

APLICAÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA ENGENHARIA DE CONFIABILIDADE E MANUTENÇÃO PREDITIVA: UM ESTUDO DE CASO NA INDÚSTRIA DE MINERAÇÃO

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN RELIABILITY ENGINEERING AND PREDICTIVE MAINTENANCE: A CASE STUDY IN THE MINING INDUSTRY

APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA INGENIERÍA DE CONFIABILIDAD Y MANTENIMIENTO PREDICTIVO: UN ESTUDIO DE CASO EN LA INDUSTRIA MINERA

Alan Christian Almeida Souza¹
Paula Renatha Nunes da Silva²

RESUMO: O presente artigo explora a aplicação da inteligência artificial (IA) na engenharia de confiabilidade e manutenção preditiva, destacando sua relevância no contexto da Indústria 4.0. Através de um estudo de caso realizado em uma mineradora, sensores triaxiais sem fio foram usados para monitorar vibração e temperatura em tempo real em equipamentos críticos, como redutores de moinhos de calamina. A plataforma de IA analisou os dados coletados, identificando padrões e anomalias que indicaram falhas iminentes. Com base nos alertas gerados, a equipe de manutenção pôde realizar intervenções preventivas, evitando falhas catastróficas e economizando custos operacionais. O estudo demonstra que a IA não apenas otimiza os processos de manutenção e aumenta a vida útil dos ativos, mas também melhora a eficiência operacional e a tomada de decisões estratégicas. Este avanço tecnológico proporciona uma transição de abordagens reativas para estratégias proativas na gestão de ativos, maximizando a confiabilidade e segurança dos sistemas industriais.

3646

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Engenharia de Confiabilidade. Manutenção Preditiva. Indústria 4.0. Monitoramento em Tempo Real. Gestão de Ativos.

ABSTRACT: This article explores the application of artificial intelligence (AI) in reliability engineering and predictive maintenance, emphasizing its importance within the context of Industry 4.0. Through a case study conducted in a mining company, wireless triaxial sensors were used to monitor real-time vibration and temperature in critical equipment, such as calamine mill gearboxes. The AI platform analyzed the collected data, identifying patterns and anomalies that indicated imminent failures. Based on the generated alerts, the maintenance team carried out preventive interventions, avoiding catastrophic failures and saving operational costs. The study demonstrates that AI not only optimizes maintenance processes and extends asset lifespan, but also enhances operational efficiency and strategic decision-making. This technological advancement facilitates a shift from reactive approaches to proactive asset management strategies, maximizing the reliability and safety of industrial systems.

Keywords: Artificial Intelligence. Reliability Engineering. Predictive Maintenance. Industry 4.0. Real-Time Monitoring. Asset Management.

¹Discente do curso de Engenharia Física da Universidade Federal do Oeste do Pará UFOPA Universidade Federal do Oeste do Pará –UFOPA.

²Doutora em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Pará - UFPA. Professora, orientadora. Universidade Federal do Oeste do Pará –UFOPA.

RESUMEN: Este artículo analiza la aplicación de la inteligencia artificial (IA) en la ingeniería de confiabilidad y el mantenimiento predictivo, destacando su importancia en el contexto de la Industria 4.0. A través de un estudio de caso en una empresa minera, se utilizaron sensores triaxiales inalámbricos para monitorear en tiempo real la vibración y la temperatura en equipos críticos, como los reductores de molinos de calamina. La plataforma de IA analizó los datos recolectados, identificando patrones y anomalías que indicaban fallas inminentes. Con base en las alertas generadas, el equipo de mantenimiento realizó intervenciones preventivas, evitando fallas catastróficas y ahorrando costos operativos. El estudio demuestra que la IA no solo optimiza los procesos de mantenimiento y extiende la vida útil de los activos, sino que también mejora la eficiencia operativa y la toma de decisiones estratégicas. Este avance tecnológico facilita la transición de enfoques reactivos a estrategias proactivas en la gestión de activos, maximizando la confiabilidad y la seguridad de los sistemas industriales.

Palabras clave: Inteligencia Artificial. Ingeniería de Confiabilidad. Mantenimiento Predictivo. Industria 4.0. Monitoreo en Tiempo Real. Gestión de Activos.

INTRODUÇÃO

A inteligência artificial (IA) tem revolucionado a engenharia de confiabilidade ao integrar técnicas de aprendizado de máquina e análise de grandes volumes de dados, transformando processos tradicionais em abordagens preditivas e proativas. Na engenharia de confiabilidade, o objetivo é garantir que os sistemas funcionem de forma eficiente e contínua, minimizando falhas e otimizando a vida útil dos ativos. Com o uso da IA, é possível analisar dados em tempo real de sensores e dispositivos conectados para identificar padrões e anomalias que possam indicar falhas iminentes, permitindo que ações preventivas sejam tomadas antes que ocorram interrupções operacionais (Min et al., 2022.)

