

MANUTENÇÃO E INDÚSTRIA 4.0: IMPACTO DA IMPLEMENTAÇÃO DE SENSORES SEM FIO NO PROCESSO DE CARREGAMENTO EM UMA MINERADORA BRASILEIRA

MAINTENANCE AND INDUSTRY 4.0: IMPACT OF IMPLEMENTING WIRELESS SENSORS IN THE LOADING PROCESS OF A BRAZILIAN MINING COMPANY

Fabiano de Souza Fialho*  E-mail: fabianofialhomail@gmail.com

Dionária Andrade Mendes*  E-mail: dionaria.engpro@gmail.com

Gabriella Vitorino Guimarães*  E-mail: gabriella.vitorino@ufra.edu.br

Rafael da Silva Fernandes*  E-mail: rafasfer2@ufra.edu.br

Jader Moraes Borges**  E-mail: jader.moraes@professor.ufcg.edu.br

Ruan Eduardo Carneiro Lucas**  E-mail: ruan.eduardo@professor.ufcg.edu.br

*Universidade Federal Rural da Amazônia (UFRA), Belém, PA, Brasil.

**Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Campina Grande, Paraíba, Brasil.

Resumo: Na indústria da mineração, compreender os impactos da implementação de tecnologias nas atividades preditivas de manutenção torna-se importante para busca da eficiência processual. Ante esse cenário, o objetivo desta pesquisa foi analisar como a instalação de um sensor de vibração nos motores dos transportadores impacta no desempenho operacional do carregamento de trens, realizado por uma empresa de grande porte situada na região norte do Brasil. Para isso, foram instalados sensores do tipo *Dynalogger* nos ventiladores dos inversores para coletar a vibração, a fim de detectar e acompanhar o estado dos motores. A partir disso, os resultados obtidos foram comparados com um motor que não recebeu o sensor. Identificou-se que a instalação do sensor proporcionou maior previsibilidade de manutenções para que fossem realizadas intervenções planejadas em tempo hábil, aumentando a disponibilidade do equipamento. Paralelamente, constatou-se que o motor sem sensor apresentou paradas não programadas, enquanto os motores com sensor não apresentaram. Concluiu-se que, a partir da instalação dos sensores, a análise dos componentes dos equipamentos para prever seu estado operacional mostrou-se de grande importância para adquirir informações técnicas e específicas para a tomada de decisão, trazendo maior confiabilidade para as atividades realizadas.

Palavras-chave: Sensor de vibração. Manutenção preditiva. Carregamento de trens.

Abstract: In the mining industry, understanding the impact of technology implementation on predictive maintenance activities is essential for achieving process efficiency. Against this backdrop, the objective of this research was to analyze how installing a vibration sensor on conveyor motors affects the operational performance of train loading conducted by a large company located in northern Brazil. For this purpose, Dynalogger sensors were installed on the fans of inverters to monitor vibration and assess the motors' condition. The results obtained were then compared with a motor that did not have a sensor installed. It was found that the sensor installation provided greater predictability of maintenance needs, allowing for timely planned interventions and increasing equipment availability. Conversely, the motor without a sensor experienced unplanned stoppages, while the motors with sensors did not. It was concluded that, following sensor installation, analyzing equipment components to predict operational status proved highly valuable for gathering technical and specific information for decision-making, ultimately increasing the reliability of the activities performed.

Keywords: Vibration sensor. Predictive maintenance. Train loading.

1 INTRODUÇÃO

A evolução industrial ao longo das décadas evidenciou como as empresas sempre buscaram maneiras de se destacarem e estarem aptas para fazer frente à concorrência do mercado (Andrade; Amorim; Gomes, 2014). Desde a invenção do motor a vapor até a Indústria 4.0, garantir a disponibilidade do maquinário foi um diferencial estratégico em qualquer setor, tornando as atividades mantenedoras fundamentais para o pleno desempenho operacional (Monye; Afolalu; Lawal, 2024).

Esse cenário aplica-se à indústria mineração, que é considerada essencial para a sociedade contemporânea (Kouhi *et al.*, 2024). Seus benefícios se estendem desde seus produtos ao alto potencial econômico promovido às regiões onde atua, contribuindo para a geração de emprego, renda e desenvolvimento dos índices de crescimento (Rocha; Cardoso, 2020).

O escoamento da produção na indústria de mineração depende intrinsecamente da eficiência do transporte ferroviário, exigindo o manejo de volumes que chegam a 150 milhões de toneladas anuais na principal empresa do setor no Brasil (Vale, 2022). A continuidade desse processo de carregamento está ancorada na confiabilidade dos transportadores (Fialho; Mendes, 2022) e, de forma mais crítica, no desempenho de seus motores elétricos, cujos inversores de frequência requerem sistemas de ventilação contínuos para evitar o superaquecimento, demandando um gerenciamento eficiente para manter os padrões operacionais (Araujo, 2001; Fialho; Mendes, 2022). Contudo, o estabelecimento de intervalos fixos de manutenção acarreta prejuízos financeiros para a empresa, tornando-a refém de falhas e intervenções corretivas (Kardec; Nascif, 2009). Diante dessa limitação, torna-se imperativo realizar um acompanhamento periódico assertivo (Coutinho *et al.*, 2021), transitando para modelos preditivos sustentados pelo monitoramento em tempo real para mitigar os gargalos operacionais gerados por paradas não programadas.

Além disso, com o advento da Indústria 4.0 e o processo de transformação digital, atividades preditivas ganharam ainda mais notoriedade (Tortora *et al.*, 2024). Evidenciou-se a importância de monitorar os equipamentos em tempo real, para que

a tomada de decisão seja baseada no estado atual do ativo, e não apenas nas revisões programadas ou mediante falhas do equipamento. Isso possibilita maior capacidade analítica, dando mais subsídios informacionais para estabelecimento dos programas de manutenção nos equipamentos (Florian; Sgarbossa; Zennaro, 2021).

Ante esse contexto, a problemática deste artigo consiste em compreender como a implementação de uma tecnologia de monitoramento, proveniente da Indústria 4.0, impacta nas atividades mantenedoras realizadas no carregamento do minério. Assim, o objetivo geral é analisar como a instalação de um sensor de vibração sem fio nos ventiladores dos inversores de frequência impacta no desempenho operacional do carregamento de trens, realizado por uma empresa de grande porte situada na região norte do Brasil.

Cientificamente, esta pesquisa justifica-se, pois existe uma lacuna acerca de trabalhos que compreendam os impactos da implementação de tecnologia nas atividades de manutenção na indústria da mineração. Do ponto de vista prático, falhas não programadas na etapa do carregamento acarretam reconhecidas perdas financeiras. Dessa forma, a implementação de tecnologias que possibilitem o monitoramento e, conseqüentemente, a antecipação às potenciais falhas tornam-se importante para a eficiência operacional.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Inicialmente, apresenta-se conceitos relacionados à manutenção e sua relação com a Indústria 4.0. Por fim, conceitos básicos relacionados aos motores elétricos e vibração.

2.1 Manutenção

Após a Segunda Revolução Industrial, as atividades mantenedoras ganharam destaque nos ambientes industriais. Com isso, a manutenção deixou de ser secundária para ocupar uma posição estratégica na busca por maior produtividade (Nina, 2016). Logo, segundo Kardec e Nascif (2009), um gerenciamento eficaz

dessas atividades impacta positivamente na lucratividade e na sobrevivência empresarial.

A manutenção pode ser definida como um arranjo de técnicas que visa manter ou recolocar um ativo em condições de desempenhar sua função requerida (ABNT, 1994). Ela tem a missão de garantir a confiabilidade e a disponibilidade da dos equipamentos e instalações, procurando atender a um processo produtivo, com segurança e custos adequados, garantindo a preservação do meio ambiente (Kardec; Nascif, 2009).

Com o crescimento econômico e maior disputa mercadológica, verificou-se a necessidade de produtos e serviços de alta qualidade e baixo custo (Fogliatto; Ribeiro, 2009). Logo, estabeleceu-se a necessidade de diminuir as quebras e falhas dos equipamentos, pois isso propiciava maior valor agregado ao processo e, conseqüentemente, para o produto ou serviço oferecido.

2.1.1 Tipos de manutenção

Os modelos ou tipos de manutenção predominantemente utilizados são: corretiva, preventiva e preditiva. A corretiva é o reparo realizado após a quebra ou falha funcional do equipamento, sendo subdividida em planejada e não planejada (NBR 5462, 1994). Na planejada, realiza-se o levantamento da necessidade da manutenção e, paralelamente, realiza-se um agendamento prévio de paralisação do ativo para ajustes (Kardec; Nascif, 2009). A não planejada ocorre de maneira emergencial buscando restaurar a funcionalidade do ativo (NB5 5462, 1994).

