacional. Sem definição de quem

valida análises, quem decide intervenções e como os resultados são acompanhados, a inteligência artificial tende a permanecer como ferramenta periférica. A avaliação da maturidade deve, portanto, examinar como as decisões sobre manutenção e confiabilidade são atualmente conduzidas e registradas.

A partir desse diagnóstico, torna-se possível estabelecer um ponto de partida realista para a jornada de inteligência artificial. Organizações com maturidade inicial podem concentrar esforços na organização de dados e na padronização de processos, enquanto aquelas em estágios mais avançados podem avançar para análises mais sofisticadas e integração ampliada. Em ambos os casos, a avaliação da maturidade funciona como instrumento de orientação estratégica, evitando iniciativas desalinhadas e ampliando a probabilidade de evolução sustentada.

Essa compreensão do estágio organizacional cria as condições necessárias para discutir como iniciar a jornada de manutenção preditiva sem a necessidade de investimentos elevados, tema da próxima seção. A partir de uma base diagnóstica sólida, torna-se possível avançar de forma progressiva, priorizando aprendizado, consistência e impacto operacional.

5.2 Como iniciar sem altos investimentos

Iniciar a jornada de inteligência artificial aplicada à manutenção preditiva não pressupõe, necessariamente, aportes financeiros elevados ou a adoção imediata de infraestruturas complexas. Em grande parte das organizações, o ponto de partida mais consistente reside na reorganização do que já existe: dados disponíveis, conhecimento técnico acumulado e processos operacionais que podem ser aprimorados. A ausência dessa reorganização tende a comprometer iniciativas mais ambiciosas, independentemente do nível de investimento realizado.

Um dos primeiros passos consiste na identificação de ativos críticos e casos de uso prioritários. A tentativa de aplicar técnicas preditivas de forma ampla e indiscriminada costuma diluir esforços e dificultar a geração de resultados perceptíveis. Ao concentrar a atenção em ativos cuja falha gera impacto relevante na segurança, na disponibilidade ou no desempenho operacional, a organização cria condições para obter aprendizado significativo com escopo controlado. Essa abordagem reduz riscos e favorece a internalização gradual das práticas analíticas.

A utilização de dados já existentes constitui outro fator central para a redução de investimentos iniciais. Registros de manutenção, históricos operacionais, dados de sensores e informações provenientes de sistemas de gestão frequentemente

permanecem subutilizados. A organização desses dados, associada à definição de critérios mínimos de qualidade e contexto, permite iniciar análises consistentes sem a necessidade imediata de novas instrumentações ou plataformas. Esse processo contribui, simultaneamente, para a melhoria da confiabilidade das informações e para o amadurecimento da cultura orientada a dados.

Iniciativas de pequena escala, quando bem estruturadas, oferecem elevado potencial de aprendizado organizacional. Projetos-piloto com objetivos claros, métricas de acompanhamento e integração com os processos existentes permitem avaliar limitações técnicas, barreiras culturais e necessidades de ajuste antes de uma expansão mais ampla. O valor desses projetos não está apenas nos resultados analíticos obtidos, mas na capacidade de preparar a organização para etapas subsequentes da jornada.

Outro aspecto relevante diz respeito à priorização de competências internas. A dependência excessiva de soluções externas ou de fornecedores especializados pode acelerar etapas iniciais, mas tende a limitar a autonomia e a sustentabilidade da iniciativa no médio prazo. Investir no desenvolvimento gradual da capacidade interna de interpretar resultados, questionar modelos e integrar análises à decisão operacional contribui para

reduzir custos e ampliar a consistência da aplicação da inteligência artificial.

Dessa forma, iniciar a jornada de IA para manutenção preditiva sem altos investimentos está diretamente associado à clareza de escopo, ao uso estratégico de recursos existentes e ao fortalecimento progressivo da maturidade organizacional. Esse caminho prepara a base necessária para discutir, de forma objetiva, quais são os requisitos mínimos de dados e infraestrutura técnica indispensáveis para sustentar a evolução da iniciativa, tema da próxima seção.

5.3 Estrutura mínima de dados e requisitos técnicos

A definição de uma estrutura mínima de dados constitui um dos fatores mais determinantes para a sustentabilidade da aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva. Antes de ampliar volumes de informação ou adotar infraestruturas mais complexas, é necessário assegurar que os dados disponíveis apresentem condições básicas de qualidade, consistência e contexto operacional. A ausência desses requisitos compromete a confiabilidade das análises e limita a capacidade de integração dos resultados aos processos decisórios.

Os tipos de dados indispensáveis à manutenção preditiva estão diretamente relacionados ao comportamento e à criticidade dos ativos. Informações sobre falhas, intervenções de manutenção, condições operacionais e eventos relevantes formam a base para a análise de desempenho e degradação. Esses dados não precisam, necessariamente, apresentar alta granularidade inicial, mas devem ser registrados de forma padronizada e associada ao contexto correto do ativo e do processo produtivo.

A qualidade dos dados assume papel central nesse estágio da jornada. Registros incompletos, inconsistentes ou descontextualizados tendem a gerar interpretações equivocadas e decisões mal fundamentadas. A definição de critérios mínimos de validação, nomenclaturas consistentes e regras claras de registro contribui para ampliar a confiabilidade das informações sem demandar investimentos significativos. Esse esforço organizacional, embora frequentemente subestimado, representa um dos principais diferenciais para o sucesso da manutenção preditiva.

Do ponto de vista técnico, os requisitos iniciais devem priorizar a capacidade de coleta, armazenamento e acesso aos dados relevantes. A integração básica entre sistemas de operação e manutenção permite consolidar informações essenciais para análise, mesmo em ambientes nos quais a arquitetura tecnológica

ainda é limitada. A evolução dessa infraestrutura pode ocorrer de forma progressiva, acompanhando o amadurecimento da organização e a ampliação dos casos de uso.

Outro aspecto relevante diz respeito ao contexto operacional dos dados. Informações isoladas, sem referência às condições de operação, carga ou intervenções realizadas, perdem grande parte de seu valor analítico. A estrutura mínima de dados deve, portanto, incorporar elementos que permitam interpretar variações de desempenho à luz do ambiente real em que o ativo opera. Essa contextualização amplia a robustez das análises e reduz a dependência de modelos excessivamente complexos.

Ao estabelecer uma estrutura mínima de dados e requisitos técnicos compatíveis com a realidade organizacional, a empresa cria a base necessária para evoluir de forma consistente na aplicação da inteligência artificial. Essa base sustenta a construção de um roadmap de evolução que articule dimensões culturais, tecnológicas e operacionais, tema da próxima seção, na qual a jornada é organizada como processo progressivo e integrado.