Estudos recentes destacam que a aplicação de técnicas como redes neurais e algoritmos de aprendizado de máquina são particularmente eficazes em cenários de manutenção preditiva, onde a análise de dados históricos e em tempo real permite antecipar falhas com alta precisão. Isso é especialmente relevante no contexto de prognósticos e gestão de saúde dos sistemas (PHM - *Prognostics Health and Management*), onde a IA auxilia na criação de modelos robustos para previsão de falhas, levando em consideração múltiplas variáveis e condições operacionais. (Payette et al., 2023).

Portanto, tais inovações tornam a engenharia de confiabilidade mais dinâmica e adaptável, proporcionando uma transição de uma abordagem reativa para uma estratégia proativa, alinhada com os conceitos de Indústria 4.0 e sistemas ciber físicos. Assim, as empresas

podem não apenas reduzir custos operacionais e tempos de inatividade, mas também podem aumentar a segurança e a eficiência de seus processos e sistemas.

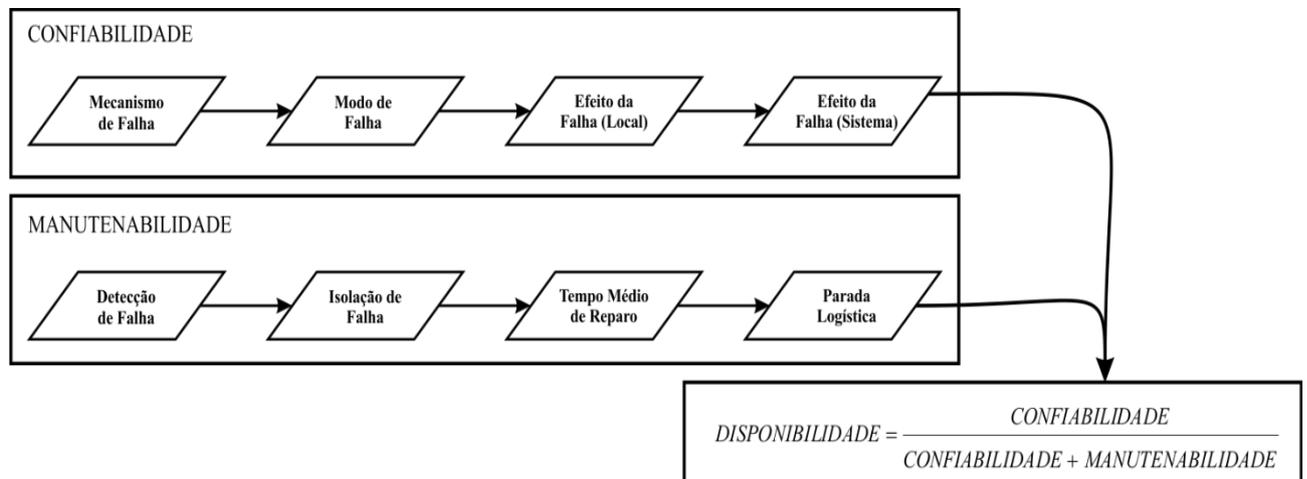
A história da engenharia de confiabilidade tem como marco a Segunda Guerra Mundial, quando a necessidade de garantir a eficiência de equipamentos bélicos impulsionou seu desenvolvimento. Inicialmente, a confiabilidade era aplicada ao telégrafo, progredindo posteriormente para rádios e válvulas eletrônicas a vácuo em 1915. Na década de 1920, com os laboratórios Bell e a contribuição de Walter A. Shewhart, os métodos estatísticos tornaram-se fundamentais. Wallodie Weibull também se destacou na mesma época, com suas curvas de confiabilidade amplamente estudadas. (Rocha, 2019).

Após a guerra, houve uma maior demanda por confiabilidade devido ao uso de equipamentos portáteis, como rádios de válvulas em ambientes adversos. O grupo AGREE (Advisory Group on the Reliability of Electronic Equipment) foi formado em 1950 para melhorar a confiabilidade dos componentes eletrônicos, resultando no desenvolvimento de padrões militares, como por exemplo o MIL-STD-781. Movendo-se para os tempos atuais, falhas emblemáticas ocorreram, em acidentes com aeronaves e desastres com veículos espaciais como a Challenger e Columbia, evidenciando a necessidade de aprimoramento contínuo na engenharia de confiabilidade.

3648

Os estudos de confiabilidade dividem-se, de fato, em dois pilares principais: análises quantitativas e qualitativas. As análises quantitativas focam na mensuração precisa e estatística de variáveis relacionadas ao desempenho de sistemas, como frequência de falhas, tempo médio entre falhas e custos associados, como pode ser visto na Figura 1. Estas análises utilizam dados históricos e modelos matemáticos para prever e melhorar o desempenho futuro dos sistemas, sendo fundamentais para a definição de estratégias de manutenção e garantia de qualidade (Cheng et al., 2010).

