

LoRaWAN e a Internet das Coisas aplicados à manutenção preditiva: um estudo de caso em motores de indução

LoRaWAN and the Internet of Things Applied to Predictive Maintenance: A Case Study on Induction Motors

Christian Saraiva Amaral^{1*}, César David Paredes Crovato², Lucio Rene Prade³, Vitória Francesca Biasibetti Zilli⁴, Iara Janaína Fernandes⁵

^{1*,2,3,4,5} [Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS, São Leopoldo/RS, Brasil](#)

^{1*}Christian-pdr@hotmail.com; ²cesarcrovato@gmail.com; ³Luciorp@unisinors.br; ⁴vitoriafbzilli@unisinors.br; ⁵larajf@unisinors.br

*Autor Correspondente: Christian S.A.

RESUMO: Este trabalho investigou o uso do protocolo LoRaWAN como tecnologia de comunicação para o monitoramento contínuo de vibrações em motores de indução trifásicos, com foco na manutenção preditiva. O estudo combinou revisão da literatura, desenvolvimento de um dispositivo IoT e análise de dados vibracionais coletados em ambiente industrial. O dispositivo realizou o processamento local dos sinais, incluindo transformada rápida de Fourier e cálculo de valores RMS, transmitindo indicadores compactados via LoRaWAN. Os sensores foram configurados para enviar pacotes a cada 15 minutos, resultando em aproximadamente oito meses de histórico operacional e cerca de 21.400 pacotes enviados, com taxa de perda inferior a 3%. Para a análise da tendência vibracional, foi construído um envelope estatístico superior, cujo parâmetro $k=2,00$ apresentou cobertura de 84,7% dos picos detectados. Sobre esse envelope, foi ajustado um modelo de regressão linear e realizada a projeção temporal até o limite vibracional adotado de 4,5 mm/s, cujo atingimento foi estimado em 24/07/2027. Os resultados demonstraram a viabilidade do LoRaWAN para o monitoramento vibracional contínuo e o suporte ao planejamento das intervenções de manutenção, ressaltando que a projeção representa uma estimativa de tendência condicionada ao histórico disponível, e não uma previsão probabilística da falha física do equipamento.

PALAVRAS-CHAVE: Manutenção Preditiva; Internet das Coisas; LoRaWAN; Monitoramento de Vibração; Motores de Indução.

ABSTRACT: This study investigated the use of the LoRaWAN protocol as a communication technology for continuous vibration monitoring of three-phase induction motors, with a focus on predictive maintenance. The study combined a literature review, the development of an IoT device, and the analysis of vibration data collected in an industrial environment. The device performed local signal processing, including Fast Fourier Transform and RMS calculations, transmitting compact indicators via LoRaWAN. The sensors were configured to send packets every 15 minutes, resulting in approximately eight months of operational history and about 21,400 transmitted packets, with a packet loss rate below 3%. For vibration trend analysis, an upper statistical envelope was constructed, for which the parameter $k=2.00$ achieved 84.7% coverage of the detected peaks. A linear regression model was fitted to this envelope, and a temporal projection was performed up to

the adopted vibration limit of 4.5 mm/s, which was estimated to be reached on July 24, 2027. The results demonstrated the feasibility of LoRaWAN for continuous vibration monitoring and its potential to support maintenance planning, emphasizing that the projection represents a trend estimate conditioned on the available historical data rather than a probabilistic prediction of the equipment's physical failure.

KEYWORDS: Predictive Maintenance; Internet of Things; LoRaWAN; Vibration Monitoring; Induction Motors.

1. INTRODUÇÃO

O avanço e modernização da indústria resultaram em um mercado extremamente eficiente e competitivo, onde a corrida pela inovação, garantia da qualidade e redução de custos torna-se cada vez mais disputada entre as organizações. Seguindo nessa linha, De Souza et al. (2022) afirmam que o setor de manutenção sofreu diversas transformações, acompanhando a evolução industrial e a automatização de máquinas e equipamentos, com um aumento significativo na quantidade de informações processadas, tornando assim os processos mais complexos e menos intuitivos. Nesse cenário, a manutenção preditiva, especialmente com o surgimento da Indústria 4.0, tornou-se uma grande aliada para minimizar falhas e otimizar o desempenho dos equipamentos industriais.

Entretanto, a implementação de sistemas de monitoramento contínuo ainda enfrenta desafios técnicos, principalmente relacionados à conectividade, consumo energético e viabilidade de implantação em ambientes industriais. Entre as diferentes tecnologias *Low-Power Wide-Area Network* (LPWAN) existentes, o *Long Range Wide Area Network* (LoRaWAN) tem se destacado por combinar longo alcance de transmissão com baixa demanda energética, o que o torna adequado para monitoramento remoto e aplicações em tempo quase real (BONILLA; CAMPOVERDE; YOO, 2023).