A preventiva é a atuação realizada para mitigar/evitar a falha, quebra ou queda no desempenho do equipamento, obedecendo a um plano previamente elaborado, baseado em intervalos definidos de tempo (Kardec; Nascif, 2009). Nesses intervalos são realizados procedimentos, os quais seguem uma sequência de atividades pré-estabelecidas, como, por exemplo, lubrificação, troca de óleo ou troca de peças (Gulati, 2012).

A preditiva, por sua vez, busca prever um comportamento da condição do equipamento e se antecipar a potenciais problemas. Para isso, são analisados indicadores, que permitem tomar decisões prévias que mitiguem/evitem falhas ou

paradas nos equipamentos (Gulati, 2012; Nepomuceno, 2014). Esses indicadores também são chamados de características operacionais, sendo exemplificados por: vibração, temperatura e desgaste. Sua análise possibilita identificar potenciais anormalidades, que são indícios de potenciais falhas (Zhu, 1996).

2.1.2 Conceitos importantes

Para a realização das atividades mantenedoras, é essencial compreender a taxa de falhas e a confiabilidade de um ativo, que se relacionam diretamente com indicadores de desempenho (OLIVEIRA, 2014). Um dos principais indicadores é o Tempo Médio Entre Falhas (MTBF), que quantifica a confiabilidade do equipamento, sendo o objetivo principal maximizar este valor. O MTBF é definido pela Equação 1 (Oliveira *et al.*, 2026; Kardec; Nascif, 2009).

Equação 1

$$MTBF = \frac{\text{Tempo total de operação}}{\text{Número de falhas}}$$

Por sua vez, a manutenibilidade é avaliada pelo Tempo Médio para Reparo (MTTR), que expressa o tempo médio necessário para restaurar a funcionalidade do ativo, cujo objetivo gerencial é sua minimização. O cálculo do MTTR é dado pela Equação 2 (Oliveira *et al.*, 2026; Kardec; Nascif, 2009):

Equação 2

$$MTTR = \frac{\text{Tempo total de inatividade}}{\text{Número total de reparos}}$$

2.2 Manutenção na Indústria 4.0

A busca constante pela melhoria dos indicadores de desempenho, como a maximização do MTBF e a minimização do MTTR, encontrou um ambiente

tecnológico favorável com a consolidação da Quarta Revolução Industrial. A Indústria 4.0 refere-se à integração de tecnologias da informação e de fabricação avançada para a criação de um ecossistema digital, caracterizado pelo alto nível de automação (LIAO *et al.*, 2017) e por inovações contínuas em sistemas ciberfísicos (Marques *et al.*, 2026).

Segundo Grier (2017), o que possibilita isso é a criação de sistemas cyber-físicos. O termo “cyber”, refere-se à utilização de *softwares*, computação em nuvem e internet das coisas (IoT), que juntos possibilitam o armazenamento e gerenciamento do fluxo informacional. Paralelamente e de maneira integrada, o termo “físico” refere-se à utilização de componentes e aparatos que realizem a coleta e monitoramento dos dados. Essa estrutura ampliou consideravelmente o volume informacional dentro das organizações e potencializou o processo decisório (Grier, 2017).

Ante os reconhecidos impactos gerados, as atividades mantenedoras também vêm se apropriando dessas estruturas. Reconheceu-se que ela possibilitava coletar informações sobre o desempenho dos equipamentos, armazenar grandes bancos de dados e, paralelamente, auxiliar no processo decisório para mitigação de potenciais falhas (Liao *et al.*, 2017). Com isso, a Internet das Coisas (IoT) e a utilização de sensores nos equipamentos passaram a auxiliar diretamente na manutenção preditiva.

Diante dessa integração, a Indústria 4.0 torna-se um elemento estratégico importante. A capacidade de coletar, armazenar e processar grandes volumes de dados de desempenho permite mitigar potenciais falhas de forma antecipada (Marques *et al.*, 2026). Com isso, a manutenção é profundamente transformada, pois deixa de ser vista pelas organizações como um tradicional centro de custo para se consolidar como um pilar de inteligência operacional e vantagem competitiva.

2.2.1 Internet das Coisas (IoT) e Sensores inteligentes

Para viabilizar essa inteligência operacional, a Indústria 4.0 apoia-se em múltiplas tecnologias. Soluções de Big Data lidam com o volume massivo de dados industriais, algoritmos de Machine Learning identificam padrões de falha complexos,

e arquiteturas de Edge Computing garantem o processamento rápido de informações na borda da rede, reduzindo a latência nas decisões (Marques *et al.*, 2026). Embora todas essas ferramentas auxiliem no gerenciamento preditivo, a aplicação física no maquinário exige uma interface direta com a realidade operacional. Por essa razão, o monitoramento de ativos industriais tem como foco estrutural a Internet das Coisas (IoT) e a sensorização inteligente (Marques *et al.*, 2026).

O termo Internet da Coisas (IoT) refere-se à conexão/comunicação entre diversos objetos ligados à internet, que possibilita o compartilhamento de dados e informações entre eles (Wang; Gao, 2012). Mediante essa conexão, torna-se possível controlá-los e acessá-los de forma remota, transformando-os em objetos inteligentes (Mancini, 2018). Assim, configura-se como uma estrutura tecnológica em que objetos, pessoas, informações e ambientes virtuais interagem entre si.

A operacionalização dessa estrutura perpassa pela utilização de sensores, que possibilitam captar aspectos da realidade, como, por exemplo, presença, temperatura, umidades e vibração (Magrani, 2018). Após captar os dados e informações, elas são enviadas para sistemas que realizam o tratamento e armazenamento, dando suporte no processo decisório.

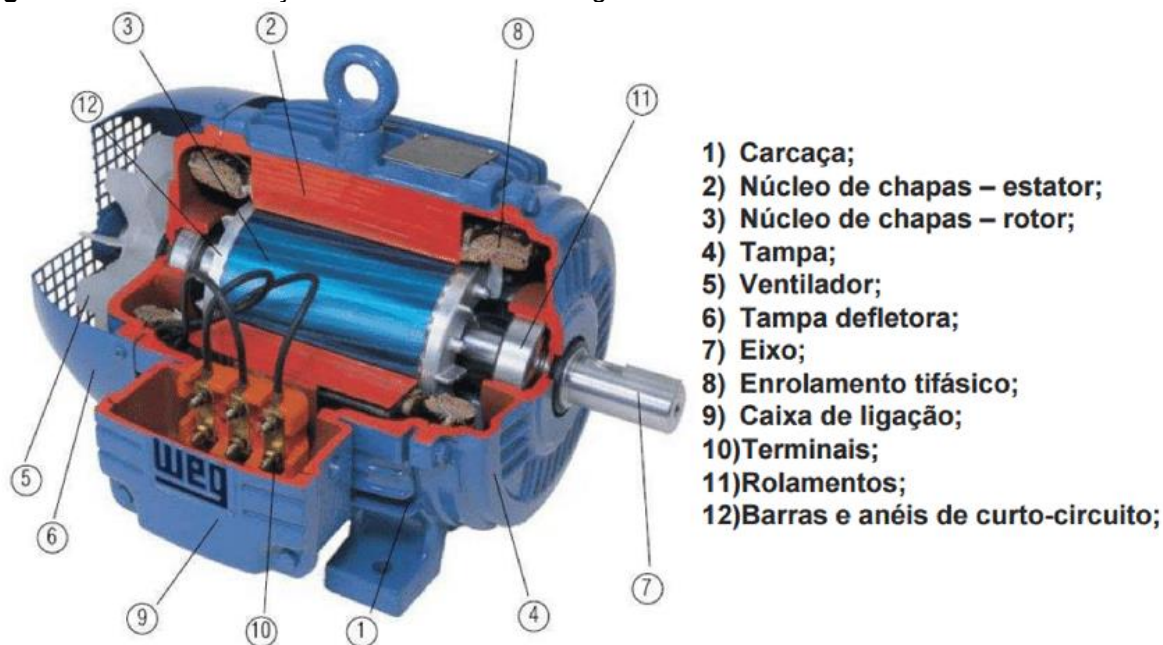
Esses equipamentos vêm ganhando destaque nos ambientes industriais, pois auxiliam no monitoramento, controle e segurança (Yick; Mukherjee; Ghosal, 2008). Na Manutenção, identificou-se que eles podem auxiliar diretamente na gestão dos ativos, visto que possibilitam a antecipação de potenciais problemáticas. No cenário contemporâneo, os sensores inteligentes sem fio tiveram notoriedade, pois possuem maior facilidade de manutenção e, principalmente, acessam áreas geográficas e partes dos maquinários considerados de difícil alcance (Ramamurthy *et al.*, 2007).