Figura 1 – Confiabilidade, manutenibilidade e disponibilidade.



Fonte: WESSELS, 2010.

No Brasil, sugere-se a formação de grupos de estudo focados em sete diretrizes, que incluem o ensino de estatística avançada, conceitos de design probabilístico, física da falha e confiabilidade de software, para enfrentar os desafios futuros, voltados a tecnologias emergentes como carros autônomos e a conectividade da Indústria 4.0.

Por outro lado, as análises qualitativas visam entender os mecanismos e as causas das falhas, examinando como e por que elas ocorrem, assim como as consequências no sistema. Essa abordagem qualitativa é crucial para identificar modos e efeitos de falhas, como por exemplo, Análise de Modos e Efeitos de Falha (FMEA), a qual é utilizada para criar estratégias de mitigação que antecipam e evitam problemas maiores (Khalaj et al., 2013).

O termo disponibilidade descreve e mede a relação entre a confiabilidade e a capacidade de manutenção, como o percentual de tempo que uma peça é capaz de desempenhar sua função.

Como de acordo com a NBR 5462 (1994) a confiabilidade $R(t_1, t_2)$ é definida como a probabilidade de um item poder desempenhar uma função requerida, sob dadas condições, durante um dado intervalo de tempo (t_1, t_2), cuja principal medida é a taxa de falha, $\lambda(t)$, é definida como a velocidade de extinção ou a variação relativa do número de sobreviventes no instante t e está relacionada ao número de falhas por elemento de tempo, sendo representada pela equação (1).

$$(1) \quad f(t) = \frac{P_r[t < T < (t + \Delta t) | T > t]}{\Delta t} = \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{R(t)} \cdot \frac{1}{\Delta t} = \frac{f(t)}{R(t)}$$

Onde:

t = variável aleatória de interesse.

$F(t)$ = função de distribuição acumulada para o instante t .

$f(t)$ = função de densidade de probabilidade para o instante t .

$R(t)$ = função confiabilidade para o instante t .

Outro conceito importante vindo dos estudos de confiabilidade é a manutenibilidade, que de acordo com a NBR 5462 (1994) é a capacidade de um item ser mantido ou recolocado em condições de executar suas funções requeridas, sob condições de uso especificadas, quando a manutenção é executada sob condições determinadas e mediante procedimentos e meios prescritos. Portanto, o termo manutenibilidade é usado como medida de desempenho de manutenibilidade, como pode ser calculado pela equação (1).

Em outras palavras, a manutenibilidade é a combinação de características qualitativas e quantitativas de projeto e instalação de materiais que permitem a realização de objetivos operacionais com gasto mínimo, incluindo mão de obra, habilidade pessoal, equipamento de teste, dados técnicos e instalações sob condições ambientais operacionais nas quais a manutenção programada e não programada será realizada.

3650

A melhoria na capacidade de manutenção de máquinas ou equipamentos exige que a atividade de aquisição especifique um tempo de reparo do equipamento nas especificações detalhadas do equipamento ou do sistema. O projeto do equipamento ou sistema deverá ser tal que a média geométrica de todos os intervalos de tempo de reparo ativo necessários para reparar falhas independentes não exceda o tempo específico de reparo do equipamento. A conformidade com este requisito precisa ser verificada na fase final de projeto e na fase de aquisição e operação. Algumas das medidas quantitativas de exigência são: horas de trabalho de manutenção por 100 horas de funcionamento da máquina; tempo de resposta necessário para retornar a máquina a uma condição operacionalmente pronta; percentual de componentes/módulos que podem estar indisponíveis para manutenção e ainda permitir o atendimento do requisito operacional.

O outro aspecto da manutenibilidade são suas consequências e a intensidade das consequências. As cinco consequências podem ser tempo de inatividade, tempo de manutenção, requisitos logísticos, danos ao equipamento e ferimentos pessoais.

O monitoramento contínuo e a análise de dados de manutenção utilizando inteligência artificial (IA) são práticas essenciais para aumentar a eficiência operacional e reduzir custos em ambientes industriais. Através do uso de sensores e algoritmos avançados, a IA permite a coleta e análise em tempo real de grandes volumes de dados, identificando padrões e prevenindo falhas antes que ocorram. Este processo, conhecido como manutenção preditiva, otimiza os intervalos de manutenção e minimiza o tempo de inatividade dos equipamentos, aumentando a confiabilidade dos sistemas. Segundo estudos recentes, a aplicação de técnicas de aprendizado de máquina e redes neurais artificiais tem aprimorado significativamente a precisão e a autonomia dos sistemas de manutenção, especialmente em ambientes complexos e dinâmicos, como fábricas e instalações industriais (Ucar et al., 2024; Oztemel & Gursev, 2020). A integração da IA na Indústria 4.0 possibilita não apenas a automação de processos de manutenção, mas também a criação de gêmeos digitais, que simulam e monitoram continuamente o estado dos sistemas físicos, fornecendo uma visão mais precisa e preditiva sobre sua operação.

