



Universidade Federal de Ouro Preto
Escola de Minas
Engenharia de Controle e Automação



Luiz Filipe Correia Oliveira

**Integração de dados de sistemas de monitoramento de condição para
suporte à manutenção preditiva em ambiente industrial**

Ouro Preto
2026

Luiz Filipe Correia Oliveira

Integração de dados de sistemas de monitoramento de condição para suporte à manutenção preditiva em ambiente industrial

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação

Orientadora: Dra. Adrielle de Carvalho Santana

Ouro Preto

2026



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CONTROLE E
AUTOMACAO



FOLHA DE APROVAÇÃO

Luiz Filipe Correia Oliveira

Integração de dados de sistemas de monitoramento de condição para suporte à manutenção preditiva em ambiente industrial

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação

Aprovada em 07 de julho de 2026

Membros da banca

Dra. Adrielle de Carvalho Santana - Orientadora - Universidade Federal de Ouro Preto
Dr. Cristiano Luís Turbino de Franca e Silva - Convidado - Universidade Federal de Ouro Preto
Me. Nelson Walter da Silva Neto - Convidado - Samarco

Adrielle de Carvalho Santana, orientadora do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 08/07/2026



Documento assinado eletronicamente por **Adrielle de Carvalho Santana, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 08/07/2026, às 12:18, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1136274** e o código CRC **C91F57A9**.

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, a Deus, por me conceder saúde, força e sabedoria para enfrentar os desafios ao longo desta caminhada e por me permitir alcançar mais esta importante conquista.

Aos meus pais e familiares, expresso minha profunda gratidão pelo amor, incentivo, compreensão e apoio durante toda a minha trajetória acadêmica.

Aos moradores e ex-alunos da República Alambique, meu sincero agradecimento pelo acolhimento, pelo apoio e, acima de tudo, por acreditarem em mim mesmo quando eu já não conseguia acreditar. Cada palavra de incentivo e cada gesto de confiança foram fundamentais para que eu perseverasse ao longo desses anos até a conclusão desta etapa. Esta conquista também é de vocês. Estarei sempre aqui por vocês.

À minha orientadora, pela dedicação, paciência, disponibilidade e pelos valiosos ensinamentos compartilhados ao longo do curso e do desenvolvimento deste trabalho. Levarei sempre comigo suas orientações, sugestões e contribuições, mas, acima de tudo, seu exemplo de ética, competência e humanidade como pessoa e profissional.

Aos gestores, colegas e profissionais com quem tenho o privilégio de trabalhar, minha sincera gratidão pela confiança, pelo apoio e pela constante disposição em compartilhar conhecimentos e experiências. Cada aprendizado, conselho e incentivo recebidos ao longo dessa trajetória contribuíram não apenas para o desenvolvimento deste trabalho, mas também para meu crescimento profissional e pessoal.

Aos meus amigos, colegas de graduação e companheiros de jornada, que compartilharam desafios, aprendizados, momentos bons e difíceis ao longo desses anos, tornando essa caminhada mais leve, enriquecedora e inesquecível.

Por fim, agradeço a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho e para minha formação pessoal e profissional. Esta conquista também é resultado do apoio e da colaboração de cada um de vocês.

*Sem dados, você é apenas mais
uma pessoa com uma opinião.*

— W. Edwards Deming.

Resumo

A transformação digital promovida pelos conceitos da Indústria 4.0 ampliou significativamente a adoção de sistemas de monitoramento de condição em ambientes industriais. Entretanto, a coexistência de tecnologias fornecidas por fabricantes distintos resulta na fragmentação das informações em múltiplas plataformas proprietárias, dificultando a obtenção de uma visão integrada dos ativos e tornando o processo de análise lento e dependente de especialistas habituados a sistemas específicos. Este trabalho apresenta o desenvolvimento de uma arquitetura de integração e consolidação de dados de monitoramento de condição para suporte à manutenção preditiva em uma empresa mineradora de grande porte. A solução utiliza APIs REST para aquisição automatizada de dados de múltiplos fornecedores, processos de ETL para padronização e tratamento das informações coletadas, e ferramentas de *Business Intelligence* para disponibilização dos indicadores em *dashboards* corporativos. Os dados consolidados são armazenados no *Data Lake* corporativo da organização e disponibilizados por meio do Microsoft Power BI. Os resultados demonstram que a centralização das informações reduziu o tempo de diagnóstico diário das equipes de monitoramento, ampliou o acesso às informações para diferentes perfis de usuário e forneceu suporte concreto à tomada de decisão baseada em dados.

Palavras-chaves: manutenção preditiva; monitoramento de condição; integração de sistemas; API REST; *Business Intelligence*; Indústria 4.0.

Abstract

The digital transformation driven by Industry 4.0 concepts has significantly increased the adoption of condition monitoring systems in industrial environments. However, the coexistence of technologies from different manufacturers results in information fragmentation across multiple proprietary platforms, hindering an integrated view of assets and making the analysis process slow and dependent on specialists familiar with specific systems. This work presents the development of a data integration and consolidation architecture for condition monitoring to support predictive maintenance in a large mining company. The solution uses REST APIs for automated data acquisition from multiple suppliers, ETL processes for standardization and treatment of collected information, and *Business Intelligence* tools for indicator availability in corporate *dashboards*. The consolidated data is stored in the organization's corporate *Data Lake* and made available through Microsoft Power BI. Results demonstrate that centralizing information reduced the daily diagnostic time of monitoring teams, expanded access to information for different user profiles, and provided concrete support for data-driven decision making.

Key-words: predictive maintenance; condition monitoring; systems integration; REST API; *Business Intelligence*; Industry 4.0.

Lista de figuras

Figura 1	– Fluxo geral da arquitetura	30
Figura 2	– Fluxo da arquitetura de integração desenvolvida	42
Figura 3	– <i>Dashboard</i> de visão consolidada para transportadores.	44
Figura 4	– <i>Dashboard</i> de detalhamento de peneira vibratória.	45
Figura 5	– Gráficos de tendência histórica de métricas de vibração.	46
Figura 6	– Relatório de intervenção CDA: transportador G03-05CV025.	48

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparativo entre o cenário anterior e o cenário após a implementação da solução	50
---	----

Lista de abreviaturas e siglas

IA	Inteligência Artificial
FFT	Transformada rápida de Fourier
API	<i>Application Programming Interface</i> (Interface de Programação de Aplicações)
BI	<i>Business Intelligence</i>
BPFI	<i>Ball Pass Frequency Inner</i> (Frequência de Passagem de Esferas na Pista Interna)
BPFO	<i>Ball Pass Frequency Outer</i> (Frequência de Passagem de Esferas na Pista Externa)
BSF	<i>Ball Spin Frequency</i> (Frequência de Rotação da Esfera)
CDA	Centro de Diagnóstico de Ativos
DAX	<i>Data Analysis Expressions</i>
DF	Disponibilidade Física
ETL	<i>Extract, Transform, Load</i> (Extração, Transformação e Carga)
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> (Transformada Rápida de Fourier)
FTF	<i>Fundamental Train Frequency</i> (Frequência Fundamental da Gaiola)
HTTP	<i>Hypertext Transfer Protocol</i>
IA	Inteligência Artificial
IIoT	<i>Industrial Internet of Things</i> (Internet das Coisas Industrial)
IoT	<i>Internet of Things</i> (Internet das Coisas)
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
JWT	<i>JSON Web Token</i>
KPI	<i>Key Performance Indicator</i> (Indicador-Chave de Desempenho)
MTBF	<i>Mean Time Between Failures</i> (Tempo Médio Entre Falhas)
MTTR	<i>Mean Time To Repair</i> (Tempo Médio para Reparo)

PCM	Planejamento e Controle de Manutenção
REST	<i>Representational State Transfer</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i> (Valor Quadrático Médio)
RPM	Rotações Por Minuto
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SGBD	Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados
SQL	Structured Query Language
URL	<i>Uniform Resource Locator</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	14
1.1.1	Objetivo geral	14
1.1.2	Objetivo específicos	14
1.2	Justificativas e relevância	15
1.3	Organização e estrutura	16
2	REVISÃO DE LITERATURA	17
2.1	Manutenção industrial	17
2.1.1	Manutenção preditiva	17
2.2	Técnicas de monitoramento de ativos	18
2.2.1	Análise de vibração	18
2.2.2	Monitoramento de temperatura	19
2.2.3	Sistemas de monitoramento <i>online</i>	19
2.3	Integração de sistemas	19
2.3.1	API	20
2.3.2	Banco de dados	20
2.4	<i>Business Intelligence</i>	21
2.5	Trabalhos relacionados	22
3	METODOLOGIA	24
3.1	Caracterização do problema	24
3.2	Levantamento das fontes de dados	25
3.3	Desenvolvimento da arquitetura de integração	26
3.3.1	Processo de autenticação	27
3.3.2	Aquisição dos dados de monitoramento	27
3.3.3	Tratamento das respostas da API	28
3.3.4	Mecanismos de validação e confiabilidade	29
3.3.5	Fluxo geral da arquitetura	30
3.4	Processo de padronização e transformação dos dados	31
3.4.1	Caracterização das diferenças entre fornecedores	31
3.4.2	Definição do modelo de dados padronizado	32
3.4.3	Padronização das nomenclaturas	32
3.4.4	Conversão de formatos e unidades de medida	33
3.4.5	Tratamento de inconsistências e qualidade dos dados	33
3.4.6	Estruturação dos dados para consumo analítico	34

3.5	Consolidação em ambiente corporativo	34
3.5.1	Estruturação da camada de armazenamento	34
3.5.2	Integração com o <i>Data Lake</i> corporativo	35
3.5.3	Governança e rastreabilidade dos dados	35
3.5.4	Disponibilização dos dados para consumo analítico	36
3.6	Desenvolvimento dos <i>dashboards</i>	36
3.6.1	Levantamento dos requisitos de visualização	36
3.6.2	Definição dos indicadores e métricas	37
3.6.3	Modelagem dos dados no Power BI	37
3.6.4	Desenvolvimento das visualizações	37
3.6.5	Publicação e atualização dos <i>dashboards</i>	38
3.7	Validação da solução	38
3.7.1	Validação técnica dos dados	38
3.7.2	Validação funcional dos <i>dashboards</i>	38
3.7.3	Validação operacional com os usuários	39
3.7.4	CrITÉrios de avaliação dos benefícios obtidos	39
4	RESULTADOS	41
4.1	Resultados da integração técnica	41
4.2	Padronização e consolidação dos dados	42
4.3	<i>dashboards</i> desenvolvidos	43
4.3.1	Visão consolidada por equipamento	43
4.3.2	Detalhamento por ativo e métricas espectrais	44
4.3.3	Análise de tendência histórica	45
4.4	Benefícios operacionais observados	46
4.4.1	Redução do tempo de diagnóstico	46
4.4.2	Ampliação do acesso às informações	47
4.4.3	Caso de aplicação: detecção de desalinhamento em transportador	47
4.4.4	Rastreabilidade e governança dos dados	49
4.5	Síntese dos resultados	49
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	51
5.1	Conclusões	51
5.2	Limitações	52
5.3	Sugestões para trabalhos futuros	53
	Referências	54

1 Introdução

A transformação digital promovida pelos conceitos da Indústria 4.0 tem modificado significativamente a forma como os ativos industriais são monitorados e gerenciados. O avanço das tecnologias de sensoriamento, comunicação e processamento de dados permitiu a implementação de sistemas de monitoramento *online* capazes de acompanhar continuamente as condições operacionais dos equipamentos, fornecendo informações em tempo real para apoio à tomada de decisão.

Nesse contexto, a manutenção preditiva tem se consolidado como uma das principais estratégias para aumentar a confiabilidade dos ativos industriais. Por meio do monitoramento contínuo de variáveis como vibração, temperatura, pressão e parâmetros espectrais, torna-se possível identificar sinais de degradação e antecipar falhas antes que estas comprometam a operação dos equipamentos.

Entretanto, à medida que diferentes tecnologias de monitoramento são incorporadas ao ambiente industrial, surge um novo desafio relacionado à gestão das informações geradas. Frequentemente, sensores e sistemas de monitoramento são fornecidos por fabricantes distintos, cada qual disponibilizando seus dados em plataformas proprietárias, com formatos, nomenclaturas e mecanismos de acesso diferentes.

Esse cenário resulta na fragmentação das informações em múltiplos sistemas, dificultando a obtenção de uma visão integrada da condição dos ativos e tornando o processo de análise mais lento, complexo e dependente de especialistas. Como consequência, informações potencialmente valiosas podem não ser utilizadas de forma eficiente na tomada de decisão, reduzindo os benefícios esperados das estratégias de manutenção preditiva.