Dessa forma, a partir do momento que esses sensores conseguem captar características operacionais das máquinas (ex.: temperatura e vibração), amplia-se a capacidade de monitoramento e controle. Consequentemente, torna-se possível identificar previamente possíveis anomalias que, se não eliminadas, podem resultar em futuras falhas ou paradas não programadas.

2.3 Motores elétricos: monitoramento

O motor elétrico é um dos mais notórios inventos do homem. Ao longo das décadas, o avanço tecnológico o tornou uma máquina de construção simples, com baixo custo, versátil e não poluente, desempenhando um papel importante no mundo de hoje (WEG, 2016). A Figura 1 mostra a forma construtiva e os principais componentes do motor de indução trifásico do tipo rotor de gaiola, um dos mais encontrados dentro dos ambientes industriais.

Figura 1 – Motor de Indução Trifásico com rotor de gaiola



Fonte: WEG (2023)

Na indústria moderna, principalmente pós-revolução industrial, esses motores desempenham um papel fundamental, que vai desde a fabricação ao transporte de bens e produtos. Paradas não programadas causam perdas financeiras e de oportunidade, fazendo com que o diagnóstico de falhas seja muito importante para operação e, conseqüentemente, para a eficácia produtiva (Zhongming; Bin, 2000).

O monitoramento, portanto, configura-se como essencial. Na última década, análises em tempo real, também chamado de monitoramento online, passaram a ser mais utilizadas. Ela possibilita uma análise contínua das condições do equipamento para identificação de falhas, durante o seu funcionamento e sem a necessidade

desligamento. Isso auxilia, por exemplo, a identificar problemas de maneira incipiente, prevenindo paradas não programadas e redução dos custos decorrentes de interrupções e reparos (Duque-Perez *et al.*, 2012).

Dentro desse monitoramento, podem ser utilizados diferentes métodos para detecção de falhas nos motores, como, por exemplo: (i) monitoramento de vibração; (ii) análise de assinatura da corrente do motor; (iii) monitoramento de campo eletromagnético usando bobinas de busca; (iv) medição de temperatura; (v) medição infravermelha; (vi) medição do ruído acústico; (vii) monitoramento de emissões de radiofrequência; e (viii) medição de descargas parcial (Zhongming; Bin, 2000).

Conceitualmente, a vibração mecânica é qualquer movimento repetitivo ocorrido em um intervalo de tempo após a aplicação de uma força (RAO, 2009). Em condições normais de operação, máquinas emitem vibrações com frequências constantes; no entanto, ao iniciarem processos de deterioração física, a distribuição da energia vibratória sofre severas mudanças estruturais (SEQUEIRA, 2013). É exatamente essa capacidade analítica de captar pequenas mudanças de padrão que torna o monitoramento de vibração indispensável para a manutenção preditiva (PICAZO-RÓDENAS *et al.*, 2013).

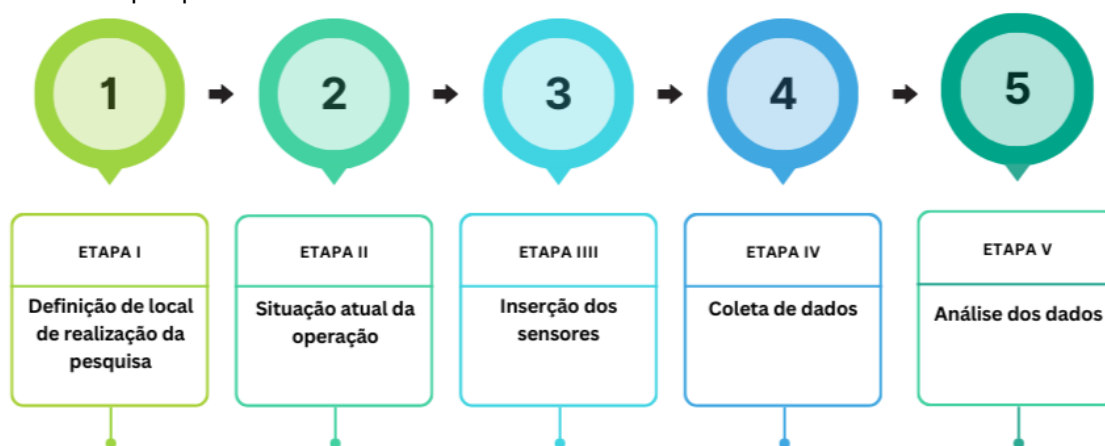
Para a captura dessas anomalias de forma eficiente, a evolução tecnológica impulsionou uma ruptura nos métodos de medição. Os sensores modernos integram processamento descentralizado na borda (Edge Computing), além de oferecer comunicação sem fio de baixa latência (como Bluetooth Low Energy), capazes de enviar espectros triaxiais complexos de vibração em tempo real. A principal inovação reside nas possibilidades abertas por essa conectividade: ao enviar dados contínuos para plataformas na nuvem, o sistema permite a aplicação de tecnologias de inteligência artificial e Machine Learning, viabilizando diagnósticos preditivos e autônomos que identificam defeitos incipientes muito antes de a falha funcional ocorrer (Marques *et al.*, 2026).

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

Esta pesquisa caracteriza-se como um estudo de natureza aplicada, conduzido sob uma abordagem quantitativa e estruturado por meio de um Estudo de

Caso. A escolha pelo método de Estudo de Caso justifica-se por possibilitar a investigação de um fenômeno em seu contexto real (Yin, 2018). Para a operacionalização do estudo, as etapas foram divididas em: (i) definição do objeto de estudo; (ii) diagnóstico da situação operacional pretérita; (iii) implementação do sistema de monitoramento via sensores DynaLogger HF; (iv) coleta longitudinal de dados; e (v) análise estatística baseada em normas técnicas. A Figura 2 apresenta a sequência metodológica utilizada.

Figura 2 – Etapas para desenvolvimento do estudo



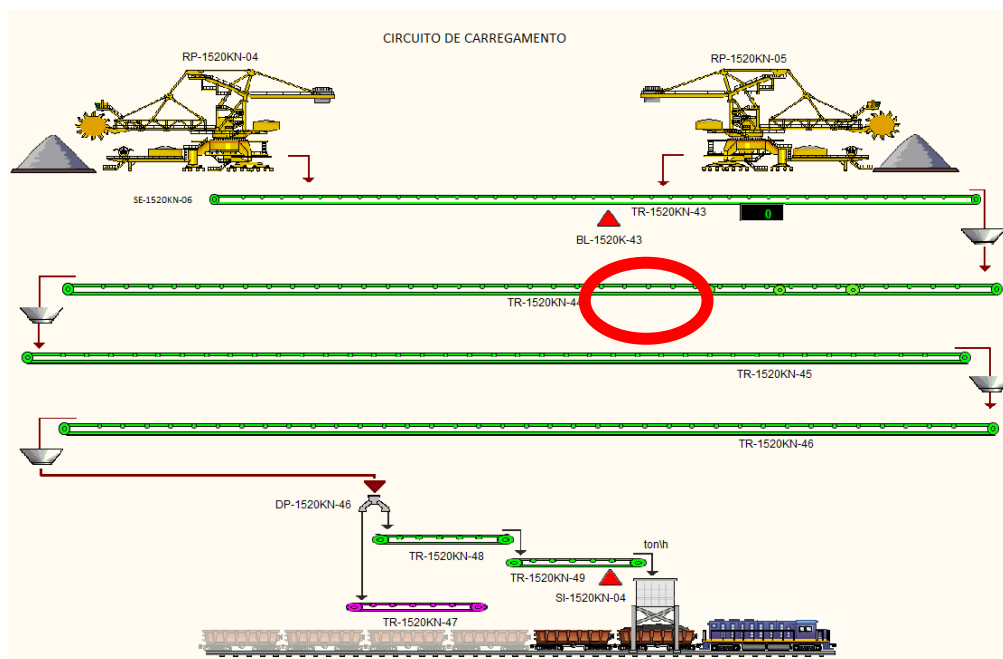
Fonte: Elaborado pelos autores (2023).