5.4 Roadmap recomendado: dimensões cultural, tecnológica e operacional

A organização da jornada de inteligência artificial aplicada à manutenção preditiva exige um roadmap que reconheça a natureza evolutiva desse processo. Diferentemente de projetos pontuais, a incorporação da análise avançada à confiabilidade industrial demanda alinhamento progressivo entre pessoas, processos e tecnologia. Estruturar esse caminho de forma integrada reduz rupturas, evita expectativas irreais e amplia a capacidade de aprendizado organizacional ao longo do tempo.

A dimensão cultural constitui o primeiro eixo desse roadmap. A aceitação dos resultados analíticos, a confiança nos dados e a disposição para incorporar novas formas de suporte à decisão variam conforme a experiência prévia da organização com práticas orientadas por informação. A construção dessa maturidade cultural passa pela comunicação clara dos objetivos, pela participação das equipes técnicas na definição dos casos de uso e pela valorização do conhecimento existente sobre os ativos. Sem esse alinhamento, iniciativas tecnológicas tendem a encontrar resistência ou a permanecer subutilizadas.

A dimensão tecnológica deve evoluir de forma compatível com esse amadurecimento cultural. Em estágios iniciais, o foco recai sobre a organização dos dados, a integração básica entre

sistemas e a aplicação de modelos analíticos simples, porém consistentes. À medida que a organização amplia sua capacidade de interpretar e utilizar os resultados, torna-se possível incorporar modelos mais sofisticados, arquiteturas mais integradas e maior automação dos fluxos analíticos. Essa progressão evita a adoção prematura de soluções complexas que não encontram suporte organizacional adequado.

A dimensão operacional completa o roadmap ao assegurar que os resultados da análise sejam efetivamente incorporados à rotina de manutenção e operação. A definição de fluxos decisórios claros, a integração com o planejamento de intervenções e o acompanhamento sistemático dos resultados são elementos essenciais para transformar análise em ação. A evolução operacional não ocorre de forma automática a partir da tecnologia, mas depende da revisão de práticas, da clareza de responsabilidades e da incorporação da análise ao processo decisório cotidiano.

A articulação entre essas três dimensões permite que a jornada de inteligência artificial avance de forma equilibrada. Avanços tecnológicos sem suporte cultural tendem a gerar frustração, enquanto mudanças culturais sem ferramentas adequadas limitam o impacto prático das decisões. O roadmap recomendado busca, portanto, sincronizar essas evoluções,

respeitando o ritmo da organização e priorizando a consolidação de cada etapa antes de avançar para a seguinte.

Ao tratar a jornada como processo contínuo, o roadmap reforça a ideia de melhoria progressiva da confiabilidade industrial. Cada etapa contribui para ampliar a capacidade de antecipação de falhas, reduzir incertezas e qualificar decisões, preparando a organização para lidar de forma estruturada com desafios mais complexos. Essa abordagem cria as condições necessárias para enfrentar barreiras recorrentes na implementação da inteligência artificial, tema da próxima seção, na qual são discutidos obstáculos comuns e caminhos para sua superação.

5.5 Barreiras comuns e caminhos para superação

A implementação da inteligência artificial na manutenção preditiva tende a enfrentar barreiras recorrentes que não se originam, em sua maioria, de limitações técnicas, mas de fatores organizacionais, culturais e estruturais. Reconhecer essas barreiras desde o início da jornada permite reduzir frustrações, ajustar expectativas e estruturar respostas mais consistentes, alinhadas à realidade industrial.

Uma das barreiras mais frequentes está relacionada à resistência cultural. A introdução de modelos analíticos como

suporte à decisão pode ser percebida como ameaça à experiência acumulada das equipes técnicas ou como tentativa de automatizar julgamentos historicamente baseados no conhecimento tácito. Superar essa resistência requer envolvimento ativo dos profissionais desde as etapas iniciais, valorizando sua experiência na definição dos casos de uso, na interpretação dos resultados e na validação das análises. A confiança nos modelos se constrói pela participação e pela transparência, não pela imposição tecnológica.

Expectativas irreais sobre resultados imediatos constituem outro obstáculo relevante. A manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial não produz ganhos instantâneos ou transformações abruptas. Seus efeitos emergem de forma progressiva, à medida que dados, modelos e processos se consolidam. Quando a organização espera retornos rápidos e expressivos, tende a avaliar prematuramente a iniciativa como fracasso. A superação dessa barreira depende da definição clara de objetivos intermediários e de métricas compatíveis com o estágio de maturidade da jornada.

A fragmentação entre áreas técnicas e de gestão também compromete a aplicação consistente da inteligência artificial. Iniciativas conduzidas de forma isolada pela manutenção, pela engenharia ou pela área de tecnologia da informação

frequentemente carecem de alinhamento com prioridades organizacionais mais amplas. A ausência de integração dificulta a incorporação dos resultados analíticos às decisões estratégicas e operacionais. O enfrentamento dessa barreira exige estruturas de governança que promovam articulação entre áreas, definindo responsabilidades claras e fluxos decisórios compartilhados.

Outro desafio recorrente refere-se à dependência excessiva de fornecedores ou soluções externas. Embora parcerias especializadas possam acelerar etapas iniciais, a falta de desenvolvimento de competências internas limita a autonomia da organização e a capacidade de evolução contínua. Superar essa barreira implica investir no fortalecimento gradual da capacidade interna de compreender, questionar e utilizar os resultados analíticos, reduzindo a dependência de soluções fechadas e ampliando a sustentabilidade da iniciativa.

Por fim, a subestimação do esforço organizacional necessário para sustentar a inteligência artificial na manutenção preditiva constitui uma barreira silenciosa, porém significativa. A organização de dados, a revisão de processos e a adaptação da cultura demandam tempo e disciplina. Reconhecer esse esforço como parte integrante da jornada, e não como custo colateral, contribui para alinhar expectativas e estruturar iniciativas mais realistas e duradouras.

A compreensão dessas barreiras e dos caminhos para sua superação reforça a importância de tratar a inteligência artificial como componente estratégico da confiabilidade industrial. A partir dessa base, torna-se possível projetar a continuidade da jornada, conectando os fundamentos apresentados ao longo do livro às transformações em curso, tema da próxima seção, que aborda o futuro da manutenção como extensão estratégica das práticas discutidas.

5.6 O futuro da manutenção como continuidade estratégica

(IA generativa, digital twins e Indústria 5.0)

A evolução da manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial não representa uma ruptura com os fundamentos discutidos ao longo deste livro, mas a ampliação progressiva de suas capacidades dentro de uma lógica de continuidade estratégica. As tecnologias emergentes associadas ao futuro da indústria reforçam, de modo consistente, a centralidade da confiabilidade, da gestão de ativos e da tomada de decisão estruturada como elementos permanentes da prática industrial.