A integração de dados é amplamente reconhecida na literatura como o processo de combinar informações provenientes de múltiplos sistemas corporativos isolados em uma única entidade de dados coerente, de modo que diferentes subsistemas passem a compor um sistema maior e mais complexo, capaz de compartilhar informações de forma rápida e simples (HORAK *et al.*, 2022).

No contexto da Indústria 4.0, essa integração pode ocorrer em diferentes níveis de gestão: a integração horizontal conecta sistemas de um mesmo nível operacional, enquanto a integração vertical conecta diferentes camadas, desde o chão de fábrica até os sistemas corporativos de planejamento de recursos. Quando essa integração não é realizada, os dados permanecem dispersos em plataformas isoladas, dificultando a análise conjunta das informações e exigindo que processos de extração, transformação e carga (ETL) sejam aplicados para consolidar os dados em um repositório único antes que possam gerar valor analítico (HORAK *et al.*, 2022).

Esse desafio não é exclusivo do contexto industrial estudado neste trabalho, sendo reportado de forma recorrente em diferentes setores que dependem de múltiplos fornecedores de sistemas. Em uma revisão da literatura sobre integração de dados em cadeias de suprimentos, [Vieira et al. \(2020\)](#) destacam que a heterogeneidade de formatos, estruturas e semânticas entre sistemas de diferentes origens é um dos principais obstáculos para a obtenção de uma visão unificada das operações, sendo necessário o desenvolvimento de arquiteturas específicas de integração para viabilizar a tomada de decisão baseada em dados consolidados.

Diante desse contexto, torna-se relevante a adoção de uma arquitetura capaz de integrar, consolidar e disponibilizar, de forma unificada, os dados provenientes de diferentes plataformas de monitoramento de condição. Uma solução com essas características pode facilitar o acesso às informações, reduzir a dispersão dos dados e possibilitar sua visualização por meio de ferramentas de *Business Intelligence*, contribuindo para análises mais ágeis e para o suporte à tomada de decisão na gestão da manutenção preditiva.

1.1 Objetivos

Com base na problemática apresentada, esta seção descreve os objetivos que norteiam o desenvolvimento deste trabalho, contemplando o objetivo geral e os objetivos específicos.

1.1.1 Objetivo geral

Este trabalho tem como objetivo principal desenvolver uma arquitetura de integração e consolidação de dados para monitoramento preditivo de ativos industriais, utilizando APIs, processos de ETL e ferramentas de *Business Intelligence* para centralizar informações provenientes de diferentes fornecedores em uma plataforma única de análise e visualização.

1.1.2 Objetivo específicos

Para atingir o objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

1. Identificar e caracterizar as fontes de dados utilizadas para monitoramento de condição dos ativos industriais.
2. Avaliar os mecanismos disponíveis para aquisição automatizada dos dados fornecidos pelos diferentes fabricantes.
3. Desenvolver rotinas de integração capazes de coletar dados de múltiplas plataformas por meio de APIs.

4. Implementar processos de tratamento, limpeza e padronização das informações coletadas.
5. Consolidar os dados em um ambiente centralizado para suporte às análises corporativas.
6. Desenvolver *dashboards* interativos para acompanhamento das métricas de monitoramento de condição.
7. Validar a consistência dos dados integrados e a aderência da solução às necessidades dos usuários.
8. Avaliar os benefícios operacionais obtidos com a centralização das informações e a automatização do processo de análise.

1.2 Justificativas e relevância

A crescente adoção de sensores inteligentes e sistemas de monitoramento *online* tem ampliado significativamente a quantidade de dados disponíveis para análise nos ambientes industriais. Apesar disso, muitas organizações ainda enfrentam dificuldades para transformar esses dados em informações acessíveis e úteis para a tomada de decisão.

No ambiente estudado, os dados de monitoramento de condição encontravam-se distribuídos em diferentes plataformas desenvolvidas por fornecedores distintos. Essa fragmentação exigia que analistas e especialistas acessassem múltiplos sistemas para obter informações sobre os ativos monitorados, aumentando o tempo necessário para análise e dificultando a comparação entre equipamentos e processos.

Além das limitações operacionais, a descentralização dos dados dificultava a disseminação do conhecimento técnico dentro da organização, uma vez que a interpretação das informações permanecia concentrada em profissionais com experiência específica em determinadas plataformas.

Sob a perspectiva da Engenharia de Controle e Automação, a integração de sistemas heterogêneos constitui um desafio relevante, envolvendo conceitos de comunicação industrial, aquisição de dados, interoperabilidade entre sistemas, engenharia de *software*, bancos de dados e análise de informações. Dessa forma, o desenvolvimento de soluções capazes de conectar diferentes fontes de dados e transformá-las em conhecimento acessível representa uma contribuição importante para a evolução dos processos industriais.

A relevância deste trabalho está associada à demonstração prática de como técnicas de integração via APIs, processos de ETL e ferramentas de *Business Intelligence* podem ser aplicadas para superar os problemas decorrentes da fragmentação da informação em ambientes de manutenção preditiva. Além disso, a solução desenvolvida contribui para

ampliar a visibilidade das condições operacionais dos ativos, reduzir o tempo necessário para análise das informações e apoiar decisões mais rápidas e assertivas relacionadas à confiabilidade dos equipamentos.

Do ponto de vista acadêmico, o trabalho contribui para a aplicação integrada de conceitos de Indústria 4.0, Internet das Coisas Industrial (IIoT), integração de sistemas e análise de dados em um caso real de engenharia, evidenciando a importância da convergência entre tecnologias da informação e processos industriais para a geração de valor nas organizações.

1.3 Organização e estrutura

Este trabalho está organizado em cinco capítulos.

O Capítulo 1 apresenta a introdução ao tema, abordando o contexto da manutenção preditiva na Indústria 4.0, a problemática relacionada à fragmentação dos dados de monitoramento de condição, a justificativa e relevância do estudo, bem como os objetivos propostos.

O Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura, contemplando os principais conceitos relacionados à manutenção preditiva, técnicas de monitoramento de ativos, integração de sistemas por meio de APIs, bancos de dados, processos de ETL e ferramentas de *Business Intelligence*. Também são discutidos trabalhos correlatos encontrados na literatura que serviram de base para o desenvolvimento da pesquisa.

O Capítulo 3 descreve a metodologia adotada e o desenvolvimento da solução proposta. São apresentadas a caracterização do problema, o levantamento das fontes de dados, a arquitetura de integração desenvolvida, os processos de aquisição e tratamento dos dados, a consolidação das informações em ambiente corporativo e o desenvolvimento dos *dashboards* utilizados para visualização e análise dos indicadores.

O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos com a implementação da solução, discutindo os aspectos relacionados à integração dos dados, à padronização das informações, à disponibilização dos indicadores e aos benefícios operacionais observados após a implantação da plataforma. Também são analisadas as contribuições da solução para o suporte à manutenção preditiva e à tomada de decisão.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho, destacando os principais resultados alcançados, as limitações encontradas durante o desenvolvimento da pesquisa e sugestões para trabalhos futuros relacionados à integração de sistemas industriais, análise de dados e monitoramento de ativos.

2 Revisão de literatura

Neste capítulo, apresenta-se uma revisão da literatura com os principais fundamentos teóricos relacionados ao tema deste estudo, a fim estabelecer um diálogo com importantes conceitos e contribuições importantes para a compreensão do problema investigado.

2.1 Manutenção industrial

A manutenção industrial surgiu no século XVI, junto com o crescimento da produção fabril, quando preservar o pleno funcionamento das máquinas se tornou essencial para evitar paradas na operação. Com a Segunda Guerra Mundial, a partir de 1939, essa prática ganhou ainda mais relevância, impulsionando o desenvolvimento de técnicas de planejamento, organização e controle.

Entre os anos 1950 e 1970, o aumento da mecanização elevou os custos de manutenção e a necessidade de maior disponibilidade e produtividade dos equipamentos. Na década de 1970, sistemas como o *just in time* tornavam qualquer pausa para reparos um problema crítico. A confiabilidade e a disponibilidade dos ativos viraram pontos-chave, exigindo monitoramento constante das condições dos equipamentos para antecipar falhas, o que deu origem à manutenção preditiva (GREGÓRIO; SILVEIRA, 2018).

2.1.1 Manutenção preditiva

A Manutenção Preditiva consiste em uma abordagem proativa que visa antecipar falhas por meio do acompanhamento contínuo ou periódico de parâmetros de condição e desempenho dos ativos industriais. Diferentemente de métodos tradicionais, ela não segue intervalos fixos de intervenção, mas sim baseado no monitoramento que permite prever quando uma falha pode ocorrer, agindo antes que ela cause danos críticos (KARDEC; NASCIF, 2009).

Dessa forma, evitam-se paradas não programadas, reduzem-se custos com reparos emergenciais e maximiza-se a eficiência operacional. Em um contexto industrial cada vez mais competitivo, a manutenção preditiva consolida-se como uma tendência global, impulsionada por tecnologias como IoT, capazes de modernizar processos, elevar a confiabilidade e otimizar a gestão dos ativos (BALDISSARELLI; FABRO, 2019).

2.2 Técnicas de monitoramento de ativos

O monitoramento de condição de ativos industriais compreende um conjunto de técnicas voltadas à avaliação do estado de saúde dos equipamentos por meio da medição contínua ou periódica de variáveis físicas relevantes. As principais técnicas empregadas em ambientes industriais incluem análise de vibração, monitoramento de temperatura, análise de óleo lubrificante, termografia infravermelha e emissão acústica, cada qual adequada a diferentes tipos de equipamentos e modos de falha (KARDEC; NASCIF, 2009).

2.2.1 Análise de vibração

A análise de vibração é a técnica de monitoramento de condição mais amplamente utilizada na indústria para acompanhamento de equipamentos rotativos, como motores elétricos, redutores, bombas, compressores, ventiladores, peneiras vibratórias e transportadores de correia (TIBONI *et al.*, 2022). A técnica baseia-se na premissa de que alterações nas características dinâmicas de um equipamento, decorrentes de desgaste, fadiga, folga ou desalinhamento de componentes, se manifestam como mudanças nos padrões de vibração mensuráveis por sensores acelerômetros instalados em pontos estratégicos da máquina.

Os sinais de vibração coletados pelos sensores são processados no domínio do tempo e da frequência (TIBONI *et al.*, 2022). No domínio do tempo, métricas como valor RMS (*Root Mean Square*) de velocidade (mm/s) e aceleração (g) fornecem uma avaliação global da intensidade da vibração. No domínio da frequência, a Transformada Rápida de Fourier (FFT) decompõe o sinal em suas componentes espectrais, permitindo identificar frequências características associadas a modos específicos de falha dos componentes monitorados.

Entre as métricas espectrais mais relevantes para diagnóstico de falhas em rolamentos destacam-se: BPFI (*Ball Pass Frequency Inner*), relacionada a defeitos na pista interna; BPFO (*Ball Pass Frequency Outer*), associada a defeitos na pista externa; BSF (*Ball Spin Frequency*), indicativa de defeitos nos elementos rolantes; e FTF (*Fundamental Train Frequency*), relacionada a falhas na gaiola do rolamento. Essas frequências são calculadas com base nas dimensões geométricas do rolamento e na velocidade de rotação do equipamento, sendo utilizadas como referência para avaliação do estado de saúde dos mancais monitorados (TANDON; CHOUDHURY, 1999).

Complementarmente, métricas de envelope espectral, obtidas por filtragem e demodulação do sinal de aceleração em bandas de frequência específicas, são empregadas para detectar impactos de baixa amplitude causados por defeitos incipientes em rolamentos e engrenamentos, aumentando a sensibilidade do diagnóstico em estágios iniciais de degradação (TANDON; CHOUDHURY, 1999; TIBONI *et al.*, 2022).

2.2.2 Monitoramento de temperatura

O monitoramento de temperatura é uma técnica complementar à análise de vibração, especialmente relevante para o acompanhamento de redutores, mancais de deslizamento, motores elétricos e compressores (RANDALL, 2011). Elevações de temperatura acima dos limites especificados pelos fabricantes podem indicar sobrecarga do equipamento, falhas na lubrificação, aumento de atrito por desgaste de componentes ou deterioração do isolamento elétrico em motores.

Sensores de temperatura instalados nos pontos críticos dos equipamentos permitem o acompanhamento contínuo das condições térmicas de operação, integrando as informações ao sistema de monitoramento de condição junto com as métricas de vibração. Essa combinação segundo Tiboni *et al.* (2022), tende a melhorar a acurácia do diagnóstico em relação ao uso isolado de cada variável.

2.2.3 Sistemas de monitoramento *online*

Os sistemas de monitoramento *online* representam a evolução tecnológica das técnicas preditivas tradicionais, baseadas em inspeções periódicas com coletores portáteis (*offline*) (TIBONI *et al.*, 2022). Nesses sistemas, sensores permanentes instalados nos equipamentos transmitem continuamente os dados coletados para plataformas de *software* especializadas, onde os sinais são processados, as métricas calculadas e os diagnósticos gerados de forma automática.