3.1 Descrição do local do estudo

O estudo foi conduzido em uma mineradora de grande porte situada em Parauapebas, PA, focando no circuito de carregamento de minério de ferro. O equipamento eleito para a investigação foi o transportador de correia TR-1520KN-44, item de alta criticidade operacional, cujo sistema de acionamento é composto por três motores elétricos de 500 HP cada, operando a 4.160 Volts e 1.750 rpm.

O transportador atua diretamente no fluxo de exportação da unidade, sendo sua disponibilidade um fator determinante para o cumprimento das metas de carregamento. A etapa do processo analisada compreende o sistema de exaustão e resfriamento dos inversores de frequência dos motores, local onde foram instalados os sensores de vibração. A escolha deste ponto justifica-se pelo histórico de falhas não programadas observadas nesta subetapa, que impactam diretamente o MTTR (*Mean Time to Repair*) e a disponibilidade global do circuito.

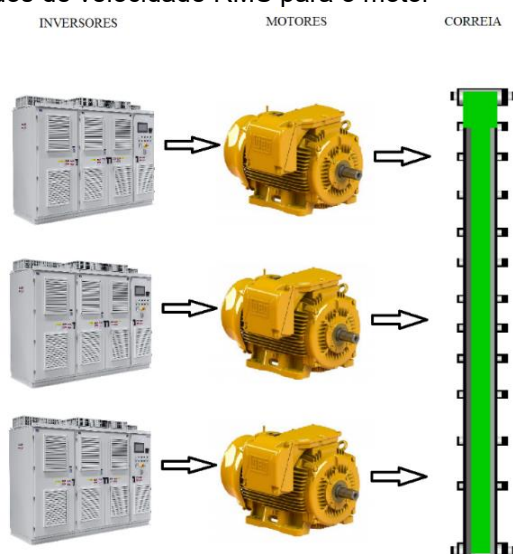
Figura 3 – Fluxo do circuito de carregamento



Fonte: Elaborado pelos autores (2023).

O esquema de acionamento do TR-1520KN-44 é formado por três inversores de frequência, que estão diretamente associados a três motores elétricos (Figura 4). Esses motores, dentre seus diversos componentes, possuem o ventilador de resfriamento, em que sua posição está exemplificada na Figura 5. Essa descrição delimita o foco de investigação desta pesquisa.

Figura 4 – Histórico dos dados de velocidade RMS para o motor



Fonte: Elaborado pelos autores (2023).

Figura 5 – Local de instalação do ventilador no inversor



Fonte: Elaborado pelos autores (2023).

Os inversores constituem um sistema que aciona três motores, cada um com potência de 500 HP, tensão de 4160 Volts e velocidade de rotação de 1750 rpm. Esses motores acionam um transportador de correia, que despeja o produto beneficiado em um silo de carregamento de trem. A operação deste equipamento é imprescindível para a mineradora que atua no mercado internacional de exportação de minério de ferro, pois, ao atingir metas de produção e disponibilizar este produto ao mercado, atende às necessidades de seus clientes.

3.2 Identificação da situação atual da operação

Para realizar a manutenção dos motores, tornava-se necessária realizar a leitura da vibração. Essa leitura era realizada utilizando o instrumento SKF QuickCollect Sensor SKF, que se tratava de um sensor portátil colocado na parede externa do inversor. A partir disso, utilizando um smartphone com aplicativo do fabricante, era realizada a conexão via bluetooth com o sensor para que os dados fossem coletados.

A utilização do SKF possuía algumas particularidades, por exemplo, não era possível realizar a coleta da vibração diretamente no ventilador, pois o equipamento

encontrava-se em funcionamento e havia o risco de contato com partes rotativas. Assim, a coleta era realizada na parede externa do inversor, o que resultava na incidência de ruídos de outros equipamentos, o que dificultava o diagnóstico preciso das condições do ventilador.

Além disso, a bateria do SKF possuía duração de 8 horas, o que limitava o acompanhamento das variáveis e definição da causa do problema ao longo do tempo. Outra particularidade estava relacionada ao preço de aquisição do conjunto, composto pelo *smartphone* e o sensor, que era elevado.

A equipe de inspeção, entendendo essas dificuldades, buscou alternativas viáveis para substituir esse instrumento de medição da vibração. Para isso, foi realizada uma pesquisa interna de potenciais soluções para essa problemática. A partir do *brainstorming* realizado, definiu-se a utilização de sensores inteligentes sem fio dentro dos inversores, pois tinha menor custo de aquisição em comparação ao SKF; e era uma solução alinhada com os princípios da Indústria 4.0.

3.3 Instalação do sensor

O sensor utilizado para instalação foi o DynaLogger HF, que compreende um sistema com pacotes de produtos e serviços que engloba os sensores, o aplicativo mobile, gateways, plataforma web e serviços de tratamento. O sensor possui conexão Bluetooth Low Energy, que permite a comunicação sem fios para transmissão de dados para o celular, gateway ou outros dispositivos. Sendo assim, ele não possui fios, apenas uma bateria interna que pode durar até cinco anos, dependendo da utilização.

O sensor realiza análise espectral periódica em três eixos: vertical, radial e axial, variando sua leitura no intervalo de 0,5 hertz até 6400 hertz, que é a faixa indicada para monitorar falhas em frequências mais altas relacionadas a engrenagem ou rolamento. Também coleta amostras de temperatura de -10° C até 80° C e possui memória interna para armazenamento dos dados.

Com a chegada dos sensores, foram realizados treinamentos com a equipe de inspeção, para conhecer as características de funcionamento, forma de instalação, utilização da plataforma WEB e análise dos dados. Eles foram instalados

na região do ventilador, conforme mostra a Figura 6. Em seguida, foi configurado através do aplicativo DynaPredict, disponível para Android e iOS.

Figura 6 – Local de instalação do sensor



Fonte: Elaborado pelos autores (2023).

O aplicativo permite o cadastro e a configuração inicial do DynaLogger, e faz a coleta manual de dados em campo, via Bluetooth. Os dados compartilhados pelo sensor são enviados para a DynaPredict Web, plataforma online onde os dados registrados são centralizados para análise, interpretação e prognóstico de falhas, dando suporte à tomada de decisão e às ações da manutenção.

Durante a configuração do sensor é possível definir os valores para alarme, com base no equipamento instalado, de modo que durante o acesso ao sensor, via Bluetooth, seja possível uma pré-análise das condições gerais do ventilador.

Neste presente trabalho foram analisados os três motores, denominados M1 (Motor 1), M2 (Motor 2) e M3 (Motor 3), localizados no transportador TR-1520KN-44. Os motores M1 e M2 receberam a instalação de sensores sem fio, enquanto o motor M3 não recebeu a instalação. Isso foi feito objetivando identificar os resultados obtidos com a instalação do sensor.

3.4 Coleta de dados

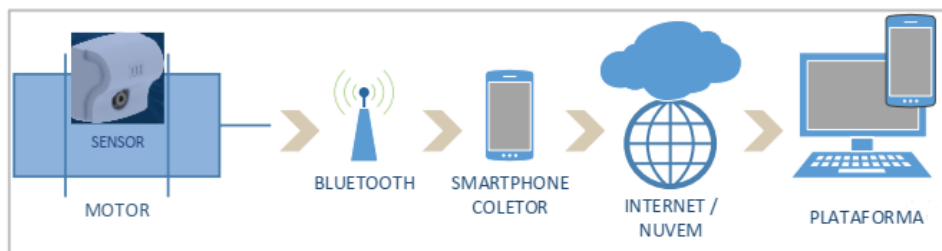
A partir da data de instalação dos sensores, os dados foram coletados durante a rota de inspeção elétrica, que obedecia a um plano de manutenção existente cadastrado no sistema SAP. A coleta de dados ocorreu durante cinco

meses, com início em 12 de julho de 2023 e finalizando em 06 de dezembro do mesmo ano. Os sensores registravam as variações a cada 10 minutos, sendo assim, mensalmente, foram coletados um total de 4.320 registros de vibração, totalizando 21.168 amostras em o todo o período.

Foram utilizados smartphones cedidos pela empresa para a equipe de inspeção e, através do aplicativo DynaPredict, foi realizada a comunicação com os sensores via Bluetooth, para coleta dos dados. Estes dados podem ser observados na interface do aplicativo, além da opção de transferi-los para a o servidor na Web ao conectar-se à rede Wi-fi corporativa.