A inteligência artificial generativa insere-se nesse contexto como instrumento de apoio à análise e à decisão técnica. Sua

principal contribuição não está na geração automática de soluções, mas na capacidade de sintetizar grandes volumes de informação, organizar conhecimento técnico disperso e apoiar a interpretação de cenários complexos. Em ambientes industriais, a IA generativa pode ampliar a capacidade cognitiva das equipes ao facilitar o acesso a históricos, recomendações e relações entre eventos, preservando a responsabilidade humana sobre a decisão final. Trata-se de uma extensão do suporte analítico, e não de uma substituição do julgamento técnico.

Os digitais twins, por sua vez, consolidam a visão de ciclo de vida do ativo discutida nos capítulos anteriores. Ao integrar dados operacionais, históricos de manutenção e modelos de comportamento, essas representações digitais permitem analisar cenários, avaliar impactos de decisões e compreender trajetórias de degradação de forma mais estruturada. Quando alinhados às disciplinas de APM e aos sistemas de EAM, os digitais twins funcionam como instrumentos de confiabilidade, apoiando decisões sobre operação, manutenção e investimento com base em simulações contextualizadas.

A Indústria 5.0 reforça esse movimento ao recolocar o fator humano no centro da transformação tecnológica. Diferentemente de abordagens orientadas exclusivamente à automação, essa perspectiva valoriza a interação entre pessoas, sistemas e

tecnologia, reconhecendo que decisões críticas relacionadas à segurança, ao risco e à sustentabilidade exigem supervisão e responsabilidade humanas. Nesse cenário, a inteligência artificial atua como meio de ampliação das capacidades decisórias, e não como agente autônomo, preservando o papel estratégico do conhecimento técnico e da experiência organizacional.

A convergência entre inteligência artificial generativa, digital twins e os princípios da Indústria 5.0 evidencia que o futuro da manutenção não se constrói a partir de soluções isoladas ou modismos tecnológicos. Ele se apoia na mesma base estruturante apresentada ao longo deste livro: dados contextualizados, modelos analíticos coerentes, sistemas de gestão integrados e governança orientada à confiabilidade. As novas tecnologias ampliam o alcance dessas práticas, mas não alteram seus fundamentos.

Assim, o futuro da manutenção preditiva pode ser compreendido como a continuidade de uma jornada já em curso, na qual a disciplina organizacional, a decisão informada e o aprendizado contínuo permanecem como elementos centrais. A inteligência artificial, em suas diferentes formas, reforça essa trajetória ao oferecer novos meios de análise e interpretação, sem deslocar o foco da confiabilidade como valor estratégico para a indústria contemporânea.

5.7 A jornada como processo: confiabilidade, decisão e aprendizado contínuo

A jornada de aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva, conforme delineada ao longo desta obra, não se configura como um projeto de início e fim claramente delimitados, mas como um processo contínuo de construção organizacional. Essa perspectiva é fundamental para compreender que a confiabilidade industrial não emerge da adoção pontual de tecnologias, mas da consolidação progressiva de práticas orientadas à decisão informada, ao uso consistente de dados e ao aprendizado institucional.


Ao longo dos capítulos, evidenciou-se que a manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial exige fundamentos técnicos sólidos, estruturas de gestão integradas e governança capaz de sustentar escolhas ao longo do ciclo de vida dos ativos. No entanto, esses elementos somente produzem efeitos duradouros quando incorporados a uma lógica de melhoria contínua, na qual análises, decisões e resultados retroalimentam o sistema organizacional. A jornada, nesse sentido, é marcada por ajustes sucessivos, revisão de premissas e amadurecimento gradual das práticas adotadas.

A confiabilidade, tratada como valor estratégico, orienta esse processo ao estabelecer critérios claros para priorização,

gestão de risco e alocação de recursos. A inteligência artificial amplia a capacidade de análise e antecipação, mas sua efetividade depende da forma como seus resultados são interpretados e utilizados na tomada de decisão. O julgamento técnico, a experiência acumulada e o contexto operacional permanecem centrais, reforçando que a tecnologia atua como suporte qualificado, e não como substituto da responsabilidade humana.

O aprendizado contínuo emerge, assim, como eixo estruturante da jornada. Cada iniciativa, projeto-piloto ou aplicação ampliada contribui para refinar modelos, aprimorar processos e fortalecer a cultura organizacional orientada a dados. Esse aprendizado não se limita aos aspectos técnicos, mas abrange a capacidade da organização de integrar áreas, alinhar expectativas e transformar informação em ação consistente. A maturidade alcançada em cada etapa condiciona os passos seguintes, evitando avanços desconectados da realidade operacional.

Ao encerrar este capítulo, consolida-se a compreensão de que iniciar a jornada de inteligência artificial para manutenção preditiva é assumir um compromisso de longo prazo com a confiabilidade e a decisão estruturada. A trajetória apresentada nesta obra oferece fundamentos, caminhos e reflexões para sustentar esse compromisso de forma realista e aplicável. Mais do



que apontar soluções prontas, o livro propõe uma lógica de evolução contínua, na qual tecnologia, gestão e pessoas convergem para ampliar a resiliência e o desempenho dos sistemas industriais.

CONCLUSÃO GERAL

Os sistemas industriais contemporâneos operam em um ambiente marcado por elevada complexidade, interdependência crescente entre ativos e exigências cada vez mais rigorosas de disponibilidade, segurança e desempenho. Nesse contexto, a manutenção deixou de ser uma atividade reativa ou meramente operacional e passou a ocupar posição central na sustentação da confiabilidade e da continuidade dos processos produtivos. A transformação desse papel impõe limites claros aos modelos tradicionais de decisão, baseados em respostas tardias ou em intervalos genéricos de intervenção.

Ao longo desta obra, demonstrou-se que a manutenção preditiva, apoiada por inteligência artificial, constitui uma resposta estruturada a esse cenário. Essa resposta não se resume à adoção de algoritmos ou plataformas tecnológicas, mas se fundamenta na reorganização do modo como dados, processos e decisões são articulados no ciclo de vida dos ativos. A inteligência artificial, nesse arranjo, atua como instrumento de ampliação da capacidade analítica, permitindo antecipar comportamentos, reduzir incertezas e qualificar escolhas técnicas e gerenciais.

Os capítulos iniciais estabeleceram os fundamentos conceituais e técnicos da manutenção preditiva, evidenciando a necessidade de superar abordagens lineares diante da complexidade crescente dos sistemas industriais. Em seguida, a discussão sobre EAM, APM e governança de ativos, à luz da ISO 55000, reforçou que a confiabilidade não se constrói de forma isolada, mas depende de estruturas organizacionais capazes de integrar informação, decisão e responsabilidade. A aplicação prática da inteligência artificial foi apresentada como extensão natural desse arcabouço, desde que inserida em arquiteturas coerentes e alinhadas à realidade operacional.


A jornada proposta ao leitor não se orienta por promessas de transformação imediata, mas por uma lógica de evolução progressiva. Iniciar a aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva requer diagnóstico de maturidade, definição criteriosa de escopo e valorização de estruturas já existentes. O avanço sustentável resulta da integração entre cultura organizacional, infraestrutura técnica e práticas operacionais, evitando tanto a imobilidade quanto a adoção precipitada de soluções desconectadas do contexto industrial.