Essa abordagem permite a detecção de falhas de desenvolvimento rápido, que poderiam não ser capturadas em inspeções periódicas, e fornece dados históricos contínuos para análises de tendência e para o treinamento de modelos preditivos. Em contrapartida, a adoção de sistemas de múltiplos fornecedores em uma mesma planta industrial cria o desafio da fragmentação dos dados em plataformas proprietárias distintas, problema central abordado neste trabalho.

2.3 Integração de sistemas

O cenário corporativo contemporâneo é caracterizado pela coexistência de diversos sistemas de informação desenvolvidos em momentos distintos, utilizando tecnologias e arquiteturas heterogêneas. Essa diversidade tecnológica frequentemente resulta em ambientes fragmentados, nos quais os dados permanecem distribuídos em diferentes aplicações, dificultando o compartilhamento de informações e comprometendo a eficiência dos processos organizacionais (HOHPE; WOOLF, 2004).

A integração de sistemas surge como uma abordagem capaz de conectar aplicações distintas, permitindo o intercâmbio de dados e funcionalidades de maneira padronizada.

Segundo [Hohpe e Woolf \(2004\)](#), integrar sistemas consiste em estabelecer mecanismos que possibilitem a comunicação entre aplicações independentes, reduzindo redundâncias e promovendo maior consistência das informações.

Com o avanço da transformação digital, a integração tornou-se um requisito fundamental para organizações que dependem da troca contínua de informações entre sistemas operacionais, bancos de dados e aplicações analíticas. Nesse contexto, arquiteturas orientadas a serviços e interfaces padronizadas permitem que aplicações heterogêneas operem de forma interoperável, favorecendo a escalabilidade, a flexibilidade e a evolução dos sistemas ao longo do tempo ([BASS; CLEMENTS; KAZMAN, 2022](#)).

Além dos benefícios técnicos, a integração de sistemas representa um importante ativo estratégico para as organizações. Ao possibilitar que sistemas legados e aplicações modernas compartilhem dados de forma segura, torna-se possível reduzir retrabalho, aumentar a qualidade das informações disponíveis para tomada de decisão e acelerar o desenvolvimento de novos serviços digitais ([BASS; CLEMENTS; KAZMAN, 2022](#)).

2.3.1 API

Nesse contexto, as Interfaces de Programação de Aplicações (*Application Programming Interfaces* – APIs) desempenham papel fundamental ao estabelecer contratos padronizados para comunicação entre sistemas. Uma API especifica como funcionalidades e recursos podem ser disponibilizados para outras aplicações, abstraindo detalhes internos de implementação e permitindo que diferentes sistemas interajam de maneira independente ([FIELDING, 2000](#)).

Na arquitetura de *software*, as APIs podem ser compreendidas como conectores responsáveis por intermediar a comunicação entre componentes distintos. Conforme ([FIELDING, 2000](#)), esses conectores definem protocolos de interação que permitem a transferência de informações preservando o baixo acoplamento entre os sistemas, característica essencial para facilitar manutenção, reutilização e evolução das aplicações.

Entre os estilos arquiteturais mais utilizados atualmente destaca-se o REST (*Representational State Transfer*), proposto por [Fielding \(2000\)](#), que estabelece princípios para construção de serviços distribuídos utilizando protocolos da *Web*, especialmente o HTTP. APIs *RESTful* tornaram-se amplamente adotadas devido à simplicidade de implementação, escalabilidade e facilidade de integração entre aplicações desenvolvidas em diferentes tecnologias.

2.3.2 Banco de dados

Um banco de dados pode ser definido como uma coleção organizada de dados relacionados, armazenados de forma persistente e administrados por um Sistema Gerenciador

de Banco de Dados (SGBD), cujo objetivo é garantir armazenamento, recuperação, atualização e controle eficiente das informações (SILBERSCHATZ; KORTH; SUDARSHAN, 2020).

Nos bancos de dados relacionais, as informações são organizadas em tabelas compostas por linhas e colunas, sendo possível estabelecer relacionamentos entre diferentes conjuntos de dados por meio de chaves primárias e estrangeiras. Esse modelo favorece a integridade referencial, reduz redundâncias e possibilita consultas estruturadas utilizando a linguagem SQL (ELMASRI; NAVATHE, 2016).

Em ambientes organizacionais compostos por múltiplos sistemas, a utilização de um banco de dados centralizado constitui uma estratégia importante para consolidar informações provenientes de diferentes fontes. Essa abordagem reduz problemas associados à duplicidade de dados, melhora sua consistência e fornece uma base única para análises gerenciais e processos decisórios (DATE, 2004).

No contexto do monitoramento de ativos industriais, um banco de dados relacional permite armazenar informações provenientes de diferentes sistemas de aquisição, como medições de vibração, temperatura e parâmetros espectrais, relacionando essas informações aos respectivos equipamentos, datas de coleta e demais atributos operacionais. Essa estrutura favorece consultas eficientes e viabiliza a construção de *dashboards* analíticos em ferramentas de *Business Intelligence*, como o Power BI.

Dessa forma, o banco de dados constitui a camada central de persistência do ecossistema de integração, armazenando de maneira estruturada as informações obtidas por meio das APIs e disponibilizando-as para aplicações analíticas sem a necessidade de realizar consultas repetidas às fontes originais.

2.4 *Business Intelligence*

O *Business Intelligence* (BI) é definido como um termo abrangente que integra diversas arquiteturas, ferramentas, bancos de dados, metodologias e aplicativos analíticos. De acordo com Sharda, Delen e Turban (2019), essa abordagem visa melhorar a qualidade da tomada de decisão por meio de sistemas de suporte baseados em dados. O BI é compreendido como o processo de converter dados em informação significativa e, posteriormente, em conhecimento aplicável para o negócio. Segundo Primak (2008), essa transformação é o ponto central para alimentar a gestão do conhecimento dentro das empresas, garantindo que os dados corporativos gerem *insights* relevantes para o negócio.

Para sustentar esses sistemas de BI, as ferramentas de ETL (Extração, Transformação e Carregamento) desempenham um papel fundamental na preparação e organização dos dados. Segundo Turban, Volonino e Evers (2013), o processo de ETL conecta dados de fontes heterogêneas, padronizando-os para que reflitam fielmente os processos de negócio.

A etapa de extração coleta dados de diversas origens, como bancos de dados, planilhas, serviços em nuvem e APIs. Após a coleta, ocorre a transformação, onde os dados são limpos e tratados para garantir a integridade e consistência das análises. Finalmente, na etapa de carga, as informações são importadas para o sistema de BI, permitindo a modelagem de tabelas fato e dimensão que servirão de base para a visualização dos indicadores estratégicos (FARIA; FERREIRA, 2024).

2.5 Trabalhos relacionados

A literatura recente sobre automação da análise de dados e implementação de *Business Intelligence* (BI) no ambiente industrial converge para um conjunto de objetivos comuns: eliminar processos manuais ineficientes, centralizar indicadores estratégicos e ampliar o acesso à informação para diferentes níveis da organização.

Os trabalhos de Gonçalves (2022) e Santos (2019), desenvolvidos no curso de Engenharia de Controle e Automação da UFOP, exemplificam essa tendência ao aplicarem o Power BI para automatizar indicadores de planejamento e controle de manutenção (PCM) em ambientes de mineração. O primeiro voltado à automação geral da análise de indicadores de PCM, e o segundo focado especificamente em métricas de confiabilidade física, como Disponibilidade Física (DF), MTBF e MTTR.

Em ambos os casos, demonstra-se que a ferramenta permite transformar grandes volumes de dados brutos, provenientes de fontes como SQL Server e Excel, em relatórios automatizados que atendem desde o nível operacional até a gerência, promovendo a descentralização da informação e aumentando a rapidez e a confiabilidade da tomada de decisão.

Em uma direção complementar, os trabalhos de Kurihara (2021) e Rocco (2009) reforçam a importância do BI sob a perspectiva da infraestrutura e da integração de dados como pré-condição para a geração de conhecimento estratégico. Kurihara (2021) evidencia o uso do Power BI para converter dados de sistemas ERP em *dashboards* interativos na gestão de fornecedores, demonstrando que ferramentas de BI reduzem o tempo de obtenção de informações e aumentam a assertividade da gestão por meio da visualização clara de KPIs. Rocco (2009), por sua vez, embora utilize tecnologias de uma geração anterior, fundamenta a importância de uma infraestrutura adequada de armazenamento e extração, como *Data Warehouses*, para viabilizar a integração de dados de diferentes fontes em ambientes corporativos.

Em conjunto, esses quatro trabalhos consolidam duas frentes que se complementam. A automação de indicadores de PCM e confiabilidade física via Power BI (GONÇALVES, 2022; SANTOS, 2019); e a estruturação de infraestruturas de integração e armazenamento que sustentam essas análises (KURIHARA, 2021; ROCCO, 2009). O presente

trabalho converge com essa literatura ao adotar o Power BI como centralizador estratégico, mas amplia o escopo técnico ao integrar, via APIs, dados de sensores *online* de múltiplos fornecedores diretamente no *Data Lake* corporativo (plataforma centralizada para armazenamento de dados provenientes de múltiplas fontes, preservando seu formato original para posterior processamento e análise). Enquanto os trabalhos anteriores tratam principalmente de indicadores de PCM já consolidados em sistemas internos.

Esta pesquisa preenche uma lacuna crítica no Centro de Diagnóstico de Ativos ao transformar métricas espectrais complexas, provenientes diretamente de sensores de monitoramento de condição, em gestão à vista. Assim, o trabalho proposto não apenas automatiza o cálculo de KPIs, mas inova ao universalizar o acesso a diagnósticos técnicos em tempo real, elevando o patamar da manutenção preditiva para uma abordagem de Indústria 4.0, na qual a fusão entre o físico e o virtual fundamenta a tomada de decisão de forma integrada.

3 Metodologia

Este trabalho foi desenvolvido por meio do emprego de dados reais coletados em uma empresa mineradora de grande porte e, portanto, algumas informações serão omitidas para resguardar a empresa. Este trabalho caracteriza-se como uma pesquisa aplicada, de natureza tecnológica e abordagem qualitativa, desenvolvida por meio de um estudo de caso em ambiente industrial. O estudo teve como foco a integração de dados provenientes de sistemas de monitoramento de condição de ativos industriais.

Nesse capítulo serão tratados os métodos e ferramentas aplicados para a integração e consolidação de dados provenientes de sensores *online* de diferentes fornecedores, visando a criação de uma plataforma única de *Business Intelligence* por meio de *dashboards* no Microsoft Power BI.

A metodologia adotada foi estruturada em seis etapas principais: caracterização do problema, levantamento das fontes de dados, desenvolvimento da arquitetura de integração, implementação do processo de ETL, consolidação dos dados em ambiente corporativo e desenvolvimento das ferramentas de visualização.

3.1 Caracterização do problema

O Centro de Diagnóstico de Ativos da organização estudada utiliza diferentes tecnologias de monitoramento *online* para acompanhamento da condição operacional dos equipamentos críticos da planta industrial. Essas tecnologias são fornecidas por fabricantes distintos, cada qual disponibilizando seus dados por meio de plataformas próprias.

Embora as soluções existentes apresentassem capacidade adequada de monitoramento individual dos ativos, a inexistência de uma plataforma unificada dificultava o processo de análise global dos equipamentos. Os analistas precisavam acessar múltiplos sistemas, realizar autenticações independentes e interpretar informações apresentadas em formatos distintos.

Além disso, diferentes fabricantes utilizavam nomenclaturas próprias para representar parâmetros equivalentes, dificultando a comparação direta entre ativos monitorados por tecnologias diferentes.

Diante desse cenário, identificou-se a necessidade de desenvolver uma solução capaz de centralizar, padronizar e disponibilizar essas informações de forma integrada.

3.2 Levantamento das fontes de dados

A etapa inicial do desenvolvimento da solução consistiu na identificação e caracterização das fontes de dados utilizadas no monitoramento de condição dos ativos industriais. O objetivo dessa etapa foi compreender como as informações eram disponibilizadas pelos diferentes fornecedores, quais mecanismos de integração estavam disponíveis e quais restrições técnicas poderiam impactar o desenvolvimento da solução proposta.

Inicialmente foi realizado um levantamento dos sistemas utilizados pelo Centro de Diagnóstico de Ativos para acompanhamento dos equipamentos monitorados. Para cada plataforma identificada foram catalogadas informações relacionadas ao fabricante, tipo de sensor empregado, variáveis monitoradas, frequência de atualização dos dados, forma de acesso às informações e recursos de integração disponíveis.