Diante desse contexto, o objetivo deste trabalho é investigar o potencial do LoRaWAN como tecnologia de comunicação para o monitoramento contínuo de vibração em motores de indução, avaliando sua aplicabilidade prática, limitações e desempenho em um cenário real de coleta de dados. Para isso, propõe-se um estudo que combina revisão da literatura, desenvolvimento de um dispositivo IoT baseado em módulo System-in-Package (SiP) LoRaWAN e análise de dados de vibração coletados em ambiente industrial. Além disso, utilizam-se os dados obtidos para estimar o tempo até o atingimento do limite vibracional adotado, utilizado neste estudo como uma estimativa operacional de TTF, a partir da série temporal da velocidade RMS, utilizando envelope estatístico superior e regressão linear ao longo do tempo.

Assim, o problema central abordado neste estudo pode ser definido pela seguinte questão de pesquisa:

Como integrar sensores de vibração e comunicação sem fio de longo alcance e baixo consumo para viabilizar o monitoramento contínuo e a manutenção preditiva de equipamentos industriais?

Para responder a essa questão, este estudo:

- a) caracteriza o papel das redes LPWAN, com foco no LoRaWAN, em aplicações de manutenção preditiva;
- b) desenvolve e apresenta um dispositivo IoT baseado em LoRaWAN para aquisição e transmissão de dados de vibração;
- c) aplica o dispositivo em um estudo de caso em ambiente industrial, utilizando séries temporais de vibração para análise e estimativa do tempo até o atingimento do limite vibracional adotado.

Por fim, este artigo está estruturado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta a fundamentação teórica relacionada à manutenção preditiva, monitoramento de vibração, tecnologias LPWAN e LoRaWAN bem como uma descrição acerca do dispositivo desenvolvido. A Seção 3 descreve a metodologia adotada. A Seção 4 apresenta os resultados do estudo de caso e a análise dos dados coletados. Finalmente, a Seção 5 discute as conclusões do trabalho.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Os tipos de manutenção existentes são caracterizados pela maneira como é realizada a intervenção em equipamentos, sistemas ou instalações (FREITAS, 2016). Embora diversos autores apresentem classificações com diferentes denominações para esses tipos de manutenção, neste trabalho o foco é direcionado à manutenção preditiva. Esse conceito surgiu na década de 1970, período em que o avanço da informática possibilitou a utilização de computadores mais velozes e o desenvolvimento de softwares robustos voltados ao planejamento e ao controle das atividades de manutenção (KARDEC; NASCIF, 2019).

De acordo com Otani e Machado (2008), a manutenção preditiva é definida como um conjunto de atividades de acompanhamento das variáveis ou parâmetros que indicam o desempenho dos equipamentos de forma sistemática, visando determinar a necessidade ou não de intervenção. Marques e Brito (2019) complementam que a manutenção preditiva envolve o monitoramento contínuo dos equipamentos durante seu funcionamento, com intervenções sendo realizadas apenas quando o responsável pela manutenção identifica alterações que possam causar possíveis falhas nos equipamentos.

Nesse contexto, Nepomuceno (1989) apresenta o acompanhamento do nível global de vibração como um método de manutenção preditiva baseado na observação da evolução do comportamento vibracional da máquina ao longo do tempo. Segundo o autor, a realização de medições periódicas permite identificar a evolução dos níveis de vibração e reconhecer eventuais irregularidades, subsidiando a tomada de providências antes que sejam atingidas condições críticas de operação.

Segundo os autores Baldissarelli e Fabro (2019) e Kardec e Nascif (2019), a avaliação do estado do equipamento se dá através de medição, acompanhamento ou monitoramento de parâmetros. Esse acompanhamento pode ser feito de três formas:

1) Monitoramento Subjetivo: “essa técnica depende muito da mão de obra qualificada do mantenedor, onde através dos sentidos, visão, audição, tato, olfato detectam alguma anormalidade no equipamento” (BALDISSARELLI; FABRO, 2019, p.3).

2) Monitoramento Objetivo: é realizado com base em medições utilizando equipamentos ou instrumentos especiais. Os resultados são arquivados e comparados com parâmetros base, ou histórico do equipamento que definem a ação a ser tomada pela manutenção (BALDISSARELLI; FABRO, 2019).

Os autores Kardec e Nascif (2019) complementam que o termo “objetivo” se deve ao fato de as medições gerarem valores quantitativos independentes do operador, desde que se siga um procedimento padrão. Destacam ainda que o responsável pela operação dos instrumentos deve ser treinado e habilitado, que os equipamentos estejam calibrados e que haja profissionais qualificados para interpretar os dados e elaborar relatórios diagnósticos.

3) Monitoramento Contínuo: é uma técnica usada para detectar defeitos ou falhas em equipamentos de alta responsabilidade. Inicialmente era adotado em situações em que o tempo de desenvolvimento do defeito era muito curto e em equipamentos de alta criticidade, oferecendo assim excelente proteção. Usualmente, o monitoramento contínuo está associado a dispositivos que tomam alguma ação, interagem com o operador ou responsável técnico, e emitem um alarme, promovendo a parada ou desligamento do equipamento uma vez atingido o valor limite estipulado (BALDISSARELLI; FABRO, 2019; KARDEC; NASCIF, 2019).