Um dos elementos centrais enfatizados ao longo do livro é a importância da decisão estruturada. A confiabilidade não emerge da simples disponibilidade de dados ou modelos

analíticos, mas da capacidade da organização de interpretar resultados, priorizar ações e acompanhar efeitos ao longo do tempo. Nesse sentido, a inteligência artificial não substitui o julgamento técnico nem a responsabilidade humana, mas oferece suporte qualificado para decisões mais consistentes, transparentes e alinhadas aos objetivos estratégicos da organização.

Ao projetar a continuidade dessa jornada, a obra evidencia que as transformações associadas à inteligência artificial generativa, aos digital twins e à Indústria 5.0 não alteram os fundamentos da manutenção preditiva, mas ampliam suas possibilidades. Dados contextualizados, governança clara, integração entre áreas e aprendizado contínuo permanecem como pilares indispensáveis, independentemente do grau de sofisticação tecnológica adotado. O futuro da manutenção, portanto, não se constrói por ruptura, mas pela consolidação progressiva dessas bases.

Conclui-se que a aplicação da inteligência artificial à manutenção preditiva deve ser compreendida como disciplina organizacional de longo prazo. Mais do que apresentar soluções prontas, esta obra oferece uma lógica de estruturação, evolução e decisão capaz de sustentar práticas de confiabilidade alinhadas às exigências da indústria contemporânea. A jornada delineada ao longo do livro não se encerra com sua leitura, mas se estende



como processo contínuo de aprendizado, ajuste e maturidade, no qual tecnologia, gestão e pessoas convergem para fortalecer a resiliência dos sistemas industriais.

EPÍLOGO

A manutenção preditiva como disciplina organizacional

A leitura desta obra conduz a uma constatação central: a manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial não se estabelece como solução pontual, nem como projeto tecnológico isolado. Ela se consolida como disciplina organizacional, sustentada por decisões estruturadas, integração entre áreas e aprendizado contínuo ao longo do ciclo de vida dos ativos. Essa compreensão redefine o modo como a organização passa a se relacionar com risco, confiabilidade e desempenho operacional.

A transformação proposta não ocorre por adoção imediata de modelos avançados ou plataformas sofisticadas, mas pela reorganização progressiva da lógica decisória. A inteligência artificial amplia a capacidade de análise, mas seu valor efetivo emerge quando os resultados produzidos são incorporados de forma consistente aos processos de planejamento, execução e acompanhamento da manutenção. Nesse sentido, a maturidade não se mede pela complexidade tecnológica, mas pela coerência entre análise, decisão e ação.

A institucionalização da manutenção preditiva pode ser compreendida a partir de ciclos evolutivos, que não representam etapas rígidas, mas referenciais de amadurecimento organizacional. O primeiro ciclo concentra-se na organização da informação e da decisão. Nesse estágio, a prioridade recai sobre a padronização de dados, a definição de critérios de priorização de ativos e a clareza dos fluxos decisórios. O risco mais recorrente reside na tentativa de avançar para análises sofisticadas sem uma base mínima de consistência informacional e governança.

O segundo ciclo caracteriza-se pela integração da análise à gestão de ativos. A manutenção preditiva deixa de operar como iniciativa paralela e passa a dialogar com sistemas de EAM, práticas de APM e indicadores de confiabilidade. A inteligência artificial assume papel de suporte à gestão, qualificando decisões relacionadas a planejamento, intervenções e alocação de recursos. O desafio predominante nesse ciclo está na fragmentação entre áreas e na dificuldade de alinhar resultados analíticos às prioridades organizacionais mais amplas.

O terceiro ciclo corresponde à consolidação da automação com governança. Nesse estágio, modelos analíticos, fluxos de dados e recomendações passam a operar de forma integrada e contínua, com maior grau de prescrição e acompanhamento sistemático dos resultados. A automação não elimina a

responsabilidade humana, mas redefine seu papel, deslocando o foco da reação para a supervisão, validação e ajuste das decisões. O principal risco consiste em perder a transparência dos modelos ou reduzir a capacidade crítica sobre as recomendações produzidas.

Esses ciclos não se sucedem de forma linear ou definitiva. Organizações podem operar simultaneamente em diferentes níveis de maturidade, conforme o tipo de ativo, o processo produtivo ou o contexto operacional. A disciplina organizacional da manutenção preditiva pressupõe essa coexistência e exige capacidade contínua de adaptação, revisão de premissas e aprendizado institucional.

Ao encerrar esta obra, reforça-se a ideia de que a inteligência artificial, quando integrada à manutenção preditiva, não redefine apenas técnicas de análise, mas o próprio modo de pensar a confiabilidade industrial. A jornada apresentada oferece fundamentos para essa transformação sem recorrer a soluções genéricas ou promessas de automatização total. Trata-se de uma construção sustentada por decisão informada, governança consistente e compromisso organizacional com a evolução contínua.

ANEXO A

Matriz de maturidade para manutenção preditiva com inteligência artificial

A matriz de maturidade apresentada neste anexo tem como finalidade apoiar a compreensão do estágio organizacional no qual se encontra a aplicação da manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial. Ela não possui caráter normativo ou certificador, tampouco estabelece hierarquias de desempenho entre organizações. Seu uso está orientado à reflexão estratégica, ao planejamento de evolução e à definição de prioridades compatíveis com a realidade operacional.

A maturidade é analisada a partir de quatro dimensões fundamentais: dados, processos, cultura e governança. Essas dimensões refletem os pilares discutidos ao longo da obra e permitem avaliar de forma integrada os elementos que sustentam a confiabilidade industrial orientada por dados e decisão estruturada.

Nível 1 – Inicial

No nível inicial, os dados relacionados à operação e à manutenção encontram-se dispersos, com registros inconsistentes

ou fortemente dependentes de práticas individuais. Informações sobre falhas, intervenções e condições operacionais são registradas de forma reativa, com baixa padronização e limitada contextualização.

Os processos de manutenção apresentam predominância de abordagens corretivas ou preventivas baseadas em intervalos genéricos. A tomada de decisão ocorre de forma pontual, sustentada majoritariamente pela experiência individual, com reduzido uso de análises estruturadas.

A dimensão cultural caracteriza-se por baixa confiança em dados como suporte decisório. A inteligência artificial é percebida como conceito distante ou excessivamente complexo, sem integração à rotina operacional. A governança é pouco formalizada, com responsabilidades difusas e ausência de critérios claros de priorização de ativos.

Nível 2 – Estruturado

No nível estruturado, observa-se maior organização dos dados, com início de padronização de registros e consolidação de históricos de manutenção e operação. Embora ainda existam lacunas, os dados passam a ser associados a ativos e eventos

específicos, permitindo análises descritivas e diagnósticas mais consistentes.