Após o mapeamento inicial, foi conduzida uma análise comparativa dos mecanismos de aquisição de dados oferecidos pelos fornecedores. Foram consideradas quatro alternativas principais:

- Exportação manual de relatórios em formatos tabulares;
- Compartilhamento periódico de planilhas eletrônicas;
- Acesso direto aos bancos de dados dos sistemas;
- Integração por meio de Interfaces de Programação de Aplicações (APIs).

A avaliação das alternativas foi realizada considerando critérios de escalabilidade, automatização, frequência de atualização dos dados, segurança da informação, esforço de manutenção e capacidade de integração com futuras fontes de dados.

A exportação manual de relatórios e o compartilhamento de planilhas foram descartados devido à elevada dependência de intervenção humana e ao risco de inconsistências decorrentes de operações manuais. O acesso direto aos bancos de dados também apresentou limitações, uma vez que os fornecedores utilizavam infraestruturas proprietárias hospedadas em ambientes externos, sem disponibilização de acesso às estruturas internas de armazenamento.

Diante desse cenário, a integração por APIs foi selecionada como a estratégia de aquisição de dados mais adequada. Essa abordagem permitia acesso automatizado às informações diretamente nas plataformas dos fabricantes, eliminando etapas intermediárias de manipulação de arquivos e possibilitando atualizações periódicas de forma escalável.

Após a definição da estratégia de integração, foi iniciado o processo de levantamento técnico das APIs disponibilizadas pelos fornecedores. Para cada plataforma foram

solicitados acesso aos ambientes de desenvolvimento, credenciais de autenticação e documentação técnica das interfaces.

A análise da documentação teve como objetivo identificar os elementos necessários para implementação das rotinas de aquisição de dados. Entre os principais aspectos avaliados destacam-se:

- *Endpoints* disponíveis para consulta das informações;
- Métodos de autenticação utilizados;
- Estrutura das requisições HTTP;
- Formato dos dados retornados;
- Limites de requisição estabelecidos pelos fornecedores;
- Políticas de expiração de tokens de acesso;
- Mecanismos de paginação de resultados;
- Frequência máxima recomendada para consultas.

A partir dessas informações foi elaborada uma matriz de integração contendo o mapeamento completo das APIs estudadas. Essa matriz serviu como base para o desenvolvimento das rotinas de aquisição apresentadas na etapa seguinte da metodologia.

Como resultado dessa fase, foi possível identificar as variáveis disponíveis em cada plataforma, compreender as diferenças existentes entre as estruturas de dados dos fornecedores e definir a arquitetura de integração necessária para consolidar as informações em uma base única de monitoramento.

3.3 Desenvolvimento da arquitetura de integração

Após o levantamento das fontes de dados e a obtenção das documentações técnicas das APIs disponibilizadas pelos fornecedores, foi desenvolvida uma arquitetura de integração com o objetivo de automatizar a aquisição, o tratamento e a disponibilização dos dados de monitoramento de condição.

A arquitetura proposta foi estruturada em três camadas principais: aquisição de dados, processamento e tratamento das informações e armazenamento para consumo analítico. Essa divisão teve como objetivo desacoplar as etapas do processo, facilitando a manutenção da solução e permitindo futuras expansões para novos fornecedores ou novas variáveis de monitoramento.

A camada de aquisição foi implementada utilizando a linguagem Python devido à ampla disponibilidade de bibliotecas voltadas para integração de sistemas, manipulação de dados e comunicação com serviços web. O processo de aquisição foi baseado em requisições HTTP realizadas diretamente às APIs dos fornecedores, permitindo acesso automatizado às informações disponibilizadas pelas plataformas de monitoramento.

3.3.1 Processo de autenticação

O primeiro desafio identificado durante a implementação da integração foi o gerenciamento da autenticação dos serviços. Cada plataforma possui mecanismos próprios de controle de acesso, exigindo a obtenção de credenciais específicas para utilização das APIs.

Os mecanismos de autenticação variavam conforme a API disponibilizada por cada fornecedor. Algumas plataformas utilizavam autenticação baseada em usuário e senha, outras empregavam chaves de acesso ou tokens de autenticação.

Neste trabalho, é apresentado como exemplo o processo adotado por uma das plataformas integradas, cuja autenticação era realizada por meio de tokens JWT (*JSON Web Token*). O processo consistia inicialmente na leitura de uma chave privada disponibilizada pelo fornecedor. A partir dessa chave era gerado um token temporário contendo informações de identificação da aplicação e do usuário responsável pela integração.

Após a geração do token JWT, era realizada uma requisição ao serviço de autenticação da API, responsável por retornar um token de acesso válido para utilização nas demais consultas. Esse mecanismo garantiu que apenas aplicações autorizadas pudessem acessar os dados disponibilizados pela plataforma.

A renovação dos tokens era executada automaticamente sempre que necessário, evitando interrupções causadas pela expiração das credenciais de acesso.

3.3.2 Aquisição dos dados de monitoramento

Após a autenticação, o processo de aquisição iniciava-se a partir de uma lista previamente cadastrada contendo os identificadores dos pontos de monitoramento dos ativos.

Para cada ponto monitorado era realizada uma consulta à API utilizando parâmetros de período definidos dinamicamente. No presente trabalho foi adotada uma janela móvel de 24 horas, permitindo a obtenção dos registros mais recentes disponíveis na plataforma.

O Código 3.1 apresenta um trecho simplificado da rotina desenvolvida para aquisição e tratamento inicial dos dados provenientes da API.

```

1 df['API Response'] = df['monitoringPointId'].apply(
2     lambda x: get_api_response(x, token))
3
4 df['API Response'] = df['API Response'].apply(
5     lambda x: x.get('docs', []) if x and isinstance(x, dict) else [])
6
7 df = df[df['API Response'].apply(lambda x: len(x) > 0)]
8
9 df = df.explode('API Response')
10
11 df = pd.concat(
12     [df.drop(['API Response'], axis=1),
13      df['API Response'].apply(pd.Series)],
14     axis=1
15 )

```

Código 3.1 – Trecho da rotina de aquisição e transformação inicial dos dados provenientes da API

Nesse trecho, para cada ponto de monitoramento é realizada uma consulta à API, sendo a resposta recebida em formato JSON. Em seguida, os registros são extraídos do atributo *docs*, expandidos e convertidos para uma estrutura tabular utilizando a biblioteca Pandas. Esse procedimento corresponde às etapas iniciais do processo de ETL, preparando os dados para as fases posteriores de padronização, validação e armazenamento.

As respostas retornadas pela API eram disponibilizadas em formato JSON, contendo informações referentes às medições realizadas pelos sensores. Durante essa etapa foram utilizados mecanismos de controle de taxa de requisições (*rate limiting*), evitando sobrecarga nos servidores dos fornecedores e reduzindo o risco de bloqueio das integrações.

Além das informações gerais das medições, foram realizadas consultas complementares para obtenção das métricas espectrais associadas a cada registro coletado. Essas métricas incluíam indicadores relacionados à velocidade de vibração, aceleração, envelope espectral e parâmetros utilizados na avaliação da condição dos componentes monitorados.

3.3.3 Tratamento das respostas da API

Devido à heterogeneidade das estruturas de dados retornadas pelos fornecedores, foi necessária a implementação de uma camada intermediária de tratamento das respostas recebidas.

Inicialmente, os objetos JSON retornados pelas APIs foram convertidos para estruturas tabulares utilizando a biblioteca Pandas. Em seguida, os campos relevantes foram

extraídos e reorganizados em um formato padronizado para posterior processamento.

Durante essa etapa foram realizadas operações de expansão de estruturas aninhadas, normalização de campos e extração das variáveis de interesse. As informações espectrais retornadas pela API foram associadas aos respectivos ativos monitorados por meio dos identificadores únicos de cada medição.

Também foi implementado um processo de filtragem das métricas recebidas, mantendo apenas os indicadores considerados relevantes para as análises de manutenção preditiva. Essa abordagem reduziu significativamente o volume de dados processados e armazenados, concentrando a solução nas variáveis efetivamente utilizadas pelos especialistas de monitoramento.

3.3.4 Mecanismos de validação e confiabilidade

Considerando a dependência da solução em serviços externos, foram implementados mecanismos específicos para aumentar a confiabilidade do processo de aquisição.

Todas as etapas do fluxo passaram a registrar eventos de execução em *logs* estruturados, permitindo rastrear falhas e identificar possíveis inconsistências durante a operação.

Adicionalmente, foram implementadas rotinas de tratamento de exceções para situações como:

- Falhas de comunicação com os servidores externos;
- Expiração de tokens de autenticação;
- Respostas incompletas da API;
- Ausência de dados para determinados ativos;
- Interrupções temporárias da rede.

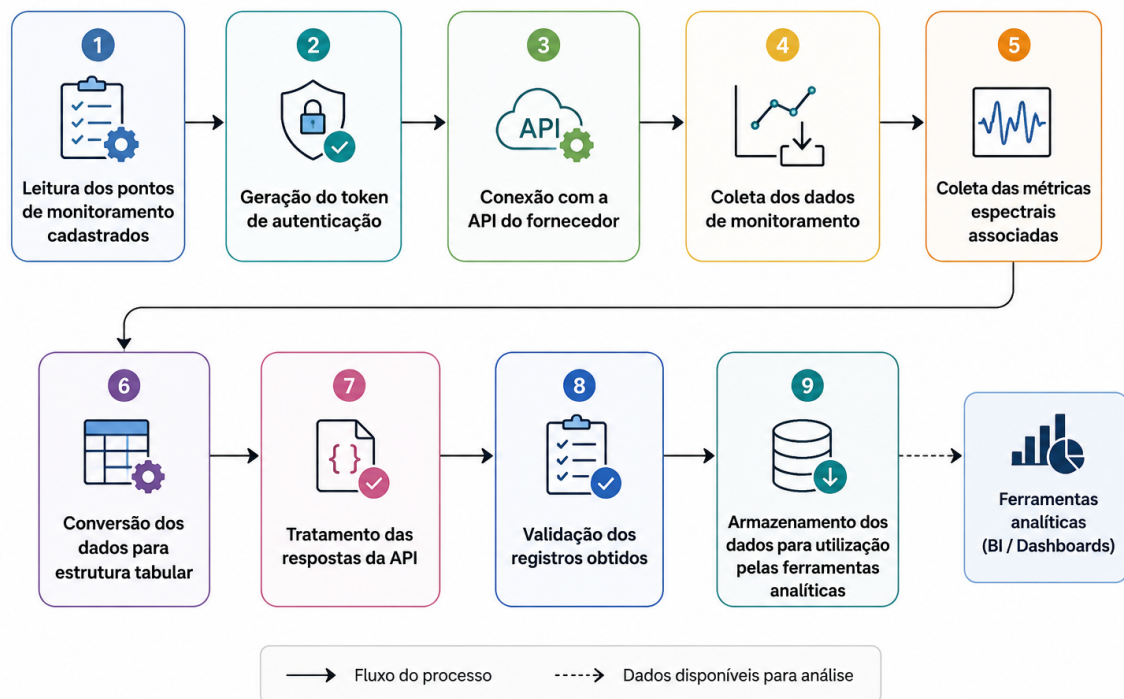
Em situações de falha temporária, novas tentativas de consulta eram executadas automaticamente antes que o processo fosse interrompido. Essa estratégia aumentou a robustez da solução e reduziu perdas de dados decorrentes de indisponibilidades momentâneas dos serviços externos.

Também foram implementadas regras de validação para garantir a consistência dos dados adquiridos. Os valores recebidos foram convertidos para formatos numéricos padronizados e submetidos a verificações de integridade. Registros inconsistentes ou incompletos eram automaticamente descartados do processo de carga.

3.3.5 Fluxo geral da arquitetura

A Figura 1 apresenta o fluxograma geral da arquitetura desenvolvida para integração dos dados de monitoramento de condição. A arquitetura implementada pode ser resumida nas seguintes etapas:

Figura 1 – Fluxo geral da arquitetura



Fonte: elaborado pelo autor, 2026.

O processo inicia-se com a leitura dos pontos de monitoramento previamente cadastrados, seguida pela geração do *token* de autenticação necessário para acesso às APIs dos fornecedores. Após a autenticação, é realizada a conexão com a plataforma de monitoramento, permitindo a coleta dos dados operacionais e das respectivas métricas espectrais associadas aos ativos monitorados.

Em seguida, os dados obtidos são convertidos para uma estrutura tabular, facilitando seu processamento e integração com as demais etapas da arquitetura. Posteriormente, são executados procedimentos de tratamento das respostas retornadas pelas APIs e validação dos registros coletados, garantindo a consistência e a qualidade das informações antes de seu armazenamento.

Por fim, os dados consolidados são armazenados no ambiente corporativo, tornando-se disponíveis para utilização por ferramentas analíticas, como painéis de *Business Intelligence*.

Essa arquitetura constituiu a base do processo de integração desenvolvido neste trabalho, permitindo automatizar a aquisição de dados provenientes de plataformas distintas e estabelecer um fluxo contínuo para disponibilização das informações utilizadas nas etapas subsequentes da solução.