As informações coletadas compuseram uma base de dados, denominada DynaPredict WEB (DYNAMOX, 2021), na qual foi acessada por computadores cedidos pela empresa para a equipe de inspeção elétrica. Na Figura 7 é possível verificar o esquema de geração de dados até a análise deles.

Figura 7 – Esquema de coleta e análise de dados

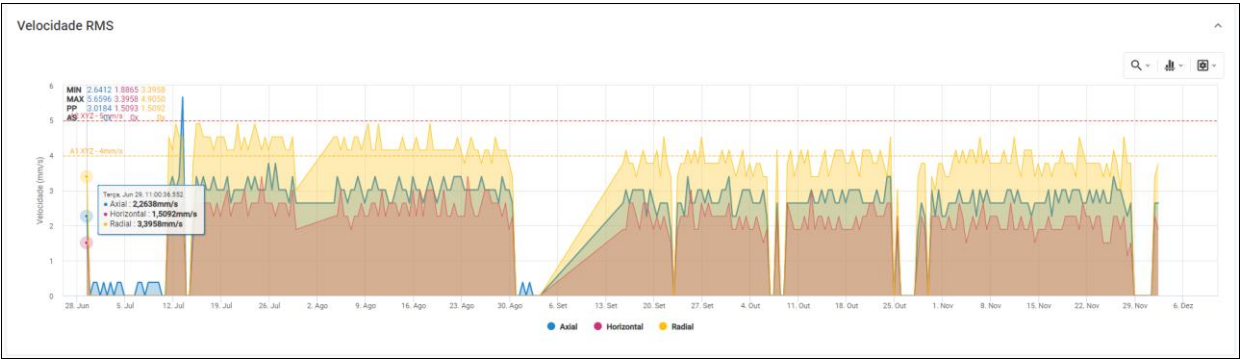


Fonte: Site Dynamox (2023).

A plataforma exibe o histórico de dados em forma de gráfico de todas as medições já realizadas pelo sensor: (i) para velocidade Root Mean Square-RMS (raiz quadrada da média dos quadrados da velocidade), exemplificada na Figura 8; (ii) para temperatura, exemplificada na Figura 9; e (iii) aceleração RMS triaxial, exemplificada na Figura 10.

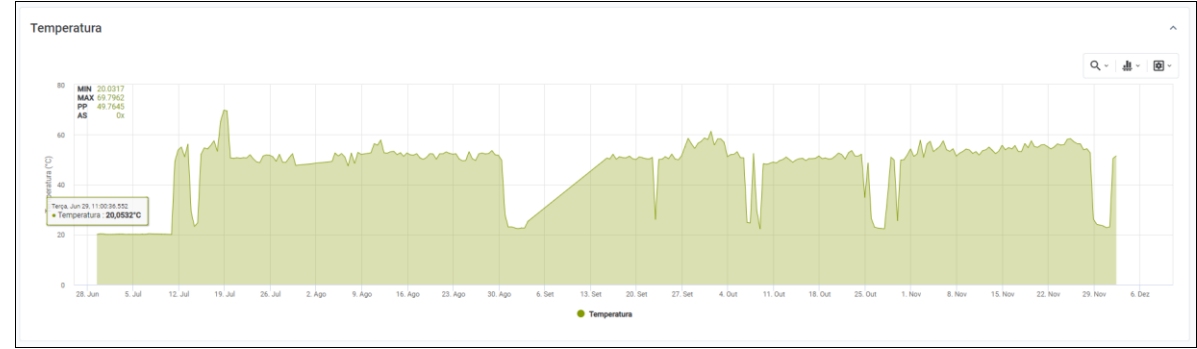
Essas informações auxiliam na identificação de alterações no padrão de operação do equipamento, tempo de operação e o tempo de parada da máquina. Para esta pesquisa em específico, o foco foi na velocidade Root Mean Square-RMS ou velocidade de vibração, que foi obtida a partir dos dados existentes na plataforma DynaPredict WEB.

Figura 8 – Histórico de dados da velocidade



Fonte: Site Dynamox (2023).

Figura 9 – Histórico de dados de temperatura



Fonte: Site Dynamox (2023).

Figura 10 – Histórico de dados de aceleração



Fonte: Site Dynamox (2023).

Por fim, paralelamente, também foram identificadas as paradas não programadas que ocorreram nos três motores entre os meses de julho e dezembro de 2023. O objetivo era identificar como a instalação do sensor impactava na incidência de falhas não programadas e, conseqüentemente, nas práticas de manutenção corretiva.

3.4 Análise dos dados

Para análise dos dados foram seguidas as recomendações da norma International Organization for Standardization (ISO) 20816-1, com título geral de Vibração mecânica: Avaliação da vibração da máquina através de medições em partes não rotativas. Esta norma é composta por nove partes, sendo a parte 1 composta por orientações gerais para motores. Recorreu-se ao uso desta norma pois não havia valores de referência especificados pelo fabricante.

A norma ISO 20816-1 estabelece os valores aceitáveis de vibração em velocidade RMS, de acordo com a potência do motor. Como o motor analisado nesta pesquisa possuía potência de 3,7 kW, ele se enquadrava na Classe I, descrito na norma como máquinas pequenas (até 15 kW) e subconjuntos de máquinas maiores.

Seguindo esta classificação, o valor limite para operação tolerável do ventilador é 4,5 mm/s, conforme pode ser visto na Figura 11, que apresenta os estados bom, permissível, tolerável e inaceitável para os valores de vibração em velocidade RMS.

Figura 11 – Limites para alerta dos níveis de vibração

Velocidade RMS* (mm/s)	Classe das máquinas **			
	Classe I	Classe II	Classe III	Classe IV
0,28	Bom	Bom	Bom	Bom
0,45				
0,71				
1,12	Permissível	Permissível	Permissível	Permissível
1,8				
2,8	Tolerável	Tolerável	Tolerável	Tolerável
4,5				
7,1	Inaceitável	Inaceitável	Inaceitável	Inaceitável
11,2				
18				
28				
45				

* RMS (root mean square): raiz quadrada da média dos quadrados da velocidade.

** As classificações empregadas são:

- Classe I: máquinas pequenas (até 15 kW) e subconjuntos de máquinas maiores;
- Classe II: máquinas de tamanho médio (15 a 75 kW) sem fundações especiais, ou máquinas até 300 kW montadas rigidamente sobre fundações especiais;
- Classe III: grandes máquinas rotativas montadas rigidamente em fundações rígidas na direção da medição de vibração;
- Classe IV: grandes máquinas rotativas montadas em fundações flexíveis na direção da medição de vibração.

Fonte: ISO – 20816-1 (2021).

Na plataforma DynaPredict WEB, realizou-se a análise dos dados coletados, verificando o estado de funcionamento dos ventiladores a partir da comparação com o limite de velocidade RMS estabelecido de 4,5 mm/s, para assim verificar se os ventiladores estavam operando dentro dos limites aceitáveis ou em condições anormais.

De posse dessas informações e, paralelamente, conhecendo o número de paradas não programadas, tornou-se possível realizar uma análise comparativa entre os três motores que foram objetos de estudo nesta pesquisa.

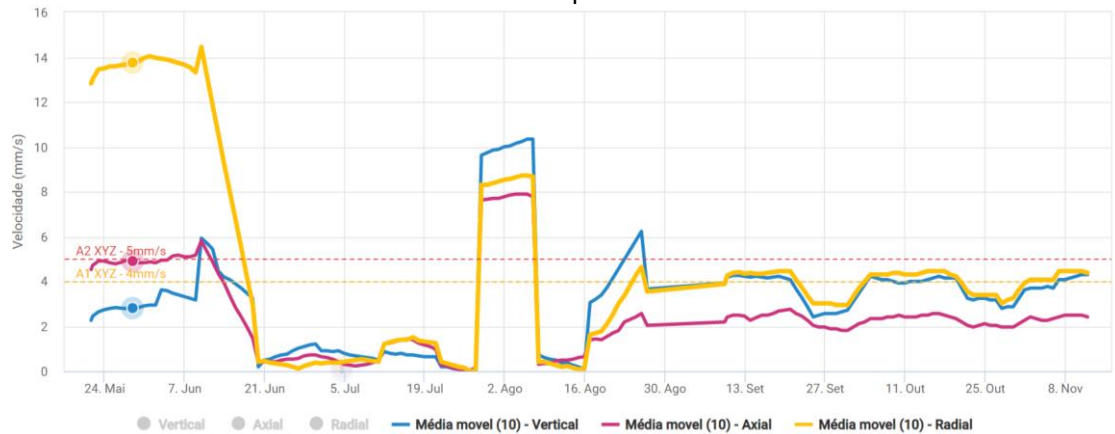
4 RESULTADOS

Os resultados foram subdivididos da seguinte forma: (i) análise da vibração nos motores M1 e M2, que receberam o sensor; e (iii) comparação do comportamento do motor M3, que não recebeu o sensor, com os motores M1 e M2.