A otimização da gestão de ativos utilizando Inteligência Artificial (IA) possibilita a automação de tarefas rotineiras e a implementação de manutenção preditiva, reduzindo custos operacionais e minimizando interrupções ao antecipar falhas com base em análises de grandes volumes de dados. A tecnologia permite, ainda, a otimização de recursos e a eficiência energética, aumentando a vida útil dos ativos e promovendo a sustentabilidade ao reduzir o desperdício. Dessa forma, a IA auxilia na tomada de decisões estratégicas mais precisas, proporcionando vantagens competitivas e melhorando a adaptabilidade das empresas frente às mudanças do mercado (Walter, 2024, Reserva Econômica, 2024)

Portanto, a aplicação de IA na confiabilidade e na gestão de ativos não só melhora a precisão e a eficiência das operações, mas também otimiza os processos de manutenção e a tomada de decisão, contribuindo para a redução de custos e o aumento da vida útil dos ativos.

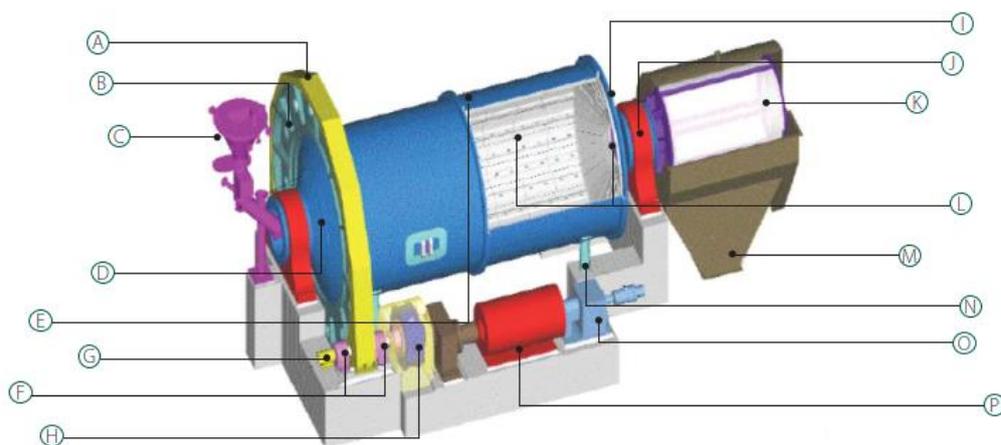
MATERIAIS E MÉTODOS

O presente trabalho aborda um estudo de caso aplicando a inteligência artificial (IA) na manutenção preditiva em uma mineradora. Para o estudo de caso foram utilizados sensores triaxiais sem fio para monitorar a vibração e a temperatura de equipamentos críticos, como

redutores, em tempo real. Esses sensores foram integrados a uma plataforma inteligente, que analisa continuamente os dados coletados, identificando padrões e anomalias que podem indicar falhas iminentes.

Os sensores foram aplicados a um moinho de calamina que são constituídos de uma carcaça cilíndrica de ferro, revestida internamente com placas de aço ou borracha, que gira sobre mancais e contém no interior uma carga de barras (chamados moinho de barra) ou bolas de ferro ou aço (chamados moinho de bolas). Os moinhos cilíndricos têm o seu tamanho expresso pelas dimensões do diâmetro e do comprimento da carcaça, sendo que geralmente se considera a dimensão interna à carcaça e externa ao revestimento quando se refere ao diâmetro, e a medida interna aos revestimentos das tampas quando se refere ao comprimento, cujas partes integrantes estão ilustradas na Figura 2.

Figura 2 – Moinho de calamina e seus componentes.



A- Proteção da engrenagem, B- Engrenagem, C- Alimentador spout, D- Tampa de alimentação, E - Corpo, F- Mancal eixo-pinhão, G- Eixo-pinhão, H- Acoplamento de alta rotação, I- Tampa de descarga, J- Mancal principal, K- Peneira Trommel, L- Conjunto do revestimento, M- Chute de descarga, N- Berço de levantamento, O- Acionamento auxiliar, P- Motor principal

Fonte: Metso, 2024.