3.4 Processo de padronização e transformação dos dados

Após a etapa de aquisição, os dados coletados passaram por um processo de transformação e padronização com o objetivo de garantir consistência, uniformidade e interoperabilidade entre as diferentes fontes de informação utilizadas no monitoramento de condição dos ativos.

Embora as APIs disponibilizassem informações referentes a variáveis semelhantes, verificou-se que cada fornecedor adotava estruturas de dados, nomenclaturas, unidades de medida e modelos de representação próprios. Essa heterogeneidade dificultava a realização de análises integradas e inviabilizava a construção de indicadores corporativos comuns para todos os ativos monitorados.

Dessa forma, foi desenvolvida uma camada intermediária de transformação responsável por converter os dados recebidos em um modelo padronizado de armazenamento e análise.

3.4.1 Caracterização das diferenças entre fornecedores

A primeira etapa consistiu na análise das estruturas de dados recebidas das diferentes plataformas de monitoramento.

Para cada fornecedor foram identificados:

- Campos disponibilizados pela API;
- Estrutura hierárquica dos dados;
- Convenções de nomenclatura;
- Formatos de data e hora;
- Unidades de medida utilizadas;
- Variáveis monitoradas;
- Critérios de classificação dos alarmes.

Essa análise permitiu identificar diferenças significativas entre as plataformas. Em diversos casos, métricas equivalentes eram representadas por nomes distintos, enquanto determinadas informações eram disponibilizadas em estruturas completamente diferentes.

Além disso, alguns fornecedores retornavam os dados em estruturas aninhadas do tipo JSON, exigindo procedimentos adicionais para extração das informações relevantes.

3.4.2 Definição do modelo de dados padronizado

Após a análise das fontes, foi definido um modelo corporativo de dados capaz de representar de forma uniforme as informações provenientes de todos os sistemas monitorados.

O modelo estabeleceu um conjunto de atributos comuns para cada registro coletado, incluindo:

- Identificação do ativo;
- Identificação do ponto de monitoramento;
- Data e hora da medição;
- Variável monitorada;
- Valor medido;
- Unidade de medida;
- Fabricante do sistema de monitoramento;
- Indicadores de condição.

A adoção desse modelo permitiu desacoplar a estrutura analítica utilizada pela solução das estruturas originais dos fornecedores, simplificando futuras integrações.

3.4.3 Padronização das nomenclaturas

Uma das principais atividades realizadas nesta etapa foi a criação de uma tabela de equivalência entre as nomenclaturas utilizadas pelos diferentes fabricantes.

Métricas que possuíam o mesmo significado físico, mas eram representadas por nomes distintos, passaram a ser associadas a uma nomenclatura corporativa única.

Por exemplo, parâmetros relacionados à velocidade global de vibração, aceleração RMS e indicadores espectrais eram frequentemente nomeados de formas diferentes em cada plataforma. A padronização permitiu que essas informações fossem agrupadas sob uma mesma classificação, facilitando análises comparativas entre ativos monitorados por tecnologias distintas.

A utilização dessa camada de tradução eliminou ambiguidades e garantiu que os usuários visualizassem informações consistentes independentemente da origem dos dados.

3.4.4 Conversão de formatos e unidades de medida

Além da padronização das nomenclaturas, foi necessário uniformizar os formatos dos dados recebidos.

Inicialmente foram realizadas conversões de tipos de dados para garantir compatibilidade com as ferramentas de armazenamento e análise. Campos numéricos, datas e identificadores foram convertidos para formatos padronizados, evitando inconsistências durante o processamento.

Também foram avaliadas as unidades de medida utilizadas pelos diferentes fornecedores. Para garantir a comparabilidade entre os dados, realizou-se inicialmente um levantamento das especificações técnicas disponibilizadas nos manuais dos fabricantes, identificando as unidades adotadas para cada variável de monitoramento. Em seguida, essas informações foram validadas em conjunto com os analistas do Centro de Diagnóstico de Ativos, assegurando que as conversões aplicadas preservassem o significado físico das grandezas e estivessem alinhadas às práticas de diagnóstico utilizadas pela equipe.

A partir desse processo foi definida uma unidade de referência para cada variável padronizada, sendo implementadas rotinas automáticas de conversão sempre que os valores eram recebidos em formatos distintos. Esse procedimento foi aplicado ao conjunto de variáveis utilizadas nos *dashboards* corporativos, garantindo que métricas equivalentes fossem armazenadas de forma uniforme, independentemente do fabricante responsável pela aquisição dos dados.

3.4.5 Tratamento de inconsistências e qualidade dos dados

Com o objetivo de aumentar a confiabilidade das informações armazenadas, foram implementadas regras de validação e tratamento de inconsistências.

Entre as verificações realizadas destacam-se:

- Identificação de registros duplicados;
- Remoção de campos vazios ou inválidos;
- Tratamento de valores nulos;
- Verificação de formatos incorretos;
- Validação dos identificadores dos ativos;
- Conferência da integridade das medições recebidas.

Durante essa etapa também foram estabelecidos critérios para descarte de registros incompletos ou inconsistentes, evitando que dados inválidos fossem incorporados à base consolidada.

Todas as transformações executadas foram registradas em *logs* de processamento, permitindo rastrear alterações realizadas ao longo do fluxo de dados e facilitando atividades futuras de auditoria e manutenção.

3.4.6 Estruturação dos dados para consumo analítico

Após a conclusão das etapas de padronização e validação, os dados foram organizados em uma estrutura tabular otimizada para utilização em ferramentas analíticas e de *Business Intelligence*.

O conjunto final de dados passou a apresentar uma estrutura homogênea independentemente da plataforma de origem, possibilitando a construção de indicadores corporativos, análises comparativas e visualizações integradas dos ativos monitorados.

Essa camada de transformação constituiu um dos elementos centrais da solução desenvolvida, pois permitiu converter informações heterogêneas provenientes de diferentes sistemas em uma base única, consistente e preparada para utilização nas etapas subsequentes de armazenamento e visualização.

3.5 Consolidação em ambiente corporativo

Após a conclusão das etapas de aquisição, tratamento e padronização dos dados, foi necessário definir uma estratégia de armazenamento capaz de suportar o crescimento da solução e garantir a disponibilidade das informações para diferentes áreas da organização.

Inicialmente, os dados processados eram armazenados em uma camada intermediária utilizada para validação das integrações e homologação das regras de transformação. Essa etapa permitiu verificar a consistência das informações coletadas e identificar possíveis ajustes antes da incorporação da solução ao ambiente corporativo.

Com a validação da arquitetura proposta, iniciou-se o processo de integração com a infraestrutura de dados da organização. A estratégia adotada consistiu na utilização do *Data Lake* corporativo como repositório central para armazenamento das informações provenientes das diferentes plataformas de monitoramento.

3.5.1 Estruturação da camada de armazenamento

A primeira atividade realizada consistiu na definição da estrutura de armazenamento dos dados. Para isso, foram analisados os requisitos de volume, frequência de atu-

alização, rastreabilidade e consumo analítico.

Os conjuntos de dados foram organizados em tabelas estruturadas contendo informações referentes aos ativos monitorados, pontos de medição, métricas coletadas, registros históricos e indicadores de condição.

A modelagem adotada buscou preservar a granularidade original dos dados coletados, permitindo futuras análises históricas e o desenvolvimento de novos indicadores sem necessidade de alterações significativas na estrutura de armazenamento.

3.5.2 Integração com o *Data Lake* corporativo

Após a definição do modelo de dados, foram desenvolvidos processos automatizados para transferência das informações tratadas para o ambiente corporativo.

A integração foi realizada de forma incremental, permitindo que apenas os registros novos ou modificados fossem transferidos para o *Data Lake*. Essa estratégia reduziu o volume de processamento necessário durante as atualizações periódicas e aumentou a eficiência da solução.

O período de retenção dos dados armazenados no *Data Lake* corporativo não fazia parte do escopo deste trabalho, sendo definido pelas políticas de governança de dados da organização. Dessa forma, a arquitetura desenvolvida concentrou-se na integração e disponibilização das informações, independentemente do tempo de permanência dos registros no ambiente corporativo.

Além disso, foram implementados mecanismos de controle para garantir a integridade dos dados carregados, incluindo verificações de duplicidade, consistência temporal e validação dos identificadores dos ativos.

A utilização do *Data Lake* corporativo permitiu centralizar em uma única infraestrutura os dados provenientes de diferentes fornecedores, eliminando dependências de sistemas isolados e facilitando futuras integrações com outras aplicações da organização.

3.5.3 Governança e rastreabilidade dos dados

Um dos objetivos da consolidação em ambiente corporativo foi garantir maior governança sobre as informações utilizadas nos processos de monitoramento de condição.

Para isso, foram estabelecidas regras de versionamento, controle de acesso e rastreabilidade dos dados armazenados. Cada registro passou a possuir informações relacionadas à sua origem, data de coleta e data de processamento, permitindo identificar a procedência das informações utilizadas nos *dashboards* e análises corporativas.

Esses mecanismos aumentaram a confiabilidade da solução e facilitaram atividades de auditoria, manutenção e evolução da arquitetura desenvolvida.

3.5.4 Disponibilização dos dados para consumo analítico

Após a consolidação no *Data Lake*, foram desenvolvidas consultas SQL responsáveis por disponibilizar os conjuntos de dados necessários para utilização pelas ferramentas analíticas.

As consultas foram projetadas para realizar agregações, filtragens e associações entre diferentes tabelas, fornecendo uma estrutura otimizada para consumo pelo Power BI.

Essa camada intermediária de consulta permitiu separar os processos de armazenamento dos processos de visualização, reduzindo o impacto das análises sobre os dados brutos e aumentando o desempenho das aplicações analíticas.

Como resultado, foi estabelecida uma arquitetura centralizada e escalável para armazenamento dos dados de monitoramento de condição, possibilitando a utilização das informações por diferentes áreas da organização e criando a base necessária para o desenvolvimento dos *dashboards* corporativos.

3.6 Desenvolvimento dos *dashboards*

Com os dados consolidados e disponibilizados em ambiente corporativo, iniciou-se a etapa de desenvolvimento das ferramentas de visualização e análise. O objetivo dessa fase foi transformar os dados coletados em informações acessíveis e úteis para os diferentes usuários envolvidos no processo de monitoramento de condição dos ativos.

A plataforma Microsoft Power BI foi selecionada como ferramenta de *Business Intelligence* devido à sua capacidade de integração com múltiplas fontes de dados, flexibilidade na construção de indicadores e ampla utilização no ambiente corporativo da organização.

3.6.1 Levantamento dos requisitos de visualização

O desenvolvimento dos *dashboards* iniciou-se com o levantamento das necessidades dos usuários do Centro de Diagnóstico de Ativos.

Foram realizadas reuniões com especialistas de monitoramento, engenheiros de confiabilidade e gestores de manutenção para identificar quais informações eram utilizadas rotineiramente no processo de tomada de decisão.

A partir desse levantamento foram definidos os principais indicadores de desempenho, métricas de condição e filtros necessários para navegação nos painéis.

3.6.2 Definição dos indicadores e métricas

Os *dashboards* foram estruturados para apresentar informações relacionadas ao estado de saúde dos ativos monitorados, incluindo indicadores de criticidade, evolução temporal das variáveis monitoradas, distribuição dos alarmes e acompanhamento dos principais parâmetros de vibração.

Também foram desenvolvidos indicadores consolidados para acompanhamento da quantidade de ativos monitorados, quantidade de anomalias identificadas, distribuição por áreas operacionais e evolução dos diagnósticos realizados.

A definição desses indicadores teve como objetivo fornecer uma visão tanto operacional quanto gerencial do processo de monitoramento.

3.6.3 Modelagem dos dados no Power BI

Após a definição dos requisitos, foi realizada a modelagem dos dados dentro do ambiente Power BI.

As tabelas provenientes do *Data Lake* foram organizadas em um modelo relacional contendo tabelas fato e dimensões, permitindo a construção de análises dinâmicas e facilitando a navegação entre diferentes níveis de detalhamento das informações.

Também foram desenvolvidas medidas utilizando a linguagem DAX para cálculo dos indicadores utilizados nos painéis.

A modelagem adotada buscou otimizar o desempenho das consultas e reduzir o tempo de atualização dos *dashboards*.

3.6.4 Desenvolvimento das visualizações

A construção das visualizações seguiu princípios de gestão à vista e design informacional, priorizando a clareza na apresentação dos dados e a facilidade de interpretação pelos usuários.

Foram utilizados gráficos temporais, indicadores de desempenho, tabelas analíticas, filtros interativos e mecanismos de navegação hierárquica que permitiam explorar os dados desde uma visão corporativa até o nível individual de cada ativo monitorado.