Os processos de manutenção incorporam práticas preditivas de forma pontual, geralmente por meio de projetos-piloto ou ativos selecionados. A decisão começa a considerar informações estruturadas, ainda que de maneira complementar à experiência técnica.

Culturalmente, há maior abertura à utilização de dados e análises como suporte à decisão. A governança evolui com definição inicial de responsabilidades, critérios básicos de criticidade e alinhamento parcial entre áreas técnicas.

Nível 3 – Integrado

No nível integrado, os dados apresentam maior qualidade, consistência e contextualização operacional. Informações de operação, manutenção e condição de ativos são integradas, permitindo análises preditivas mais robustas e modelos de degradação mais confiáveis.

Os processos de manutenção passam a incorporar sistematicamente os resultados analíticos à tomada de decisão. A manutenção preditiva deixa de ser iniciativa isolada e passa a

dialogar com a gestão de ativos, indicadores de confiabilidade e planejamento operacional.

A cultura organizacional demonstra confiança crescente nos resultados analíticos, com participação ativa das equipes técnicas na interpretação e validação dos modelos. A governança encontra-se mais estruturada, com fluxos decisórios definidos e alinhamento entre confiabilidade, risco e objetivos organizacionais.

Nível 4 – Consolidado

No nível consolidado, a manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial opera como disciplina organizacional. Os dados são confiáveis, contextualizados e continuamente validados, sustentando modelos analíticos integrados ao ciclo de vida dos ativos.

Os processos decisórios incorporam recomendações analíticas de forma estruturada, com maior grau de automação e acompanhamento sistemático de resultados. A inteligência artificial atua como suporte permanente à confiabilidade, sem substituir o julgamento técnico ou a responsabilidade humana.

A cultura organizacional valoriza o aprendizado contínuo, a revisão de premissas e a integração entre áreas. A governança é clara, formalizada e alinhada às práticas de gestão de ativos, garantindo consistência, transparência e sustentabilidade da jornada de manutenção preditiva.

Considerações finais

A matriz de maturidade deve ser utilizada como instrumento de orientação e planejamento, não como meta rígida ou classificação definitiva. Organizações podem apresentar diferentes níveis de maturidade conforme o tipo de ativo, processo ou contexto operacional. O avanço consistente resulta da compreensão dessas diferenças e da definição de estratégias compatíveis com a realidade organizacional.

ANEXO B

Estrutura mínima de dados para confiabilidade industrial

A estrutura mínima de dados apresentada neste anexo tem como objetivo estabelecer os requisitos essenciais para sustentar práticas de manutenção preditiva orientadas por inteligência artificial. Diferentemente de arquiteturas complexas ou modelos ideais de instrumentação, a proposta aqui delineada concentra-se no conjunto de informações indispensáveis para viabilizar análises consistentes, decisões estruturadas e evolução progressiva da confiabilidade industrial.

A adoção de inteligência artificial na manutenção não depende, em seu estágio inicial, de grandes volumes de dados ou de alta frequência de amostragem. Depende, sobretudo, da existência de informações confiáveis, contextualizadas e associadas de forma coerente aos ativos e aos processos produtivos. A ausência dessa base compromete a interpretação dos resultados analíticos e limita a integração da análise à tomada de decisão.

1. Tipos essenciais de dados

A estrutura mínima de dados para confiabilidade industrial deve contemplar, de forma integrada, quatro grupos fundamentais de informação.

O primeiro grupo refere-se aos **dados de ativos**. Incluem-se nesse conjunto informações de identificação, hierarquia funcional, localização, criticidade, características técnicas relevantes e histórico de modificações. Esses dados fornecem o contexto estrutural necessário para qualquer análise de desempenho ou degradação, permitindo diferenciar comportamentos entre ativos distintos.

O segundo grupo corresponde aos **dados de manutenção**. Envolve registros de falhas, intervenções corretivas, preventivas e preditivas, causas identificadas, tempos de reparo e recursos empregados. Esses dados constituem a base para análise de confiabilidade, identificação de padrões recorrentes e avaliação da efetividade das estratégias de manutenção adotadas.

O terceiro grupo abrange os **dados operacionais**. Incluem-se informações sobre **regime de operação**, carga, ciclos de funcionamento, paradas planejadas e eventos relevantes de processo. Esses dados são essenciais para contextualizar

variações de desempenho e evitar interpretações desconectadas da realidade operacional do ativo.

O quarto grupo compreende os **dados de condição**, quando disponíveis. Podem incluir medições de vibração, temperatura, pressão, corrente elétrica, análise de óleo, entre outros indicadores de estado. Embora não sejam obrigatórios em todos os contextos iniciais, esses dados ampliam a capacidade de análise preditiva quando associados de forma consistente aos demais grupos.

2. Contextualização operacional dos dados

A simples existência de dados não garante sua utilidade analítica. A estrutura mínima proposta exige que as informações estejam contextualizadas em relação ao ativo, ao processo e ao momento em que foram registradas. Dados de falha, manutenção ou condição devem ser interpretáveis à luz das condições operacionais vigentes, das intervenções realizadas e das alterações no ambiente produtivo.

A ausência de contextualização tende a gerar conclusões equivocadas, sobretudo em sistemas industriais nos quais variações de carga, regime de operação ou intervenções externas influenciam diretamente o comportamento dos ativos. A estrutura

mínima deve, portanto, assegurar a associação entre eventos, condições de operação e decisões tomadas, mesmo que de forma simplificada nos estágios iniciais da jornada.

3. Critérios mínimos de qualidade dos dados

A qualidade dos dados constitui elemento central da confiabilidade analítica. Para efeitos de manutenção preditiva, os critérios mínimos não se relacionam à perfeição dos registros, mas à sua consistência e interpretabilidade.

Entre os critérios essenciais, destacam-se a padronização de nomenclaturas, a consistência temporal dos registros, a associação clara entre eventos e ativos e a redução de lacunas críticas de informação. Registros incompletos ou inconsistentes devem ser identificados e tratados de forma sistemática, evitando sua utilização acrítica em análises preditivas.

A estrutura mínima de dados pressupõe também a definição de responsabilidades pelo registro, validação e atualização das informações. Sem esse alinhamento organizacional, a qualidade dos dados tende a se degradar ao longo do tempo, comprometendo a sustentabilidade das análises.


4. Integração e acessibilidade das informações

Outro requisito essencial diz respeito à capacidade de acesso e integração dos dados. A estrutura mínima não exige arquiteturas complexas, mas requer que as informações relevantes possam ser consolidadas e analisadas de forma integrada, ainda que por meio de soluções intermediárias ou sistemas legados.

A fragmentação excessiva das informações, sem mecanismos de consolidação, dificulta a análise preditiva e limita sua aplicação prática. A estrutura mínima deve permitir que dados de ativos, manutenção e operação sejam correlacionados, mesmo que em escopos restritos ou projetos-piloto, favorecendo o aprendizado organizacional e a evolução progressiva da jornada.