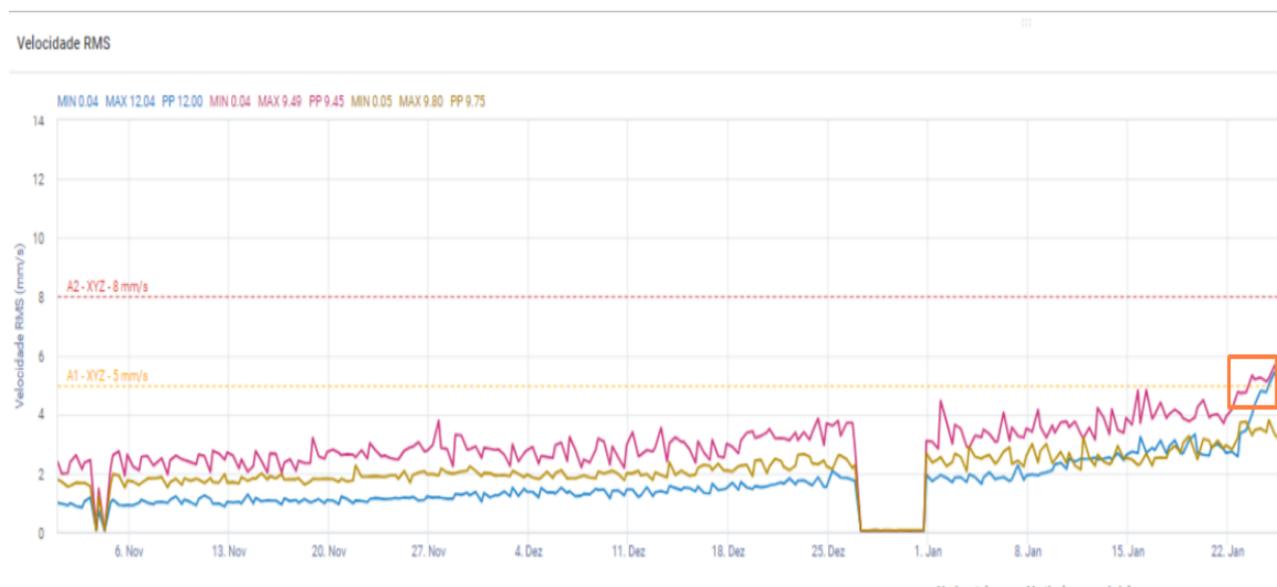
Os sistemas de monitoramento baseados em condições (*Condition-based Monitoring - CBM*) para moinhos podem assumir muitas formas. Em geral usam informações de medição permanentes e portáteis ou usar métodos para análise local ou remota. As etapas de execução são sugeridas em (Cabrera et al., 2022), juntamente com discussões com o pessoal de manutenção, levam à seleção dos equipamentos, à determinação das características de seus modos de falha e à descoberta das diretrizes para instrumentação adequada. Uma vez que os

equipamentos foram selecionados para monitoramento, as etapas seguintes são avaliar o status do moinho, procurar instrumentação disponível e escolher os transdutores e o sistema para o CBM. Estudos de vibração focados em valores RMS e análise de espectros de frequência foram realizados para a caracterização do moinho, obtendo os valores de limite apropriados para a operação normal da máquina. Posteriormente, os locais dos pontos de medição para monitoramento das partes integrantes do moinho foram selecionados de acordo com a ISO 18016.

RESULTADOS

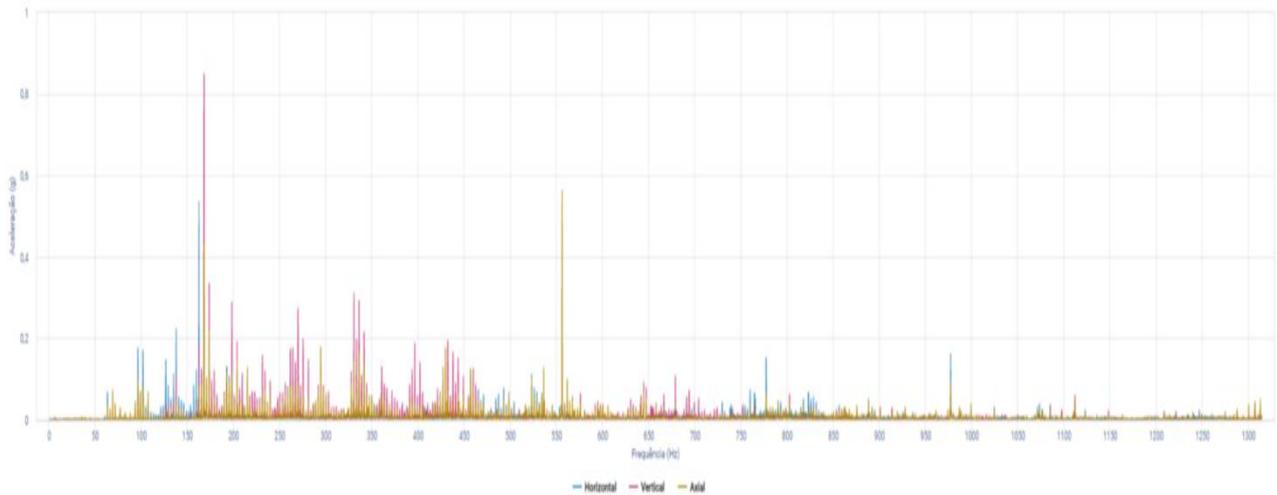
A plataforma empregada na monitoração foi a DYNAPREDICT desenvolvida pela Dynamox (2024). Durante a monitoração do moinho foi detectado um aumento nos níveis de vibração em um dos redutores, como pode ser visto na Figura 3, na qual é possível visualizar a velocidade RMS do redutor, podendo-se diferenciar o comportamento normal e um aumento anormal de vibração, causado por uma possível falha estrutural, emitindo um alerta de atenção.