Os painéis foram organizados de forma a destacar situações que demandavam atenção imediata dos especialistas, facilitando a priorização das análises e o acompanhamento das condições dos equipamentos.

3.6.5 Publicação e atualização dos *dashboards*

Após o desenvolvimento, os *dashboards* foram publicados no ambiente corporativo do Power BI Service, permitindo acesso por diferentes usuários da organização.

Foram configuradas rotinas automáticas de atualização sincronizadas com os processos de carga do *Data Lake*, garantindo que as informações apresentadas refletissem os dados mais recentes disponíveis nas plataformas de monitoramento.

Essa arquitetura permitiu disponibilizar informações atualizadas de forma contínua, reduzindo a necessidade de consultas manuais aos sistemas dos fornecedores e ampliando o acesso às informações de monitoramento de condição.

3.7 Validação da solução

Após a implementação da arquitetura de integração e dos *dashboards* corporativos, foi conduzido um processo de validação com o objetivo de verificar a consistência dos dados processados, a confiabilidade das integrações desenvolvidas e a aderência da solução às necessidades operacionais dos usuários.

A validação foi estruturada em três etapas complementares: validação técnica dos dados, validação funcional dos *dashboards* e validação operacional junto aos usuários finais.

3.7.1 Validação técnica dos dados

A primeira etapa consistiu na comparação entre os dados obtidos diretamente nas plataformas originais dos fornecedores e os dados disponibilizados após o processamento realizado pela solução desenvolvida.

Para isso, foram selecionadas amostras representativas de ativos monitorados e comparados parâmetros como datas de medição, valores das métricas coletadas, identificadores dos pontos de monitoramento e classificações de condição.

O objetivo dessa análise foi verificar se os processos de aquisição, transformação e armazenamento preservavam integralmente as informações disponibilizadas pelas fontes originais.

As verificações realizadas não identificaram divergências significativas entre os dados coletados e os dados apresentados na solução consolidada, demonstrando a efetividade das rotinas de integração implementadas.

3.7.2 Validação funcional dos *dashboards*

A segunda etapa teve como objetivo avaliar o correto funcionamento dos *dashboards* desenvolvidos.

Foram realizados testes envolvendo filtros, segmentações, navegação entre páginas, atualização automática dos dados e cálculo dos indicadores disponibilizados nos painéis.

Também foram verificadas situações específicas envolvendo mudanças de período, seleção de ativos e aplicação simultânea de filtros por ativo e ponto de monitoramento, confirmando que as informações apresentadas nos *dashboards* permaneciam consistentes em diferentes combinações de consulta.

Esses testes permitiram confirmar a consistência das visualizações e garantir que os indicadores apresentados correspondessem corretamente aos dados armazenados no ambiente corporativo.

3.7.3 Validação operacional com os usuários

A etapa final consistiu na avaliação da solução pelos profissionais do Centro de Diagnóstico de Ativos (CDA) e profissionais pertencentes às equipes de manutenção que utilizariam os *dashboards* em suas atividades rotineiras de monitoramento de condição.

A avaliação ocorreu de forma contínua ao longo do desenvolvimento da solução. À medida que novas funcionalidades eram disponibilizadas, os usuários utilizavam os *dashboards* em situações reais de trabalho e forneciam sugestões, comentários e observações de maneira espontânea, permitindo identificar oportunidades de melhoria relacionadas à usabilidade, à disponibilidade das informações e à adequação da solução às necessidades operacionais.

Embora não tenha sido aplicado um questionário estruturado ou um protocolo formal de avaliação, o retorno obtido durante esse processo iterativo contribuiu para o refinamento dos *dashboards* e para o ajuste de funcionalidades de acordo com as demandas identificadas pelos usuários.

3.7.4 Critérios de avaliação dos benefícios obtidos

Além da validação técnica, buscou-se avaliar qualitativamente os benefícios operacionais proporcionados pela solução desenvolvida. Como o processo implantado representava uma nova forma de integração e disponibilização das informações, não existiam indicadores históricos ou métricas consolidadas que permitissem uma comparação quantitativa entre os cenários anterior e posterior à implementação.

Dessa forma, a avaliação foi baseada na observação do processo de utilização da solução e nas percepções relatadas pelos usuários durante sua adoção. Os principais aspectos considerados foram:

- Redução do tempo necessário para obtenção das informações;

- Centralização dos dados em ambiente único;
- Ampliação do acesso às informações de monitoramento;
- Padronização dos indicadores utilizados;
- Melhoria da rastreabilidade dos dados;
- Apoio à tomada de decisão baseada em dados.

Com base na validação técnica realizada e nas percepções relatadas pelos usuários durante a utilização da solução, observou-se que a arquitetura desenvolvida atendeu aos objetivos propostos, proporcionando maior visibilidade das condições dos ativos e contribuindo para a democratização das informações de monitoramento dentro da organização.

A consolidação dos dados em uma plataforma única permitiu transformar um processo anteriormente fragmentado em um fluxo estruturado de informação, aumentando a eficiência das análises e fortalecendo o suporte às atividades de manutenção preditiva.

4 Resultados

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com a implementação da arquitetura de integração de dados de monitoramento de condição descrita no Capítulo 3. Os resultados são organizados em quatro dimensões principais: a integração técnica das fontes de dados, a padronização e consolidação das informações, a disponibilização dos indicadores por meio de *dashboards* corporativos e os benefícios operacionais observados após a implantação da solução.

4.1 Resultados da integração técnica

A etapa de integração técnica consistiu no desenvolvimento de rotinas automatizadas de aquisição de dados a partir das APIs dos fornecedores de sistemas de monitoramento de condição presentes no Centro de Diagnóstico de Ativos. A solução implementada foi capaz de se conectar de forma autônoma às plataformas dos fabricantes, realizar a autenticação por meio de tokens JWT, coletar os registros de monitoramento dentro de uma janela móvel de 24 horas e armazenar as informações em estrutura tabular para processamento posterior.

O processo de autenticação, que inicialmente representou um dos principais desafios do desenvolvimento, foi resolvido com a implementação de um mecanismo de renovação automática de tokens. Dessa forma, a solução passou a operar de forma contínua sem necessidade de intervenção manual para revalidação de credenciais, garantindo a disponibilidade ininterrupta do fluxo de dados.

Durante o desenvolvimento, foram identificadas e tratadas situações recorrentes de instabilidade nas comunicações com os servidores externos, incluindo falhas de *timeout*, respostas incompletas e interrupções temporárias de rede. A implementação de rotinas de tratamento de exceções com novas tentativas automáticas reduziu significativamente a perda de registros decorrente dessas ocorrências, aumentando a robustez e a confiabilidade do processo de aquisição.

O fluxo de dados implementado compreende as seguintes etapas sequenciais, conforme esquematizado na Figura 2: leitura dos pontos de monitoramento cadastrados, geração do token de autenticação, conexão com a API do fornecedor, coleta dos dados de monitoramento e das métricas espectrais associadas, conversão para estrutura tabular, tratamento e padronização das informações, validação dos registros e armazenamento para consumo analítico.

Figura 2 – Fluxo da arquitetura de integração desenvolvida



Fonte: elaborado pelo autor, 2026.

A Figura 2 ilustra o *pipeline* completo: sensores de diferentes fabricantes transmitem dados para suas respectivas plataformas proprietárias; *scripts* Python realizam a extração via API; os dados são tratados e padronizados; e o resultado é depositado no *Data Lake* corporativo, de onde são consumidos pelo Power BI para geração dos *dashboards*.

4.2 Padronização e consolidação dos dados

Um dos resultados mais relevantes deste trabalho foi a criação de um modelo de dados corporativo unificado, capaz de representar de forma homogênea as informações provenientes de fornecedores com estruturas, nomenclaturas e unidades de medida distintas.

Antes da implementação da solução, as métricas de vibração eram representadas por nomenclaturas proprietárias de cada fabricante. Parâmetros fisicamente equivalentes — como velocidade RMS de vibração, aceleração de envelope e frequências características de falha de rolamentos (BPFI, BPFO, BSF) — recebiam denominações diferentes em cada plataforma, inviabilizando comparações diretas entre equipamentos monitorados por tecnologias distintas.

A tabela de equivalência desenvolvida durante o processo de padronização mapeou essas variáveis para uma nomenclatura corporativa única, permitindo que os *dashboards* exibissem os mesmos indicadores independentemente do fabricante do sensor. As principais métricas padronizadas foram: velocidade global (mm/s), aceleração RMS (g), aceleração de carpete em bandas de frequência específicas (g), envelope espectral (gE), frequências características de defeito em componentes de rolamentos (BPFI, BPFO, BSF, BPFI) e indicadores de folga mecânica, desalinhamento e desbalanceamento. Esses indicadores são representados por valores numéricos, cuja unidade de medida varia conforme a métrica adotada para aferir tal condição, sendo predominantemente velocidade global em bandas de frequência específicas (mm/s).

Adicionalmente, foram padronizados os formatos de data e hora, os identificadores dos ativos e as classificações de condição (normal, alerta e alarme), que também variavam entre os sistemas dos diferentes fornecedores. Essa uniformização foi fundamental

para viabilizar a construção de indicadores corporativos consolidados e para garantir a consistência das análises realizadas pelos especialistas do CDA.

A validação técnica dos dados consistiu na comparação direta entre os valores das métricas apresentados nas plataformas dos fornecedores e aqueles armazenados e disponibilizados pela solução desenvolvida. Essa conferência permitiu verificar que os dados importados reproduziam fielmente as informações presentes nas plataformas de origem, sem discrepâncias observadas durante a validação das amostras analisadas, demonstrando a efetividade das rotinas de integração implementadas.

4.3 *dashboards* desenvolvidos

Com os dados consolidados no *Data Lake* corporativo, foram desenvolvidos *dashboards* no Microsoft Power BI para visualização e análise dos indicadores de monitoramento de condição. Os painéis foram estruturados para atender a diferentes necessidades dos usuários do CDA, desde uma visão gerencial consolidada até o detalhamento individual de cada ativo e ponto de medição.

4.3.1 Visão consolidada por equipamento

O primeiro nível de visualização desenvolvido apresenta uma visão consolidada do estado de saúde dos ativos monitorados, organizada por tipo de equipamento e área operacional. Para cada ativo são exibidos indicadores de condição representados por um sistema de cores: verde para condição normal, amarelo para alerta e vermelho para alarme. Esse formato permite que os analistas identifiquem rapidamente quais equipamentos demandam atenção prioritária sem necessidade de navegar individualmente em cada plataforma de origem.

A Figura 3 ilustra o painel de visão consolidada para transportadores de correia, onde as métricas de BPFI, BPFO, BSF, folga mecânica e lubrificação são apresentadas para cada ponto de medição (volante de inércia, motor, redutor e tambores). O *dashboard* é atualizado automaticamente com base nos dados mais recentes disponíveis no *Data Lake*, eliminando a necessidade de consulta manual aos sistemas dos fornecedores.

Figura 3 – *Dashboard* de visão consolidada para transportadores.



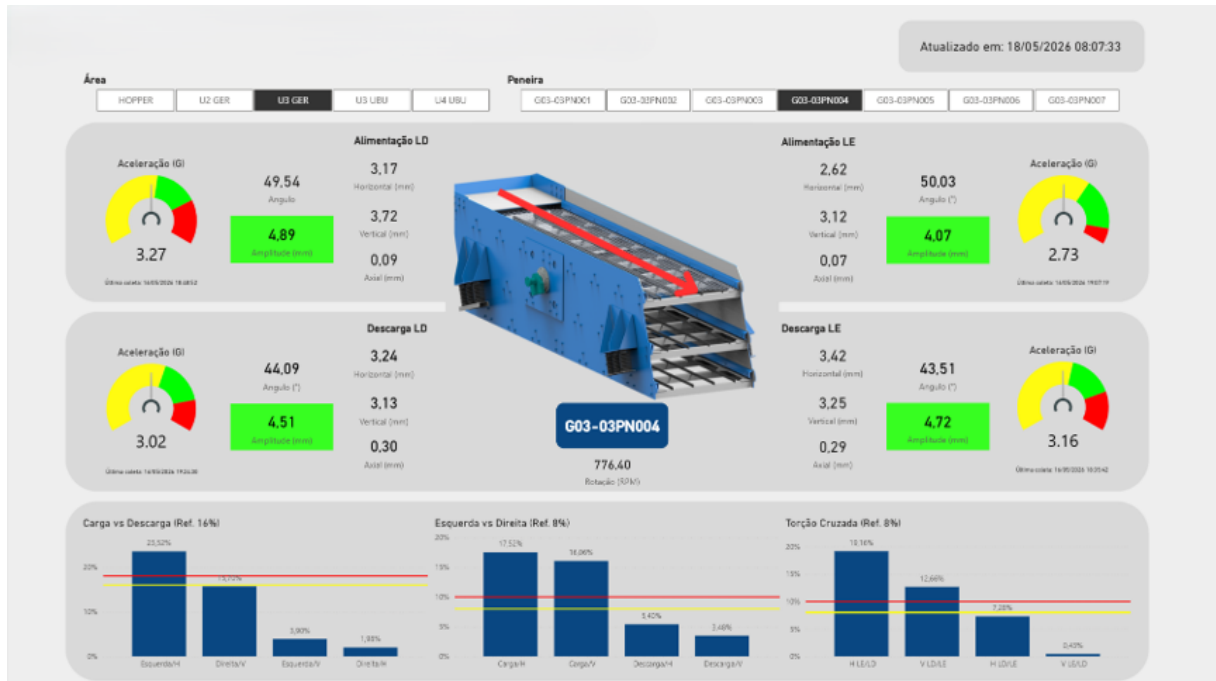
Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

4.3.2 Detalhamento por ativo e métricas espectrais

O segundo nível de visualização permite o detalhamento das métricas coletadas para um ativo específico, exibindo os valores medidos em cada ponto de monitoramento com indicação da data e hora da última coleta. Esse painel foi desenvolvido para apoiar as análises técnicas dos especialistas de monitoramento, que necessitam verificar a evolução das variáveis ao longo do tempo e correlacionar os valores medidos com os limites estabelecidos para cada componente.