Considerações finais

A estrutura mínima de dados para confiabilidade industrial deve ser compreendida como base de sustentação da manutenção preditiva orientada por inteligência artificial. Seu papel não é antecipar soluções sofisticadas, mas criar condições para análises consistentes, decisões informadas e evolução progressiva da maturidade organizacional.



A consolidação dessa base reduz riscos de iniciativas desconectadas da realidade operacional e amplia a capacidade da organização de integrar análise, decisão e ação ao longo do ciclo de vida dos ativos. A partir dessa estrutura, torna-se possível avançar de forma coerente para modelos mais complexos, arquiteturas mais integradas e maior automação, conforme discutido nos capítulos centrais da obra.

ANEXO C

Roadmap de evolução da jornada de inteligência artificial na manutenção

O roadmap apresentado neste anexo tem como finalidade organizar a evolução da aplicação da inteligência artificial na manutenção preditiva como processo contínuo e integrado. Ele não estabelece uma sequência rígida de etapas, nem pretende servir como modelo universal. Sua função é oferecer um referencial estruturante que permita alinhar decisões culturais, tecnológicas e operacionais ao longo da jornada de maturidade da confiabilidade industrial.

A evolução consistente da manutenção preditiva não decorre da adoção isolada de ferramentas analíticas, mas da articulação progressiva entre pessoas, processos e tecnologia. O roadmap proposto está organizado em três dimensões interdependentes: cultural, tecnológica e operacional. O avanço em uma dessas dimensões, sem o correspondente amadurecimento das demais, tende a gerar desequilíbrios, expectativas irreais e limitações práticas.

1. Dimensão cultural

A dimensão cultural constitui a base da jornada de inteligência artificial na manutenção. Ela diz respeito à forma como a organização compreende o papel dos dados, da análise e da decisão estruturada no cotidiano operacional.

Nos estágios iniciais, o foco recai sobre a sensibilização das equipes quanto ao uso de informações estruturadas como suporte à decisão. A valorização do conhecimento técnico existente e sua integração com análises orientadas por dados favorecem a aceitação gradual da manutenção preditiva como prática legítima e útil.

À medida que a jornada evolui, a cultura organizacional passa a incorporar a análise como elemento recorrente do processo decisório. Resultados analíticos são discutidos, questionados e validados coletivamente, reduzindo a dependência exclusiva da experiência individual. O aprendizado contínuo torna-se componente explícito da prática de manutenção.

Em estágios mais avançados, a cultura consolida-se em torno da confiança crítica nos modelos e indicadores. A organização desenvolve capacidade de revisar premissas, ajustar estratégias e aprender com resultados observados. A inteligência artificial é reconhecida como suporte permanente à

confiabilidade, sem substituir a responsabilidade humana sobre decisões e riscos.

2. Dimensão tecnológica

A dimensão tecnológica refere-se à infraestrutura necessária para sustentar a coleta, o armazenamento, a análise e a utilização dos dados ao longo da jornada. Sua evolução deve acompanhar, e não preceder, o amadurecimento cultural e operacional.

Nos estágios iniciais, a prioridade é organizar dados existentes, integrar sistemas básicos e viabilizar análises simples, porém consistentes. Soluções intermediárias e arquiteturas enxutas são suficientes para apoiar projetos-piloto e casos de uso restritos, evitando complexidade desnecessária.

Com o avanço da maturidade, torna-se possível incorporar modelos analíticos mais robustos, ampliar a integração entre fontes de dados e automatizar partes do fluxo analítico. A tecnologia passa a apoiar não apenas análises pontuais, mas processos recorrentes de monitoramento e previsão.

Em níveis mais elevados de evolução, a infraestrutura tecnológica sustenta arquiteturas integradas, com maior grau de automação, escalabilidade e governança. Modelos analíticos

operam de forma contínua, com monitoramento de desempenho e integração aos sistemas de gestão de ativos, preservando transparência e rastreabilidade.

3. Dimensão operacional

A dimensão operacional corresponde à incorporação efetiva da inteligência artificial à rotina de manutenção e operação. Ela define como os resultados analíticos são traduzidos em decisões, ações e acompanhamento de desempenho.

Nos estágios iniciais, a utilização dos resultados tende a ser exploratória. Análises são realizadas para compreender comportamentos e identificar padrões, com aplicação gradual à tomada de decisão. A clareza de responsabilidades e fluxos decisórios ainda se encontra em construção.

Com o amadurecimento da jornada, os resultados analíticos passam a orientar decisões de planejamento, priorização de ativos e definição de intervenções. A manutenção preditiva deixa de ser atividade paralela e passa a integrar o processo regular de gestão da confiabilidade.

Em estágios avançados, a dimensão operacional consolida-se com a integração entre análise, decisão e execução. Recomendações analíticas são acompanhadas por indicadores de

desempenho, e os resultados das ações retroalimentam os modelos e os processos. A organização desenvolve capacidade de adaptação contínua, ajustando estratégias conforme o comportamento observado dos ativos.

Considerações finais

O roadmap de evolução da jornada de inteligência artificial na manutenção deve ser utilizado como instrumento de orientação estratégica, não como roteiro prescritivo. Organizações podem apresentar diferentes níveis de maturidade em cada dimensão, conforme ativos, processos e contextos operacionais distintos.

O avanço consistente resulta do equilíbrio entre dimensões cultural, tecnológica e operacional, respeitando o ritmo da organização e priorizando a consolidação de cada etapa antes de expandir a complexidade. Essa abordagem reforça a manutenção preditiva como disciplina organizacional, sustentada por decisão estruturada, governança clara e aprendizado contínuo.

ANEXO D

Indicadores essenciais de confiabilidade

Os indicadores de confiabilidade apresentados neste anexo constituem instrumentos fundamentais para a gestão da manutenção e para a aplicação consistente da inteligência artificial em ambientes industriais. Sua função não se restringe à mensuração de desempenho passado, mas à sustentação de decisões estruturadas relacionadas à priorização de ativos, à gestão de risco e à evolução das estratégias de manutenção ao longo do ciclo de vida dos sistemas.

No contexto da manutenção preditiva orientada por dados, os indicadores devem ser compreendidos como elementos de interpretação e governança. A inteligência artificial amplia a capacidade analítica, mas sua efetividade depende da existência de métricas claras, estáveis e alinhadas aos objetivos organizacionais. Os indicadores descritos a seguir são recorrentes ao longo da obra e constituem referência comum para a prática da confiabilidade industrial.

1. MTBF – Mean Time Between Failures

O MTBF representa o tempo médio decorrido entre falhas consecutivas de um ativo ou sistema. Trata-se de indicador clássico de confiabilidade, utilizado para avaliar a frequência de ocorrência de falhas ao longo do tempo de operação.