4.1 Análise de vibração no motor M1

Para o M1, em que foi instalado o sensor DynaLogger HF, a Figura 12 apresenta o histórico dos dados coletados acerca da vibração (velocidade de vibração). As linhas grossas nas cores amarelo, azul e rosa correspondem à média dos valores encontrados para cada eixo do motor. As linhas tracejadas em amarelo e vermelho, correspondem a 4 mm/s e 5 mm/s, respectivamente, servindo como referência para acompanhamento do comportamento existente (ISO 20816-1).

Figura 12 – Histórico dos dados de velocidade RMS para o motor M1



Fonte: Dados retirados do DynaPredict WEB (2023)

Identificou-se que havia uma discrepância em relação ao parâmetro de 4,5 mm/s, que foi adotado como padrão a partir da norma ISO 20816-1. Especificamente entre os meses de maio e julho, foi observado um valor superior a 15 mm/s, o que indicou uma falha no ventilador.

A partir desse resultado encontrado, foi emitido um laudo técnico preditivo para realização das limpezas das pás e reaperto dos parafusos de fixação, conforme apresentado na Figura 13.

Figura 13 – Laudo preditivo de manutenção

Plano Diretor Preditiva		Nº: EPS- 00328		Pág.: 1 de 1	
		Classificação: Uso Interno		Rev.: 08 -18/08/2016	

Anexo 01- LAUDO TÉCNICO PREDITIVA					
Nº OM		Tipo de Laudo	Vibração	Prazo exec. (dias)	15
Nº Nota	202100796634	Subconjunto	Inversor	Vencimento	09/06/2021
Tag:	RF-1520KN-44-M01	Posição	Indefinido	Sup. Preditiva	Olavo Duarte
Ativo	Não encontrado	Componente	Motor	Téc Preditivo	Ramone Santos
Classe	A	Diagnostico 1	Desbalanceamento	Téc. Responsável	Antonio Raimundo
Alarme	Crítico	Diagnostico 2	Não se aplica	Supervisor PCM	Robson Cunha
Emitido	25/05/2021	Solicitação	Balancear	Registro de origem	
Diagnóstico detalhado:					
O VENTILADOR DO INVERSOR RF-1520KN-44-M01 APRESENTOU NÍVEIS DE VIBRAÇÃO ELEVADO, COM CARACTERÍSTICAS DE DESBALANCEAMENTO.					
Recomendações:					
LIMPEZA DAS PÁS DO VENTILADOR, REAPERTO DOS PARAFUSOS DE FIXAÇÃO DO MOTOR E INSPEÇÃO DAS PÁS QUANTO A TRINCAS.					
<VB-IV-IN-MT-DB-NU-C2-15-BA-LAUDO PRED >					

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

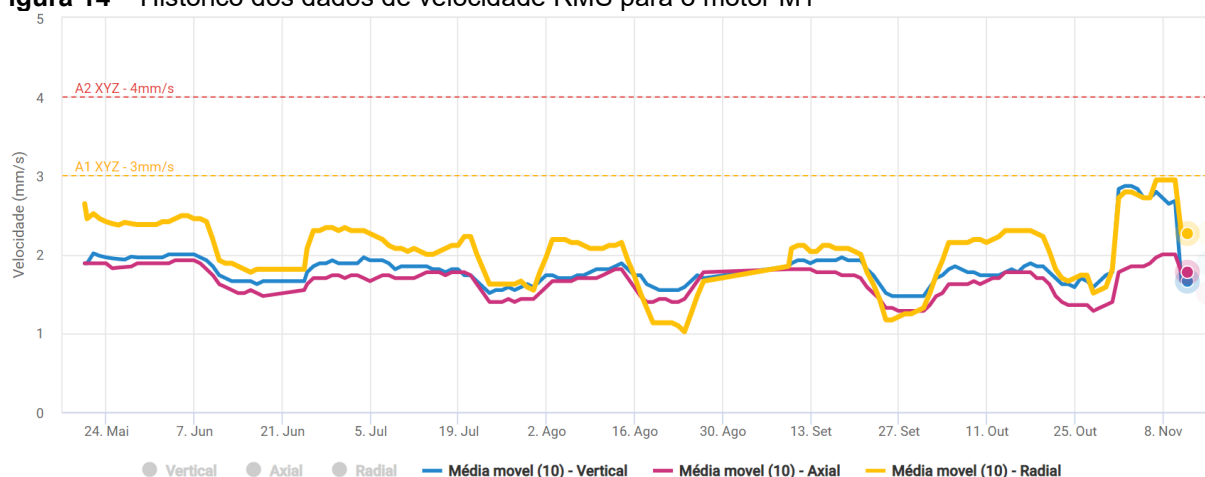
Após a realização das atividades de maneira preventiva, foi verificada a normalização da condição do ventilador, que nos meses subsequentes operou atendendo ao limite estabelecido, evitando parada inesperada do equipamento e mantendo a disponibilidade operacional do ativo.

Por último, dentro do período de desenvolvimento desta pesquisa e consequente do acompanhamento da velocidade de vibração, o motor M1 não apresentou paradas inesperadas para manutenção corretiva, sendo um reflexo da eficiência do sensor no controle preditivo e, principalmente, na mitigação de problemas inesperados.

4.2 Análise de vibração no motor M2

Com relação ao motor M2, no qual também foi instalado o sensor, apresenta-se na Figura 14 o histórico de dados coletados acerca da velocidade de vibração. De acordo com as curvas de velocidade RMS (velocidade de vibração), verificou-se que o trabalho realizado pelo ventilador estava dentro da faixa aceitável, com pico próximo de 4 mm/s em novembro, sem necessidade de ações de correção, bastando apenas o acompanhamento nas inspeções futuras.

Figura 14 – Histórico dos dados de velocidade RMS para o motor M1



Fonte: Dados retirados do DynaPredict WEB (2023).

Não houve emissão de laudo técnico preditivo, pois ele só acontece diante de alguma anomalia apresentada no equipamento. Assim, de acordo com os dados coletados, não houve necessidade de solicitação de intervenções. Por último, dentro do período de desenvolvimento desta pesquisa e consequente acompanhamento da velocidade de vibração, o motor M2 não apresentou paradas inesperadas para manutenção corretiva.

4.2 Comparação do motor M3 com os motores M1 e M2

Ao motor M3 não foi aplicado o sensor Dynallogger HF, logo não foi encontrado nenhum controle interno acerca de velocidade de vibração, o que caracterizava inexistência do controle, não sendo possível prever futuras paradas no equipamento.

Realizando uma análise relacional dos motores M1 e M2, os quais receberam sensores, com o motor M3, que não recebeu o sensor Dynallogger HF, realizou-se um comparativo do desempenho operacional e do histórico de falhas. Os motores M1 e M2 não apresentaram falhas não programadas, enquanto o ventilador do motor M3 apresentou paradas inesperadas, necessitando que fosse realizada a troca do ventilador, impactando no tempo total de parada de 5,22 horas, conforme mostra a Tabela 1.

Tabela 1 – Relatório de paradas do equipamento

Subprocesso	EGP	Início	Dt Fim	Observação	Duração
Carreg	TR1520-44	06/08/2023 21:34:05	06/08/2023 21:41:41	Falha no ventilador do inversor do M3.	0,13
Carreg	TR1520-44	06/08/2023 21:44:14	06/08/2023 21:48:11	Falha no ventilador do inversor do M3.	0,07
Carreg	TR1520-44	06/08/2023 21:48:54	06/08/2023 21:58:11	Falha no inversor do M3.	0,15
Carreg	TR-1520-44	06/08/2023 22:02:13	06/08/2023 01:57:00	Troca do ventilador do drive do M3	3,91
Carreg	TR-1520-44	06/08/2023 01:57:00	06/08/2023 02:49:39	Troca do ventilador do drive do M3	0,88
Carreg	TR-1520-44	06/08/2023 02:37:00	06/08/2023 02:39:15	Troca do ventilador do drive do M3	0,04
Carreg	TR-1520-44	06/08/2023 02:44:00	06/08/2023 02:46:48	Troca do ventilador do drive do M3	0,05
Total (h)					5,22

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Com base no exposto acima, a instalação do sensor inteligente sem fio permitiu à equipe de inspeção a realização de uma análise mais assertiva, melhorando a tomada de decisão e programando as manutenções diante de eventuais alterações no comportamento do equipamento. Conforme foi visto na análise do ventilador M1, realizou-se uma atuação adequada para os desvios encontrados no ventilador, atuando antecipadamente a um evento que poderia ocasionar na parada total do equipamento.