Para peneiras vibratórias, por exemplo, o *dashboard* apresenta as métricas de aceleração (g), ângulo, amplitude e rotação (RPM) para os lados de alimentação e descarga, tanto no lado esquerdo quanto no lado direito da máquina, conforme exemplificado na Figura 4. Indicadores específicos para cada módulo dos mecanismos de acionamento complementam a análise, exibindo aceleração de carpete nas bandas de frequência de 1000 Hz a 6395 Hz e envelope espectral de 500 Hz a 5000 Hz.

Figura 4 – *Dashboard* de detalhamento de peneira vibratória.



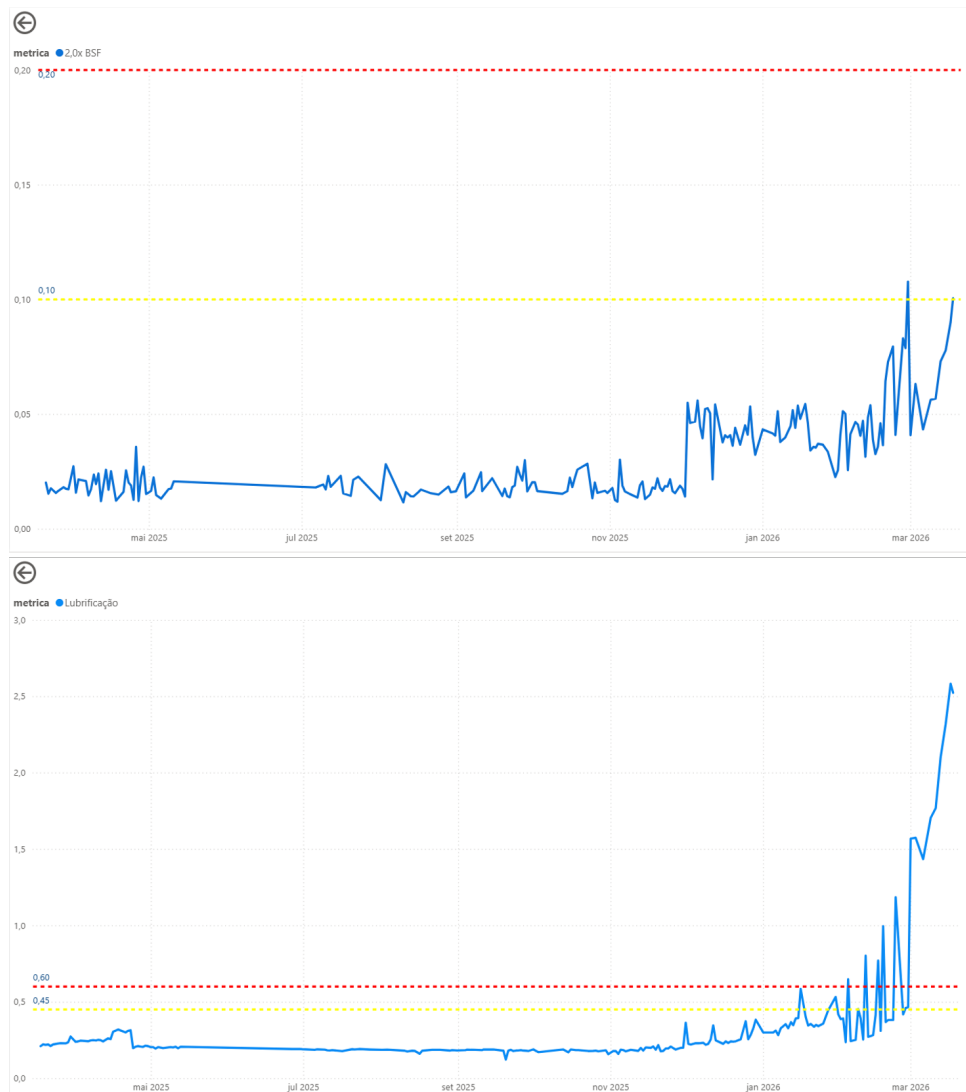
Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

4.3.3 Análise de tendência histórica

Os *dashboards* desenvolvidos incluem também funcionalidades de análise de tendência temporal, permitindo acompanhar a evolução das métricas ao longo de períodos estendidos. Essa funcionalidade é especialmente relevante para a identificação de degradações graduais, nas quais os valores ultrapassam os limites de alerta de forma progressiva antes de atingir condições críticas de alarme.

A Figura 5 ilustra gráficos de tendência para métricas de vibração de um ponto monitorado, evidenciando o comportamento ao longo do tempo (linha azul). As linhas tracejadas horizontais representam os limites de condição configurados para o ponto de monitoramento. A linha tracejada amarela corresponde ao limiar de alerta, indicando o nível a partir do qual o analista deve intensificar o acompanhamento do ponto. A linha tracejada vermelha corresponde ao limiar de alarme, a partir do qual é recomendada uma intervenção de manutenção.

Figura 5 – Gráficos de tendência histórica de métricas de vibração.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

4.4 Benefícios operacionais observados

Os benefícios operacionais proporcionados pela solução foram avaliados com base nos critérios definidos na etapa de validação descrita no Capítulo 3, considerando aspectos relacionados à redução do tempo de análise, à centralização das informações, à ampliação do acesso aos dados e ao apoio à tomada de decisão baseada em evidências.

4.4.1 Redução do tempo de diagnóstico

Antes da implementação da solução, o processo de análise diária das condições dos ativos monitorados exigia que os analistas realizassem autenticações independentes em múltiplas plataformas, coletassem manualmente os dados de cada sistema e os consolidassem para obter uma visão integrada dos equipamentos. Esse processo consumia um

tempo considerável da jornada de trabalho das equipes, limitando a capacidade de análise e reduzindo o número de ativos que podiam ser acompanhados de forma efetiva em cada ciclo de monitoramento.

Com a centralização das informações em um único dashboard atualizado automaticamente, o tempo necessário para o processo de diagnóstico diário foi reduzido de forma significativa. Os analistas passaram a ter acesso imediato a uma visão unificada de todos os ativos monitorados, independentemente do fabricante do sensor, podendo direcionar o tempo disponível para a análise aprofundada dos casos que demandam atenção, em vez de despendê-lo em atividades de coleta e consolidação manual de dados.

Embora não tenha sido realizada uma mensuração formal do tempo de diagnóstico antes e após a implantação da solução, os usuários relataram redução no tempo necessário para reunir as informações provenientes das diferentes plataformas, uma vez que os dados passaram a estar disponíveis em um único ambiente.

4.4.2 Ampliação do acesso às informações

A disponibilização dos *dashboards* no ambiente corporativo do Power BI Service ampliou o acesso às informações de monitoramento de condição para além do grupo de especialistas habituados às plataformas originais dos fornecedores. Engenheiros de confiabilidade, gestores de manutenção e outros profissionais envolvidos na gestão dos ativos passaram a ter acesso a indicadores padronizados e de fácil interpretação, contribuindo para a disseminação do conhecimento técnico dentro da organização.

Essa democratização das informações é particularmente relevante em contextos de manutenção preditiva, onde a tomada de decisão frequentemente depende da correlação entre dados técnicos de monitoramento e informações operacionais provenientes de outras áreas da empresa.

4.4.3 Caso de aplicação: detecção de desalinhamento em transportador

Um caso concreto que ilustra a aplicação da solução desenvolvida foi registrado no transportador de correia identificado como G03-05CV025, localizado na área de britagem da planta industrial. O *dashboard* de monitoramento reuniu, de forma centralizada, as métricas de vibração dos mancais do volante de inércia, evidenciando um indicativo de desalinhamento angular severo entre eixos.

É importante destacar que a solução desenvolvida não substitui a análise técnica realizada pelos especialistas do Centro de Diagnóstico de Ativos (CDA), nem foi a única responsável pela identificação da anomalia. O diagnóstico continuaria sendo possível por meio das ferramentas e sistemas já existentes. Entretanto, ao integrar informações provenientes de diferentes fontes em uma única plataforma, a solução reduziu o tempo necessário

para a análise dos dados e facilitou a identificação de ativos que demandavam atenção, tornando o processo de emissão de laudos mais ágil.

Com base nas informações disponibilizadas pelo *dashboard*, que apresentavam valores de folga, desalinhamento e desbalanceamento superiores aos limites de alarme estabelecidos, os especialistas do CDA emitiram um relatório de intervenção recomendando a execução de alinhamento a laser nos mancais LA e LOA do equipamento. A intervenção foi realizada de forma planejada antes que a falha evoluísse para uma quebra.

Considerando a taxa de produção do equipamento, de 2.817 t/h, e o tempo estimado de uma manutenção corretiva de 8 horas, calculou-se que a antecipação da intervenção evitou uma perda potencial de produção de aproximadamente 22.536 toneladas.

Embora esse resultado seja consequência da atuação conjunta da equipe de especialistas e do processo de monitoramento de condição já existente, a solução desenvolvida contribuiu ao acelerar a consolidação e a análise das informações necessárias para a tomada de decisão. A Figura 6 apresenta o relatório de intervenção consolidado, com os gráficos de tendência e as telas do *dashboard* ilustrando a condição do equipamento antes e após a manutenção executada.

Figura 6 – Relatório de intervenção CDA: transportador G03-05CV025.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

A comparação entre os espectros de vibração registrados antes e após a intervenção (linha azul) ratificou a eficácia da manutenção executada, com redução expressiva dos níveis de folga e desalinhamento para valores dentro da faixa de condição normal. Esse

resultado evidencia a capacidade da solução de suportar decisões de manutenção preditiva com base em dados concretos e rastreáveis.

4.4.4 Rastreabilidade e governança dos dados

A consolidação das informações no *Data Lake* corporativo trouxe ainda benefícios relacionados à governança e rastreabilidade dos dados de monitoramento. Cada registro passou a conter informações de origem, data de coleta e data de processamento, permitindo a identificação da procedência das informações utilizadas nos *dashboards* e nas análises técnicas.

Essa rastreabilidade aumentou a confiabilidade da solução junto às equipes de manutenção e gestão, uma vez que as informações disponibilizadas passaram a ser auditáveis e reproduzíveis, diferentemente dos processos anteriores baseados em planilhas e exportações manuais.

Adicionalmente, a consolidação dos dados históricos no *Data Lake* corporativo eliminou o risco de perda de informações armazenadas exclusivamente nas nuvens proprietárias dos fornecedores. Em cenários de substituição contratual de fornecedor ou de alterações unilaterais nas políticas de retenção de dados das plataformas, o histórico de monitoramento poderia ser perdido ou se tornar inacessível.

Com a integração desenvolvida, os registros históricos passam a ser de propriedade e custódia da organização, garantindo a continuidade do acesso às informações independentemente de mudanças no portfólio de fornecedores.

4.5 Síntese dos resultados

A Tabela 1 apresenta uma síntese comparativa das condições observadas antes e após a implementação da solução, destacando os principais aspectos impactados pela integração dos dados de monitoramento de condição.

Tabela 1 – Comparativo entre o cenário anterior e o cenário após a implementação da solução

Aspecto	Antes da solução	Após a solução
Acesso aos dados	Múltiplas plataformas, logins independentes	Dashboard centralizado
Atualização dos dados	Manual, sob demanda	Automática
Padronização das métricas	Nomenclaturas proprietárias por fabricante	Nomenclatura corporativa unificada
Tempo de diagnóstico diário	Elevado (coleta e consolidação manual)	Reduzido (análise direta no dashboard)
Acesso por outros usuários	Restrito a especialistas com conhecimento e acesso a plataforma	Disponível a toda a organização via Power BI com interpretação
Rastreabilidade	Baixa (planilhas manuais)	Alta (<i>Data Lake</i> com metadados de origem)
Suporte à decisão	Reativo, baseado em experiência individual	Proativo, baseado em dados integrados

Os resultados obtidos demonstram que a arquitetura desenvolvida atendeu aos objetivos propostos, proporcionando maior visibilidade das condições dos ativos, reduzindo a dependência de processos manuais e fortalecendo o suporte às atividades de manutenção preditiva por meio de uma plataforma de informação integrada e acessível.