No contexto da manutenção preditiva, o MTBF deve ser interpretado de forma crítica, considerando o regime de operação, as condições de uso e as intervenções realizadas. A análise isolada desse indicador pode induzir a conclusões imprecisas, especialmente em sistemas com comportamento não estacionário ou submetidos a variações significativas de carga e contexto operacional.

A inteligência artificial contribui para a interpretação do MTBF ao permitir análises segmentadas por condições operacionais, períodos específicos ou grupos de ativos, ampliando a compreensão dos fatores que influenciam a confiabilidade observada.

2. MTTR – Mean Time To Repair

O MTTR expressa o tempo médio necessário para restaurar um ativo após a ocorrência de uma falha. Esse indicador está

diretamente associado à manutenibilidade e à capacidade de resposta da organização frente a eventos de indisponibilidade.

Na gestão da confiabilidade, o MTTR não deve ser analisado apenas como métrica de eficiência operacional, mas como elemento de suporte à decisão sobre recursos, planejamento e estratégias de intervenção. Reduções artificiais desse indicador, obtidas por ajustes de registro ou exclusão de etapas relevantes, comprometem sua utilidade analítica.

A aplicação da inteligência artificial pode apoiar a análise do MTTR ao identificar padrões recorrentes de demora, dependência de recursos específicos ou impactos de decisões anteriores, contribuindo para intervenções mais estruturadas e previsíveis.

3. Curva P-F – Intervalo potencial-falha funcional

A Curva P-F descreve o intervalo entre o momento em que um potencial de falha se torna detectável e o ponto em que ocorre a falha funcional do ativo. Esse conceito é central para a lógica da manutenção preditiva, pois orienta a definição de janelas de intervenção e a seleção de técnicas de monitoramento.

A correta interpretação da Curva P-F exige compreensão do comportamento do ativo, das variáveis monitoradas e da

sensibilidade dos métodos de detecção utilizados. A inteligência artificial amplia a capacidade de identificar padrões sutis de degradação, refinando a estimativa desse intervalo e reduzindo incertezas na tomada de decisão.

A Curva P-F não deve ser tratada como parâmetro fixo. Ela varia conforme condições operacionais, histórico de manutenção e características do ativo, exigindo revisão contínua à medida que novos dados são incorporados.

4. Criticidade de ativos

A criticidade representa a combinação entre a probabilidade de falha e o impacto associado à sua ocorrência. Esse indicador orienta a priorização de ativos, a alocação de recursos e a definição de estratégias de manutenção compatíveis com o risco assumido pela organização.

A avaliação de criticidade deve considerar múltiplas dimensões, incluindo segurança, impacto operacional, custos, conformidade regulatória e efeitos sobre o sistema como um todo. A ausência de critérios claros de criticidade tende a dispersar esforços e reduzir a efetividade da manutenção preditiva.

A inteligência artificial pode apoiar a análise de criticidade ao integrar dados históricos, condições operacionais e

consequências observadas, permitindo avaliações mais dinâmicas e contextualizadas, sem substituir o julgamento estratégico da organização.

5. Priorização e uso decisório dos indicadores


Os indicadores de confiabilidade somente produzem valor quando integrados ao processo decisório. Sua utilização deve estar associada a critérios claros de priorização, planejamento de intervenções e acompanhamento de resultados.

No contexto da manutenção preditiva orientada por inteligência artificial, os indicadores funcionam como elo entre análise e ação. Eles permitem traduzir resultados analíticos em decisões operacionais e estratégicas, reforçando a governança da confiabilidade e a transparência das escolhas realizadas.

Considerações finais

Os indicadores apresentados neste anexo não devem ser tratados como métricas isoladas ou objetivos em si mesmos. Seu valor reside na capacidade de apoiar decisões estruturadas, reduzir incertezas e orientar a evolução das estratégias de manutenção ao longo do tempo.

A integração entre indicadores clássicos de confiabilidade e análises avançadas proporcionadas pela inteligência artificial



amplia a capacidade da organização de compreender o comportamento de seus ativos, antecipar riscos e sustentar práticas de manutenção alinhadas às exigências da indústria contemporânea.

ANEXO E

Glossário técnico da obra

Este glossário tem como finalidade estabilizar o vocabulário técnico empregado ao longo da obra, reduzindo ambiguidades interpretativas e assegurando coerência conceitual. As definições apresentadas possuem caráter operacional e estão alinhadas ao uso efetivo dos termos no contexto da confiabilidade industrial, da manutenção preditiva e da aplicação da inteligência artificial.

Ativo: Elemento físico ou lógico que possui valor para a organização e cujo desempenho influencia a operação, a segurança ou os resultados do sistema produtivo. No contexto da obra, o termo refere-se principalmente a equipamentos, sistemas e instalações industriais.

APM – Asset Performance Management: Conjunto de práticas, métodos e ferramentas voltados à gestão do desempenho de ativos ao longo de seu ciclo de vida, integrando dados operacionais, análises de confiabilidade e estratégias de manutenção orientadas à decisão.

Confiabilidade: Capacidade de um ativo ou sistema desempenhar sua função requerida, sob condições especificadas, por determinado período. Na obra, a confiabilidade é tratada como valor estratégico, sustentado por dados, governança e decisão estruturada.

Criticidade de ativos: Avaliação combinada da probabilidade de falha de um ativo e do impacto associado à sua ocorrência. Orienta a priorização de ativos, a alocação de recursos e a definição de estratégias de manutenção.

Curva P-F: Representação do intervalo entre o ponto em que um potencial de falha se torna detectável e o momento em que ocorre a falha funcional. Constitui referência central para a definição de estratégias de manutenção preditiva.

Dados de condição: Informações que refletem o estado físico ou operacional de um ativo, obtidas por meio de medições como vibração, temperatura, pressão, corrente elétrica ou análise de óleo.

Decisão estruturada: Processo decisório fundamentado em dados, critérios técnicos, análise de risco e governança definida, integrando julgamento humano e suporte analítico.

Digital Twin: Representação digital de um ativo, sistema ou processo, integrada a dados operacionais e históricos, utilizada para análise de comportamento, simulação de cenários e suporte à decisão ao longo do ciclo de vida.

EAM – Enterprise Asset Management: Sistema e conjunto de práticas voltados à gestão integrada de ativos, abrangendo informações de cadastro, manutenção, custos, planejamento e desempenho ao longo do ciclo de vida.

Governança de ativos: Estrutura de papéis, responsabilidades, processos e critérios decisórios que orientam a gestão de ativos, assegurando alinhamento entre confiabilidade, risco e objetivos organizacionais.

Indústria 5.0: Abordagem industrial que enfatiza a centralidade do fator humano, a colaboração entre pessoas e tecnologia e a sustentabilidade, complementando modelos orientados exclusivamente à automação.