Figura 3 – Velocidade do redutor.



Fonte: Autor, 2024.

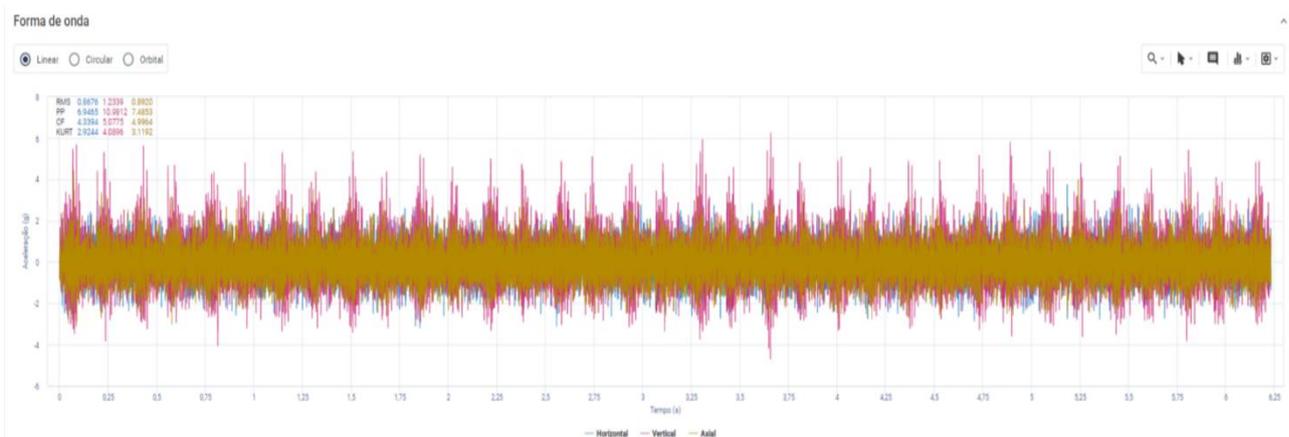
Figura 4 – Espectro de aceleração.



Fonte: Autor, 2024.

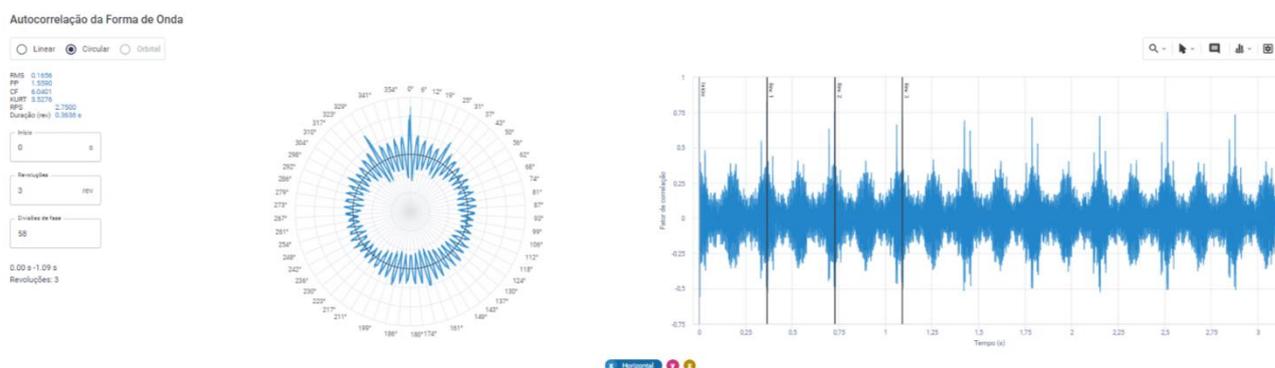
Evidências que o aumento de vibração é latente ainda precisavam ser verificados. Para tanto, usou-se o espectro de aceleração do redutor no moinho, como pode ser visto na Figura 4. Durante a análise não houve alteração nas condições operacionais do equipamento que pudessem contribuir para esse aumento da vibração do redutor. Porém, ao analisar o espectro de vibração triaxial (X,Y,Z) (ver Figura 5) e a sua representação circular na Figura 6, identificou-se um esforço excessivo na engrenagem e folga nos rolamentos dos mancais do eixo de saída.

Figura 5 – Forma de onda de vibração triaxial.



Fonte: Autor, 2024.

Figura 6 – Autocorrelação.



Fonte: Autor, 2024.