Considerando o tempo médio de 5 horas para troca do ventilador, verificou-se outros ganhos obtidos com a utilização do sensor inteligente, como por exemplo: (i) o aumento do intervalo médio entre falhas (MTBF), em virtude da previsibilidade de falha; e (ii) atuação da equipe de manutenção dentro da disponibilidade do equipamento para operação, fazendo os ajustes no período adequado, garantindo a operação sem paradas inesperadas. Também foi possível identificar a diminuição do tempo médio para reparo (MTTR), em virtude de não haver troca não programada do ventilador.

Considerando a disponibilidade do equipamento, seu funcionamento sem paradas não programadas contribui positivamente para o processo de carregamento. Por dia, em média, são carregados cinco (n=5) trens com 330 vagões, o que totaliza 174 mil toneladas de minério. Considerando a taxa média de 8.500 toneladas/hora de vazão no transportador, em uma parada não programada para troca do ventilador, atividade que dura em torno de 5 horas, o impacto

produtivo poderia gerar uma perda aproximada de U\$ 8.000.000,00, considerando a cotação da tonelada de minério em U\$ 200 (Cotação, 2024).

5 DISCUSSÃO

No cenário contemporâneo e, conseqüentemente, na indústria da mineração, para que as empresas se tornem mais competitivas elas precisam promover maior integração com as tecnologias oriundas da Indústria 4.0 (Martins; Fabro, 2020). Isso ficou evidenciado na comparação entre os motores: o M3 - que não possuía sensor - apresentou mais falhas, enquanto M1 e M2 tiveram um acompanhamento sistemático, que possibilitaram a adoção de ações para mitigar paradas não programadas.

Nos motores com sensor, o monitoramento do ativo tornou-se mais assertivo, permitindo maior capacidade analítica sobre a vibração. Isso aconteceu porque esse tipo de tecnologia possibilita uma coleta contínua dos dados, disponibilizando a criação de um banco de dados e maior conhecimento sobre as oscilações existentes (Martins; Fabro, 2020).

A quantificação dos ganhos operacionais evidenciou o impacto direto da implementação dos sensores. Durante o período de análise, o motor M3, que não possuía o monitoramento contínuo, registrou 7 paradas não programadas que totalizaram 5,22 horas de indisponibilidade. Em contrapartida, os motores M1 e M2, operando sob as mesmas condições e com a mesma carga de trabalho, mas com o monitoramento contínuo, apresentaram zero paradas não programadas. Essa discrepância traduz-se em um ganho direto de disponibilidade física do equipamento e na eliminação do Tempo Médio para Reparo (MTTR) emergencial nos ativos monitorados. Considerando a vazão de 8.500 toneladas/hora e o valor da tonelada do minério de ferro, a mitigação de um evento de falha crítica (como a troca do ventilador, estimada em 5 horas) representa um custo evitado (cost avoidance) de U\$ 8.000.000,00.

Esses achados corroboram e expandem os resultados de estudos recentes na literatura. Enquanto Aoad Neto *et al.* (2023) e Souza *et al.* (2022) discutiram qualitativamente o aumento da eficiência na resolução de problemas de manutenção

preditiva, os dados desta pesquisa demonstram quantitativamente que a transição para o monitoramento em tempo real mitiga a incidência de falhas funcionais inesperadas. Além disso, a redução da carga de trabalho corretiva alinha-se às considerações de Ruiz-Sarmiento *et al.* (2020) e Brandini e Silva (2022), reforçando que a adoção de tecnologias da Indústria 4.0 garante a continuidade do fluxo de valor em sistemas industriais complexos e preserva a integridade do maquinário (Marques *et al.*, 2026).

A sensorização adequada em máquinas possibilita, a partir do acompanhamento e monitoramento, a adoção de estratégias preditivas (Aoad Neto *et al.*, 2023). Os resultados obtidos para o M1 evidenciaram isso, pois o laudo técnico, que foi oriundo do acompanhamento da vibração, direcionou ações mantenedoras que eram necessárias para que falhas não ocorressem.

Assim, a implementação desses dispositivos potencializou a manutenção preditiva, pois melhorou a agilidade e assertividade nas tomadas de decisões e nas ações de manutenção (Souza *et al.*, 2022). Por exemplo, enquanto M1 demandou ações, o M2 apresentou parâmetros em conformidade, não demandando ações para mitigação de falhas.

Os resultados encontrados nesta pesquisa também se alinharam à Aoad Neto *et al.* (2023), que evidenciaram como os sensores promovem o aumento da eficiência e eficácia na resolução de problemas de manutenção. Enquanto o M3 teve sete paradas não programadas, os dois motores com sensor não tiveram nenhuma. Tal resultado reforça como a antecipação a potenciais problemas podem ser benéfica para o sucesso das atividades mantenedoras.

Por último, a instalação desse dispositivo também impactou positivamente na disponibilidade do ativo. Enquanto o M3 ficou 5,22 horas parado em virtude manutenção não programada, M1 e M2 não tiveram essa perda operacional. Com isso, identificou-se que a quantidade de manutenção corretiva foi reduzida, o que impacta positivamente na carga de trabalho geral de manutenção (Ruiz-Sarmiento *et al.*, 2020; Brandini; Silva, 2022).

6 CONCLUSÃO

Ao comparar os dados de funcionamento dos três motores, identificou-se que a falta de sensores sem fio para controle da velocidade de vibração no motor M3 resultou em falhas não programadas e, conseqüentemente, manutenções não planejadas, que afetaram a disponibilidade do equipamento. Por outro lado, a presença de sensores nos motores M1 e M2 possibilitou melhor controle da velocidade de vibração, que, a partir disso, permitiu a identificação do momento ideal para a manutenção, evitando assim paradas não programadas e aumentando a disponibilidade do equipamento.

Ao realizar a aplicação do sensor nos equipamentos e verificar o comportamento das vibrações mediante um banco de dados, constatou-se a necessidade de acompanhar essas variáveis nos processos produtivos. Com a análise dos dados, torna-se possível estabelecer manutenções preventivas, corrigindo, de maneira prévia, um problema que poderia ocasionar uma parada indesejada do equipamento. Isso, portanto, configura-se como uma prática favorável diante do cenário competitivo atual.

Apesar dos resultados robustos e dos ganhos operacionais comprovados, esta pesquisa apresenta limitações inerentes à sua natureza de estudo de caso. A coleta de dados foi restrita a um período de cinco meses (julho a dezembro de 2023). Além disso, o monitoramento concentrou-se especificamente nos motores de um único transportador (TR-1520KN-44) dentro do circuito de carregamento. Portanto, embora os resultados sejam internamente consistentes e representativos para equipamentos de mesma criticidade, a generalização irrestrita desses ganhos para outros maquinários com diferentes dinâmicas operacionais ou em condições ambientais distintas deve ser feita com cautela.

Para pesquisas futuras sugere-se a investigação do impacto e da viabilidade de implementação do *gateway* na indústria da mineração, equipamento que torna o sistema mais independente, pois, quando instalado, permite a integração do sensor à plataforma *DynaPredict Web*, coletando os dados dos sensores e enviando automaticamente para a plataforma, o que tornaria o sistema mais ágil, além de trabalhar com mais de um sensor ao mesmo tempo.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, R. K. V.; AMORIM, L. P.; GOMES, D. S. A importância da utilização da inovação como estratégia competitiva nos negócios. **Revista de Administração do UNISAL**, v. 4, n. 6, 2014.

ARAUJO, Aneide Oliveira. **Contribuição ao estudo de indicadores de desempenho de empreendimentos hoteleiros, sob o enfoque da gestão estratégica**. 2001. Tese (Doutorado em Controladoria e Contabilidade: Contabilidade) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

AOAD NETO, E.; AMICI, T. T.; CAMUSSO, D.; BRUNO, D. O. T. O impacto das tecnologias digitais na eficácia da manutenção preditiva industrial. **Revista Científica Senai-SP –Tecnologia, Inovação & Educação**, São Paulo, SP, v. 1, n. 2, p.59-83, nov.2022-jan. 2023

ARAUJO, Aneide Oliveira. **Contribuição ao estudo de indicadores de desempenho de empreendimentos hoteleiros, sob o enfoque da gestão estratégica**. 2001. Tese (Doutorado em Controladoria e Contabilidade: Contabilidade) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

BRANDINI, A. D.; DA SILVA, G. J. Automação aplicada a manutenção industrial. **Revista Interface Tecnológica**, [S. l.], v. 19, n. 2, p. 1020–1029, 2022.