Inteligência artificial: Conjunto de técnicas computacionais capazes de analisar dados, identificar padrões e apoiar decisões. Na obra, a inteligência artificial é tratada como instrumento de suporte à confiabilidade, e não como substituto do julgamento técnico humano.

Inteligência artificial generativa: Categoria de técnicas de inteligência artificial voltadas à síntese, organização e geração de conteúdo a partir de grandes volumes de informação, utilizada como apoio à análise e à interpretação de cenários complexos.

Manutenção corretiva: Estratégia de manutenção baseada na intervenção após a ocorrência de falha funcional do ativo.

Manutenção preditiva: Estratégia de manutenção orientada à antecipação de falhas ou degradação de ativos, fundamentada em dados de condição, histórico operacional e análises estruturadas.

Manutenção preventiva: Estratégia de manutenção baseada em intervenções programadas em intervalos definidos, independentemente do estado real do ativo.

Maturidade organizacional: Grau de desenvolvimento da organização em termos de dados, processos, cultura e governança para sustentar práticas de confiabilidade e decisão orientadas por análise.

MTBF – Mean Time Between Failures: Indicador que representa o tempo médio entre falhas consecutivas de um ativo ou sistema.

MTTR – Mean Time To Repair: Indicador que expressa o tempo médio necessário para restaurar um ativo após a ocorrência de falha.

Prescrição de ações: Etapa da análise na qual recomendações de intervenção são formuladas com base em modelos analíticos, indicadores e critérios de decisão definidos.

Roadmap: Referencial estruturado que organiza a evolução de práticas, tecnologias e processos ao longo do tempo, respeitando níveis de maturidade e interdependência entre dimensões.

Série temporal: Tipo de dado organizado em sequência cronológica, utilizado para análise de comportamento, tendência e degradação ao longo do tempo.

Tomada de decisão: Processo de escolha entre alternativas possíveis, fundamentado em informações, critérios técnicos, análise de risco e objetivos organizacionais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 55000: Asset management – Overview, principles and terminology**. Geneva: ISO, 2014.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 55001: Asset management – Management systems – Requirements**. Geneva: ISO, 2014.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 55002: Asset management – Management systems – Guidelines for the application of ISO 55001**. Geneva: ISO, 2018.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 14224: Petroleum, petrochemical and natural gas industries – Collection and exchange of reliability and maintenance data for equipment**. Geneva: ISO, 2016.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. **IEC 60300: Dependability management**. Geneva: IEC, 2017.

MOUBRAY, John. **Reliability-centered maintenance**. 2. ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 1997.

SMITH, Anthony M.; HINCHCLIFFE, Glenn R. **RCM—Gateway to world class maintenance**. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2004.

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

MOBLEY, R. Keith. **Maintenance fundamentals**. 2. ed. Burlington: Elsevier, 2004.

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

DHILLON, Balbir S. **Engineering maintenance: A modern approach**. Boca Raton: CRC Press, 2002.

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


SIEMENS. **Predictive maintenance and asset performance management**. Technical white paper. Munich: Siemens AG, 2019.

ABB. **Asset performance management for industrial operations**. Technical guide. Zurich: ABB Group, 2020.

IBM. **Asset Performance Management with IBM Maximo Application Suite**. White paper. Armonk: IBM Corporation, 2021.

WORLD ECONOMIC FORUM. **Global Lighthouse Network: Insights from the forefront of the Fourth Industrial Revolution**. Geneva: WEF, 2020.

EUROPEAN COMMISSION. **Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry**. Brussels: Publications Office of the European Union, 2021.



GRIEVES, Michael; VICKERS, John. **Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems**. In: KUEHN, Wilfried et al. (ed.). *Transdisciplinary perspectives on complex systems*. Cham: Springer, 2017.

SOBRE O AUTOR

Janse Romero Borçari é profissional com mais de 25 anos de experiência em gestão de ativos industriais, manutenção e soluções de confiabilidade, atuando em ambientes de elevada complexidade técnica e demanda operacional. Com carreira construída em projetos nacionais e globais, Janse combina profundo conhecimento de engenharia com prática em liderança de iniciativas que integram manutenção, análise de dados e processos decisórios, sempre com foco em elevar a confiabilidade e eficiência operacional.

É um especialista reconhecido na aplicação de metodologias de gestão de ativos intensivos, estratégias de manutenção preditiva, indicadores de desempenho e uso estruturado de informações operacionais como base para decisões de gestão. Sua atuação profissional inclui a implementação e aprimoramento de estratégias avançadas de manutenção, atravessando a interface entre engenharia, operações e gestão executiva com forte orientação à governança e à consistência técnica.


Janse é fundador e um dos principais líderes da MaxMatters, consultoria especializada em soluções de gestão e

performance de ativos industriais, com atuação global e parceria com a IBM focada em tecnologias avançadas para manutenção e confiabilidade. A MaxMatters combina expertise em ferramentas como o IBM Maximo Application Suite com práticas de melhoria contínua de ativos e processos, apoiando organizações a obter maior visibilidade e controle do ciclo de vida de seus equipamentos.

Ao longo de sua trajetória, Janse também consolidou experiência com plataformas de gestão empresarial e com a integração de tecnologia, dados e processos de manutenção, incluindo certificações ligadas ao IBM Maximo Application Suite e métodos de implantação técnica reconhecidos no mercado.

Nos últimos anos, aprofundou sua atuação na aplicação de análises avançadas de dados e de inteligência artificial orientada para manutenção e confiabilidade industrial, com foco na antecipação de falhas, mitigação de riscos e suporte consistente à decisão ao longo do ciclo de vida dos ativos.

Nesta obra, o autor reúne sua experiência técnica e organizacional para oferecer uma visão estruturada e aplicada da manutenção preditiva orientada por tecnologia e inteligência analítica, direcionada a profissionais e líderes que buscam evoluir



suas práticas de confiabilidade de forma responsável, consistente e sustentável no contexto industrial contemporâneo.

Os sistemas industriais vivem uma transformação profunda, marcada por maior complexidade técnica, integração entre ativos e exigências crescentes de confiabilidade e desempenho. Nesse contexto, a manutenção assume papel estratégico e passa a influenciar diretamente a sustentabilidade operacional das organizações.

Esta obra propõe uma reflexão estruturada sobre a manutenção preditiva apoiada por inteligência artificial, apresentando-a como instrumento de ampliação da capacidade analítica e de suporte à decisão – nunca como substituto do julgamento técnico ou da responsabilidade humana.

Com abordagem progressiva e fundamentada, o livro oferece referenciais conceituais e organizacionais para integrar dados, governança e processos decisórios de forma coerente com a realidade industrial.

Destinado a engenheiros, gestores e lideranças técnicas, o texto não entrega fórmulas prontas, mas caminhos consistentes para a construção de práticas maduras de confiabilidade. Trata-se de um convite à evolução contínua, baseada em disciplina organizacional, aprendizado e visão estratégica de longo prazo.