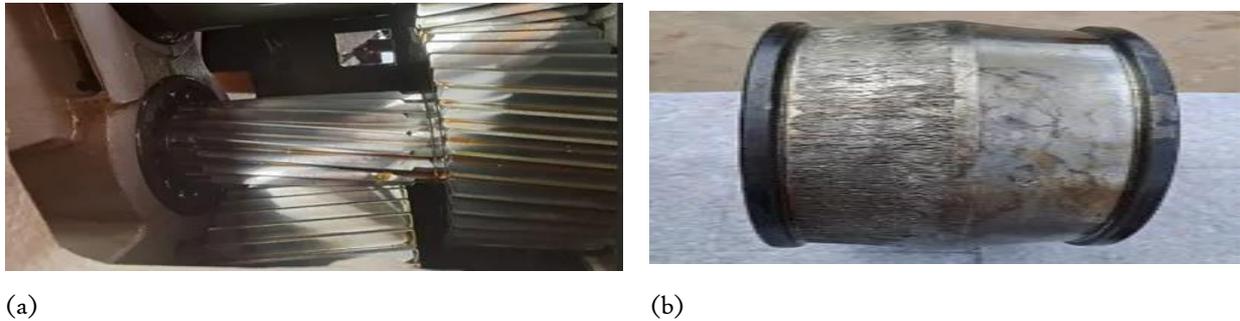
Em análise a Figura 6, a autocorrelação em forma circular com 58 divisões apresenta os picos de impacto na coroa do eixo de saída do redutor. A ferramenta de autocorrelação é eficaz na identificação de sinais periódicos. Ao combinar a autocorrelação com a visualização de forma de onda circular, é possível realizar uma análise detalhada e precisa dos impactos causados por folgas no conjunto durante as revoluções do eixo. Essa abordagem facilita a identificação clara de irregularidades, proporcionando uma compreensão mais profunda do comportamento dinâmico do sistema e permitindo intervenções corretivas mais assertivas.

Imediatamente após a emissão do laudo preditivo com o diagnóstico detalhado, ou seja, após a verificação do pico de aceleração no eixo vertical, foi realizada a intervenção no equipamento pela manutenção, garantindo estabilidade nos indicadores monitorados, realizando uma inspeção detalhada, a qual confirmou um desgaste prematuro no pinhão de saída do redutor, como pode ser visto na Figura 7. Com base nas previsões e recomendações fornecidas pela própria plataforma, foi planejada uma intervenção para substituir as peças antes que ocorresse uma falha catastrófica.

A combinação entre os dados da plataforma e a inspeção realizada pela equipe de manutenção, indicou que seria necessário substituir o pinhão de saída, os rolamentos e as vedações necessários, garantindo que os componentes estivessem disponíveis na unidade para a execução da intervenção. Além disso, foi realizada uma parada programada para inspeção do equipamento, na qual se constatou um desgaste superficial e prematuro no pinhão de saída, permitindo que as ações corretivas fossem tomadas de forma precisa e preventiva. Uma vez

que durante o período de aproximadamente 50 dias entre a detecção da falha e o reparo, a falha atingiu o nível A2 estabelecido pela plataforma, conforme pode ser visto na Figura 8.

Figura 7 – Componentes defeituosos do moinho de calamina: (a) pinhão e (b) rolamento com desgaste.



Fonte: Autor, 2024.

Figura 8 – Evolução da falha.



3656

Fonte: Autor, 2024.

A comprovação de que a manutenção realizada foi eficaz e bem-sucedida, prevenindo a quebra do redutor, pode ser vista na Figura 9, cujos níveis de vibração foram reduzidos de 14 mm/s para 1,5 mm/s, restabelecendo as condições normais de operação do equipamento e garantindo sua estabilidade e desempenho adequado.

Figura 9 – Aceleração pico a pico após a manutenção.



Fonte: Autor, 2024.

Caso a intervenção planejada não tivesse sido realizada e os rolamentos tivessem falhado, todo o conjunto de engrenagens, os mancais e a carcaça do equipamento poderiam ter sofrido danos severos. Além disso, haveria um risco significativo de comprometimento de componentes secundários, como o motor elétrico e o próprio pinhão, o que resultaria em maiores custos de reparo e tempo de inatividade prolongado.

A ação preventiva economizou aproximadamente R\$ 673.000,00 e evitou 18 dias de parada, indicando como a integração da IA ao sistema de monitoramento contínuo não apenas otimiza a manutenção, mas também maximiza a eficiência operacional e a vida útil dos equipamentos. Para tanto, pode ser observado um comparativo na Tabela 1

Tabela 1 – Comparação entre a manutenção planejada *versus* a corretiva para o estudo de caso.