COUTINHO, J. L.; LEÃO, L; PAULO, M. J. Aplicação de Ferramentas da Manutenção Preditiva na Análise de Óleos Lubrificantes. **Repositório anima Educação**, v. 1, p.1-29, 2021.

DIDELET, F.; SENA, F.; SEQUEIRA, C. D. **Planeamento, Técnicas e Tendências da Manutenção**. Porto: Quântica Editora, 2019. pp. 95-160.

DUQUE-PEREZ, O.; GARCIA-ESCUDERO, L. A.; MORINIGO-SOTELO, D.; GARDEL, P. E.; PEREZ-ALONSO, M. Condition monitoring of induction motors fed by Voltage Source Inverters. Statistical analysis of spectral data. **IEEE International Conference on Electrical Machines**. p. 2479-2484, 2012.

FIALHO, F. S.; MENDES, D. **Análise dos impactos da instalação de um sensor de vibração no desempenho operacional do carregamento de trens**. 2022.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção) - Universidade Federal Rural da Amazônia.

Florian, Eleonora; Sgarbossa, Fabio; Zennaro, Ilenia. Machine learning-based predictive maintenance: A cost-oriented model for implementation. **International Journal of Production Economics**, 236 (2021): 108114.

FOGLIATTO, F. S.; RIBEIRO, J. L. D. **Confiabilidade e Manutenção Industrial**. Elsevier Brasil, 2009.

GRIER, D. A. The radical technology of industrie 4.0. **Computer**, v. 50, n. 4, p. 120-120, 2017.

GULATI, R. **Maintenance and Reliability Best Practices**. 2. ed. New York: Industrial Press, 2013.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDART. **Mechanical Vibration – Measurement and evaluation of machine vibration – Part 1: General guildelines**, ISO 20816, 2016.

KARDEC, A.; NASCIF, J. **Manutenção: Função Estratégica**. 3. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark. Petrobras, 2009.

KOUHI, R. M. *et al.* A quantitative framework for measuring sustainable development goals in mining operations. **Discover Sustainability**, v.5, p.313 – 334, 2024.

LIAO, Y.; DESCHAMPS, F.; LOURES, E. DE F. R.; RAMOS, L. F. P. Past, present and future of Industry 4.0 - a systematic literature review and research agenda proposal. **International Journal of Production Research**, v. 55, n. 12, p. 36093629, 2017.

MAGRANI, E. **A internet das coisas**. Editora FGV, 2018.

MANCINI, M. **Internet das Coisas: História, conceitos, aplicações e desafios**. Project Management Institute–PMI, 2017. Disponível em: http://monicamancini.com.br/wp-content/uploads/2019/07/Monica_Mancini-Ebook_lot.pdf. Acesso em: 17 de dezembro de 2023.

MARQUES, E. L. D. O.; LUCAS, R. E. C.; BORGES, J. M. Digital transformation in industrial maintenance: an overview of Industry 4.0 technologies, their advantages and challenges. **International Journal of Quality & Reliability Management**, [S. l.],

v. 43, n. 7, p. 1938–1953, 2026. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/IJQRM-10-2025-0378>.

MARTINS, J. F.; FABRO, E. Uso do sensor inteligente na manutenção preditiva. **Scientia cum industria**, v. 8, n. 2, p. 1-9, 2020

MONYE, S.I.; AFOLALU, S.A.; LAWAL, S. L. The Role of Maintenance in the Manufacturing Industry. **International Conference on Science: Engineering and Business for Driving Sustainable Development Goals**, 2024.

NINA, J. L. G. **Melhoria da Gestão da Manutenção**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores) - Instituto Superior de Engenharia do Porto, Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Portugal, 2016.

NEPOMUCENO, L. X. **Técnicas de Manutenção Preditiva**. São Paulo: Edgard Blucher Ltda., 1989. 501 p, 2014.

OLIVEIRA, Monique Miranda. **Análise de métodos estatísticos em planejamento e controle de manutenção**. Rio de Janeiro: UFRJ, 2014. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Mecânica), Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2014.

PICAZO-RÓDENAS, M. J. *et al.* Use of the infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis. **Engineering Failure Analysis**, v. 35, p. 178-192, 2013.

RAO, S. S. **Vibrações mecânicas**. 4. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.

ROCHA, C. S.; CARDOSO, E. L. S. S. **Aplicação de ferramentas da qualidade para investigação e análise das possíveis causas das divergências nos desvios de pesagens durante o transporte rodoviário de minério de cobre**. Orientador: Dr. Rafael da Silva Fernandes. 2020. 15 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal Rural da Amazônia, Campus Parauapebas, 2020.

RUIZ-SARMIENTO, J.; MONROY, J.; MORENO, F.; GALINDO, C.; BONELO, J.; GONZALEZ-JIMENEZ, J. A predictive model for the maintenance of industrial machinery in the context of industry 4.0. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 87, 2020.

SEQUEIRA, C. Sensores para medições de Vibrações Mecânicas– Acelerômetros. **Revista Manutenção**, v. 116, p. 4-6, 2013.

SOUZA, V. C. Utilização das tecnologias da indústria 4.0 na manutenção preditiva através do monitoramento de equipamentos e instalações. **Brazilian Journal of Development**, Curitiba, v.8, n.1, p.7063-7083 2022

THOMAZINI, D.; DE ALBUQUERQUE, P. U. B. **Sensores industriais: fundamentos e aplicações**. Saraiva Educação SA, 2020.

TORTORA, ALESSIA MARIA ROSARIA *et al.* Machine Learning for failure prediction: A cost-oriented model selection. **Procedia Computer Science**, v. 232, p. 3195-3205, 2024.

VALE S.A. **Vale Conhecer**. 2022. Disponível em: <http://www.vale.com/hotsite/PT/Paginas/vale-conhecer/Vale-visitas/para/Home.aspx>. Acesso em: 10 de maio de 2022.

VIANA, H. R. G. **PCM: Planejamento e Controle da Manutenção**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2002.

WANG, Q.; GAO, J. Research and application of risk and condition-based maintenance task optimization technology in an oil transfer station. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 25, n. 6, p. 1018–1027, 2012.

WEG. **Catálogo de motores**. Guia de Especificação. 2016.

ZAIDI, S. AR *et al.* Guest Editorial: Design and Analysis of Communication Interfaces for Industry 4.0. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, v. 38, n. 5, p. 797-802, 2020.

ZHONGMING, Y.; BIN, W. Review on Enduction Motor Online Fault Diagnosis. **IEEE Power Electronics and Motion Control Conference**, p. 1353-1358, 2000.

ZHU, K. X. Sensor-based Condition Monitoring and Predictive Maintenance-An Integrated Intelligent Management Support System. **Intell. Syst. Accounting, Financ. Manag.**, v. 5, n. 4, p. 241-258, 1996.

Biografia do(s) autor(es)

Fabiano de Souza Fialho

Graduado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal Rural da Amazônia (UFRA), possuindo como temas de interesse Gestão da Manutenção, Indústria da Mineração e Qualidade.

Dionária Andrade Mendes

Graduada em Engenharia de Produção pela Universidade Federal Rural da Amazônia (UFRA), possuindo como temas de interesse Indústria da Mineração e Gestão da Manutenção.

Gabriella Vitorino Guimarães

Doutorado em Engenharia de Transportes pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), professora na Universidade Federal Rural da Amazônia (UFRA), possuindo como temas de interesse Economia Circular, Educação Ambiental e práticas sustentáveis.

Rafael da Silva Fernandes

Doutorado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), professor na Universidade Federal Rural da Amazônia (UFRA), possuindo como temas de interesse Gestão da Manutenção, Gestão da Qualidade e Indústria da Mineração.

Jader Moraes Borges

Doutorado em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), professor na Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), possuindo como temas de interesse Gestão da Manutenção e Gestão de Ativos.

Ruan Eduardo Carneiro Lucas

Doutorado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), professor na Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), possuindo como temas de interesse Gestão da Manutenção e Gestão da Qualidade.



Artigo recebido em: 28/11/2024 e aceito para publicação em: 15/08/2026

DOI: <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v26i3.5479>