5 Considerações finais

Este capítulo apresenta as conclusões do trabalho, destacando os principais resultados alcançados, as limitações identificadas durante o desenvolvimento da pesquisa e sugestões para trabalhos futuros na área de integração de sistemas industriais, análise de dados e monitoramento de ativos.

5.1 Conclusões

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de uma arquitetura de integração e consolidação de dados para suporte à manutenção preditiva em ambiente industrial. A solução foi implementada no Centro de Diagnóstico de Ativos de uma empresa mineradora de grande porte, onde diferentes sistemas de monitoramento de condição, fornecidos por fabricantes distintos, operavam de forma isolada em plataformas proprietárias.

O problema central identificado foi a fragmentação das informações em múltiplos sistemas — os silos de dados —, que dificultava a obtenção de uma visão integrada da condição dos ativos e tornava o processo de análise excessivamente dependente de acesso manual a diversas plataformas. Essa situação reduzia a produtividade das equipes de monitoramento e limitava a capacidade de disseminação do conhecimento técnico dentro da organização.

Para superar esse desafio, foram desenvolvidas rotinas de integração em Python, baseadas em requisições HTTP às APIs dos fornecedores, com autenticação via tokens JWT e mecanismos de tratamento de exceções e retentativas automáticas. Os dados coletados passaram por um processo de padronização e transformação que eliminou as diferenças de nomenclatura, formato e unidade de medida entre as plataformas, resultando em um modelo de dados corporativo unificado.

As informações consolidadas foram integradas ao *Data Lake* corporativo da organização, de onde passaram a ser consumidas por *dashboards* desenvolvidos no Microsoft Power BI. Os painéis desenvolvidos oferecem visões em diferentes níveis de granularidade: desde uma visão consolidada de todos os ativos monitorados até o detalhamento individual das métricas espectrais e análises de tendência histórica.

Os resultados obtidos demonstram que a solução desenvolvida atendeu plenamente aos objetivos propostos. A centralização das informações em uma plataforma única reduziu o tempo necessário para o processo de diagnóstico diário, ampliou o acesso às informações de monitoramento para além dos especialistas habituados às plataformas originais e forneceu suporte concreto à tomada de decisão baseada em dados. O caso de aplicação

documentado exemplifica de forma objetiva a contribuição da solução para os processos de manutenção preditiva.

Do ponto de vista técnico, o trabalho demonstrou a viabilidade de integrar sistemas heterogêneos por meio de APIs REST, consolidar dados de diferentes fontes em um *Data Lake* corporativo e disponibilizar indicadores técnicos complexos em *dashboards* acessíveis a diferentes perfis de usuário. A abordagem de desenvolvimento *in-house*, adotada pelo CDA da organização estudada, permitiu uma entrega significativamente mais ágil do que o caminho convencional de abertura de demanda junto ao setor de TI, ao mesmo tempo em que gerou um produto técnico robusto que pôde ser formalmente incorporado à infraestrutura corporativa.

Do ponto de vista acadêmico, o trabalho contribui para a literatura de aplicação integrada de conceitos de Indústria 4.0, IIoT, integração de sistemas e *Business Intelligence* em casos reais de engenharia industrial, demonstrando como a convergência entre tecnologias da informação e processos de manutenção pode gerar valor mensurável para as organizações.

5.2 Limitações

Algumas limitações foram identificadas durante o desenvolvimento da pesquisa e devem ser consideradas na interpretação dos resultados.

A primeira limitação diz respeito à dependência de APIs externas para aquisição dos dados. As rotinas desenvolvidas dependem da disponibilidade e da estabilidade dos serviços disponibilizados pelos fornecedores, estando sujeitas a alterações nas interfaces, políticas de acesso e limites de requisição que podem impactar o funcionamento da solução sem aviso prévio. Mudanças contratuais com fornecedores ou descontinuação de plataformas também representam riscos potenciais para a continuidade do fluxo de dados.

A segunda limitação refere-se à ausência de métricas quantitativas precisas para alguns dos benefícios observados. A redução do tempo de diagnóstico, por exemplo, foi avaliada de forma qualitativa com base nos feedbacks das equipes, sem a realização de medições sistemáticas antes e após a implantação da solução. A obtenção de indicadores numéricos mais precisos exigiria um estudo de tempos e movimentos estruturado, que não foi realizado no escopo deste trabalho.

A terceira limitação está relacionada ao escopo de cobertura da solução. Embora a arquitetura desenvolvida seja extensível a novos fornecedores e tipos de sensor, o trabalho contemplou apenas as fontes de dados disponíveis no período de desenvolvimento, não sendo possível garantir a generalização direta para outros ambientes industriais sem adaptações nos processos de integração e padronização.

Por fim, a solução desenvolvida concentrou-se na integração e visualização dos dados, sem avançar para etapas de análise preditiva automatizada, como modelos de *machine learning* para prognóstico de falhas. Essa característica, embora adequada ao escopo proposto, representa uma oportunidade de evolução para trabalhos futuros.

5.3 Sugestões para trabalhos futuros

Com base nos resultados obtidos e nas limitações identificadas, são propostas as seguintes sugestões para trabalhos futuros na área de integração de sistemas industriais e monitoramento de ativos:

- Incorporação de modelos de prescrição de falhas: A base de dados históricos construída pela solução desenvolvida constitui um insumo valioso para o treinamento de modelos de machine learning voltados à previsão da vida útil remanescente de componentes críticos. A integração de algoritmos de prescrição ao *pipeline* existente representaria uma evolução natural da plataforma, avançando da detecção para a predição de falhas.
- Expansão para outras fontes de dados industriais: A arquitetura desenvolvida pode ser estendida para integrar outras fontes de dados presentes no ambiente industrial, como sistemas SCADA, historiadores de processo, sistemas ERP de manutenção (SAP PM) e dados de análise de óleo lubrificante. A correlação entre variáveis de processo e indicadores de condição dos ativos poderia enriquecer significativamente as análises realizadas pelo CDA.
- Desenvolvimento de alertas e notificações automáticas: A implementação de mecanismos de notificação proativa, como alertas por e-mail ou mensagens automáticas acionados quando métricas ultrapassam limiares pré-definidos, aumentaria a capacidade de resposta das equipes de monitoramento, especialmente em períodos fora do horário convencional de trabalho.
- Como possibilidade de evolução da arquitetura desenvolvida, destaca-se a utilização do Apache Hop (*Hop Orchestration Platform*) como ferramenta de código aberto para orquestração de processos de ETL. A plataforma permite construir fluxos de integração por meio de uma interface gráfica baseada em blocos, reduzindo a necessidade de programação manual, facilitando a manutenção das rotinas e promovendo a reutilização dos processos de transformação de dados. Sua adoção pode contribuir para tornar a arquitetura mais modular, escalável e de fácil manutenção, especialmente em cenários que envolvam a ampliação do número de fornecedores e fontes de dados.

Referências

BALDISSARELLI, Luciano; FABRO, Elton. Manutenção Preditiva na indústria 4.0. *Scientia cum Industria*, v. 7, n. 2, p. 12–22, 2019. Disponível em: <https://sou.ucs.br/etc/revistas/index.php/scientiacumindustria/article/view/6835>. Citado 1 vez na página 17.

BASS, Len; CLEMENTS, Paul; KAZMAN, Rick. *Software Architecture in Practice*. 4. ed.: Addison-Wesley, 2022. Citado 2 vezes na página 20.

DATE, C. J. *An Introduction to Database Systems*. 8. ed.: Addison-Wesley, 2004. Citado 1 vez na página 21.

ELMASRI, Ramez; NAVATHE, Shamkant B. *Fundamentals of Database Systems*. 7. ed.: Pearson, 2016. Citado 1 vez na página 21.

FARIA, Fabricio; FERREIRA, André. Business intelligence como apoio à tomada de decisão: Desenvolvimento e implantação em uma instituição de ensino federal. *Revista Inovação, Projetos e Tecnologias*, v. 12, e26804, dez. 2024. DOI: [10.5585/iptec.v12i2.26804](https://doi.org/10.5585/iptec.v12i2.26804). Citado 1 vez na página 22.

FIELDING, Roy Thomas. *Architectural Styles and the Design of Network-based Software Architectures*. 2000. Doctoral dissertation – University of California, Irvine. Disponível em: <https://ics.uci.edu/~fielding/pubs/dissertation/top.htm>. Citado 3 vezes na página 20.

GONÇALVES, Christhian da Silva. *Automação da análise de dados no planejamento e controle da manutenção com aplicação de Business Intelligence*. 2022. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Controle e Automação)) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, MG. Citado 2 vezes na página 22.

GREGÓRIO, Gabriela Fonseca Parreira; SILVEIRA, Aline Moraes da. *Manutenção industrial*. Edição: Henrique Martins Rocha. Porto Alegre: SAGAH, 2018. ISBN 978-85-9502-697-1. Citado 1 vez na página 17.

HOHPE, Gregor; WOOLF, Bobby. *Enterprise Integration Patterns: Designing, Building, and Deploying Messaging Solutions*. Addison-Wesley, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 19, 20.

HORAK, Tibor *et al.* Data Integration from Heterogeneous Control Levels for the Purposes of Analysis within Industry 4.0 Concept. *Sensors*, v. 22, n. 24, p. 9860, 2022. DOI: [10.3390/s22249860](https://doi.org/10.3390/s22249860). Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/24/9860>. Citado 2 vezes na página 13.

KARDEC, Alan; NASCIF, Júlio. *Manutenção: função estratégica*. 3. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2009. p. 384. Citado 2 vezes nas páginas 17, 18.

KURIHARA, Marcelo Yuki. *Implementação de uma ferramenta de Business Intelligence na gestão de fornecedores de um fabricante de peças automotivas*. 2021. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Bioquímica)) – Universidade de São Paulo, Lorena, SP. Citado 3 vezes na página 22.

PRIMAK, F. V. *Decisões com bi (business intelligence)*. s.l.: Fabio Vinicius Primak, 2008. Citado 1 vez na página 21.

RANDALL, Robert Bond. *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*. Chichester: Wiley, 2011. ISBN 978-0-470-74785-8. DOI: [10.1002/9780470977668](https://doi.org/10.1002/9780470977668). Citado 1 vez na página 19.

ROCCO, Caio Villaça. *Implantação de um ambiente de Business Intelligence como apoio a decisões empresariais*. 2009. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Computação)) – Universidade São Francisco, Itatiba, SP. Citado 3 vezes na página 22.

SANTOS, Hugo Vinicius dos. *Business Intelligence aplicado no desenvolvimento de indicadores da manutenção*. 2019. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Controle e Automação)) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, MG. Citado 2 vezes na página 22.

SHARDA, R.; DELEN, D.; TURBAN, E. *Business Intelligence e Análise de Dados para Gestão do Negócio*. 4. ed. s.l.: Bookman Editora, 2019. Citado 1 vez na página 21.

SILBERSCHATZ, Abraham; KORTH, Henry F.; SUDARSHAN, S. *Database System Concepts*. 7. ed.: McGraw-Hill, 2020. Citado 1 vez na página 21.

TANDON, N.; CHOUDHURY, A. A Review of Vibration and Acoustic Measurement Methods for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings. *Tribology International*, v. 32, n. 8, p. 469–480, 1999. DOI: [10.1016/S0301-679X\(99\)00077-8](https://doi.org/10.1016/S0301-679X(99)00077-8). Citado 2 vezes na página 18.

TIBONI, Monica *et al.* A Review on Vibration-Based Condition Monitoring of Rotating Machinery. *Applied Sciences*, v. 12, n. 3, p. 972, 2022. DOI: [10.3390/app12030972](https://doi.org/10.3390/app12030972). Citado 5 vezes nas páginas 18, 19.

TURBAN, E.; VOLONINO, L.; EVERS, A. *Tecnologia da informação para gestão: Em busca do melhor desempenho estratégico e operacional*. BOOKMAN COMPANHIA ED, 2013. ISBN 9788582600146. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=m1bJmQEACAAJ>. Citado 1 vez na página 21.

VIEIRA, Ana A. C. *et al.* Supply chain data integration: A literature review. *Journal of Industrial Information Integration*, v. 19, p. 100161, 2020. DOI: [10.1016/j.jii.2020.100161](https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100161). Citado 1 vez na página 14.