Planejada	Corretiva
Rolamentos, vedações e pinhão de saída: R\$ 77.000,00	Redutor novo: R\$ 750.000,00
Mão de obra: R\$ 70.000,00	Mão de obra: R\$ 70.000,00
Perda de produção: 1,9 dias	Perda de produção: 20 dias

CONCLUSÃO

3657

O presente trabalho abordou a relevância e o impacto positivo da aplicação da inteligência artificial (IA) na engenharia de confiabilidade e manutenção preditiva. Ao integrar algoritmos de aprendizado de máquina com dados coletados em tempo real por sensores, é possível identificar padrões e prever falhas iminentes com alta precisão. Isso permite uma mudança significativa de uma abordagem reativa para uma estratégia proativa na gestão de ativos, alinhada aos princípios da Indústria 4.0. A análise do estudo de caso apresentado demonstrou que a utilização da IA em sistemas de monitoramento contínuo não apenas aumentou a eficiência operacional e a vida útil dos equipamentos, mas também gerou economias significativas, como a redução do tempo de inatividade e a diminuição dos custos de manutenção. O uso da manutenção preditiva, por meio de plataformas inteligentes, evitou falhas catastróficas no redutor do moinho de calamina, destacando o papel crucial dessa tecnologia para melhorar a confiabilidade e segurança dos sistemas industriais. Portanto, conclui-se que a integração da IA à manutenção preditiva é uma ferramenta poderosa para otimizar processos, aumentar a eficiência operacional e reduzir custos em ambientes

industriais. A adoção contínua dessas inovações deve ser incentivada, permitindo que as empresas se adaptem rapidamente às demandas de um mercado cada vez mais competitivo e tecnologicamente avançado.

REFERÊNCIAS

BARRERO, Eduardo de Castro; LEÃO, Leandro Santos. Inteligência artificial aplicada na gestão de manutenção. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Controle e Automação) – Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Goiânia, 2022.

CABRERA, Diego et al. Technology selection for Industry 4.0 oriented condition-based monitoring system: A case study in the paper mills industry. IFAC-Papers On-Line, v. 55, n. 19, p. 211-216, 2022.

CHENG, S.; YADAV, R.; KUMAR, V. System Risk and Reliability Assessment Methods. Journal of Industrial Engineering International, 2010.

DYNAMOX. Dynamox. Disponível em: <https://dynamox.net/>. Acesso em: 09 out. 2024.

ESRI. O que é GIS? Esri, 2024. Disponível em: <https://www.esri.com/pt-br/what-is-gis/overview>. Acesso em: 15 out. 2024.

3658

FRACTTAL. Inteligência artificial na gestão de ativos - Paulo Talks. 2023. Disponível em: <https://www.fractal.com/pt-br/blog/inteligencia-artificial-gestao-de-ativos-paulo-talks>. Acesso em: 15 out. 2024.

INFORMA. Inteligência Artificial: Aumente a Confiabilidade e Disponibilidade. Disponível em: <https://www.informa.com.br/inteligencia-artificial-aumente-a-confiabilidade-e-disponibilidade/>. Acesso em: 5 out. 2024.

KHALAJ, M.; MAJID, A.; TOSHIO, K. Reliability Analysis of Mechatronic Systems. MDPI, 2013.

METSO. Serviço de moagem: informações sobre a lubrificação. Disponível em: <https://www.metso.com/pt/insights/blog/mineracao-e-metals/service-moagem-informacoes-sobre-a-lubrificacao/>. Acesso em: 15 out. 2024.

MIN, J.; HONG, Y.; KING, C. B.; MEEKER, W. Q. Reliability analysis of artificial intelligence systems using recurrent events data from autonomous vehicles. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, v. 71, n. 4, p. 987-1013, 2022.

MIRANDA, Wederley M. A Curva P-F e a Manutenção Preditiva. 2021. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.17821.44009>>. Acesso em: 09 out. 2024.

O FUTURO da engenharia e confiabilidade: tendências e previsões para a indústria. *Revista Manutenção*, 2023. Disponível em: <https://revistamanutencao.com.br/literatura/tecnica/confiabilidade/o-futuro-da-engenharia-e-confiabilidade-tendencias-e-previsoes-para-a-industria.html>. Acesso em: 15 out. 2024.

PAYETTE, Mathieu; ABDUL-NOUR, Georges. *Machine Learning Applications for Reliability Engineering: A Review*. Trois-Rivières: Department of Industrial Engineering, University of Quebec in Trois-Rivières, 2023.

RESERVA ECONÔMICA. IA no Mercado Financeiro: Inteligência Artificial na Gestão de Ativos. Disponível em: <https://reservaeconomica.com.br/ia-no-mercado-financeiro-inteligencia-artificial-na-gestao-de-ativos/>. Acesso em: 10 out. 2024.

ROCHA, Henrique Martins. *Confiabilidade: volume único*. Rio de Janeiro: Fundação Cecierj, 2019. 228 p. ISBN: 978-85-458-0155-9.

SÁ, J. D.. *Estudo de engenharia de confiabilidade e aplicação de ferramenta de inteligência artificial na gestão de ativos de uma unidade industrial na Amazônia, Belém-Pa*, 2021, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Processos – Mestrado Profissional