Com o avanço das tecnologias de sensoriamento, conectividade e computação em nuvem, esse monitoramento deixou de ser restrito a equipamentos críticos e passou a integrar plataformas capazes não apenas de registrar dados em tempo real, mas também de analisá-los automaticamente para antecipar falhas.

Os recentes avanços em armazenamento em nuvem possibilitaram uma grande expansão na capacidade de armazenar dados provenientes de diversas fontes, como fábricas, edifícios, máquinas e sensores. Esses dados não são apenas usados para monitorar dispositivos conectados, mas também para prever falhas com antecedência (GRACE; SUBHASRI, 2022). Essa capacidade ampliada de armazenamento e processamento tem sido crucial para a evolução das técnicas de monitoramento e manutenção preditiva.

A integração entre sensores, coleta contínua de dados e conectividade em nuvem marca uma mudança estrutural no papel do monitoramento. Ele deixa de ser apenas um suporte à decisão humana e passa a operar como parte de um ecossistema digital, no qual os próprios ativos industriais se tornam fontes permanentes de informação. Essa evolução tecnológica amplia o alcance da manutenção preditiva tradicional, permitindo o acompanhamento contínuo da condição dos equipamentos e a análise histórica dos dados coletados. É essa transição que caracteriza a aproximação com o conceito de Indústria 4.0 e com a chamada manutenção inteligente.

O uso da Internet das Coisas (IoT) está em rápido crescimento devido à sua utilidade em diversas áreas de utilização (ALIPIO; CHAGUILE; BURES, 2023). Os autores Bonilla, Campoverde e Yoo (2023) complementam que IoT refere-se à interconexão de dispositivos eletrônicos que possuem a capacidade de coletar e transmitir dados pela Internet, o que permite a automação de processos, alcançando maior eficiência na tomada de decisões por meio da coleta de dados em tempo real (BONILLA; CAMPOVERDE; YOO, 2023).

Nesse cenário em que a IoT viabiliza o monitoramento contínuo e remoto de ativos industriais, a escolha da tecnologia de comunicação torna-se um fator determinante para o sucesso das aplicações, especialmente em ambientes onde há restrições de energia, alcance e custo. Essas demandas motivam o uso de redes sem fio de baixo consumo e longo alcance, tema desenvolvido na próxima seção.

2.1 LPWAN'S E SUAS CARACTERÍSTICAS

As tecnologias convencionais de comunicação sem fio tornaram-se insuficientes para aplicações que exigem grande alcance, baixo consumo de energia e custos reduzidos, especialmente em cenários onde milhares de dispositivos precisam transmitir pequenas quantidades de dados de forma esporádica. Nesse contexto surgem as Redes de Longo Alcance e Baixo Consumo LPWAN, projetadas para atender dispositivos IoT de baixa potência em aplicações distribuídas e de grande escala (ERTÜRK et al., 2019).

Entre as diferentes tecnologias LPWAN existentes, o LoRaWAN tem se destacado por combinar longo alcance de transmissão com baixa demanda energética, o que o torna adequado para monitoramento remoto e aplicações em tempo quase real (BONILLA; CAMPOVERDE; YOO, 2023). O protocolo permite a comunicação através de obstáculos físicos, como paredes e edificações, e sua arquitetura aberta possibilita que diferentes organizações utilizem a rede sem depender de um único provedor (BONILLA; CAMPOVERDE; YOO, 2023). Projetado para dispositivos que enviam dados com baixa taxa de transmissão e em longos intervalos de tempo, o LoRaWAN tem sido amplamente adotado em aplicações que utilizam sensores alimentados por bateria, podendo operar por meses ou até anos sem recarga (GRACE; SUBHASRI, 2022).

Uma de suas principais vantagens é o baixo consumo de energia, tanto da infraestrutura quanto dos dispositivos terminais. Esse fator é essencial em locais remotos onde não há acesso à rede elétrica, como regiões ribeirinhas da Amazônia, nas quais a substituição ou recarga de baterias é operacionalmente inviável (RODRIGUES et al., 2025). O baixo custo de implantação, comunicação e manutenção também torna o LoRaWAN economicamente vantajoso para projetos que envolvem milhares de sensores, especialmente em contextos com restrições financeiras e ausência de infraestrutura de telecomunicações tradicional (ERTÜRK et al., 2019; RODRIGUES et al., 2025).

Além da eficiência energética e do baixo custo, o LoRaWAN oferece grande alcance de transmissão, podendo operar em distâncias de vários quilômetros, o que o torna adequado para áreas extensas e isoladas (RODRIGUES et al., 2025). A tecnologia também é resistente a interferências, graças ao uso de modulação Chirp Spread Spectrum (CSS), que mantém a estabilidade da comunicação mesmo em ambientes densos ou com forte obstrução física, como florestas, áreas urbanas congestionadas ou regiões com grande massa de água (RODRIGUES et al., 2025).

A Figura 1 apresenta o diagrama de blocos da arquitetura geral de uma rede LPWAN, destacando os elementos fundamentais entre dispositivos, gateways e servidores de rede (TEIXEIRA; ALMEIDA, 2017).

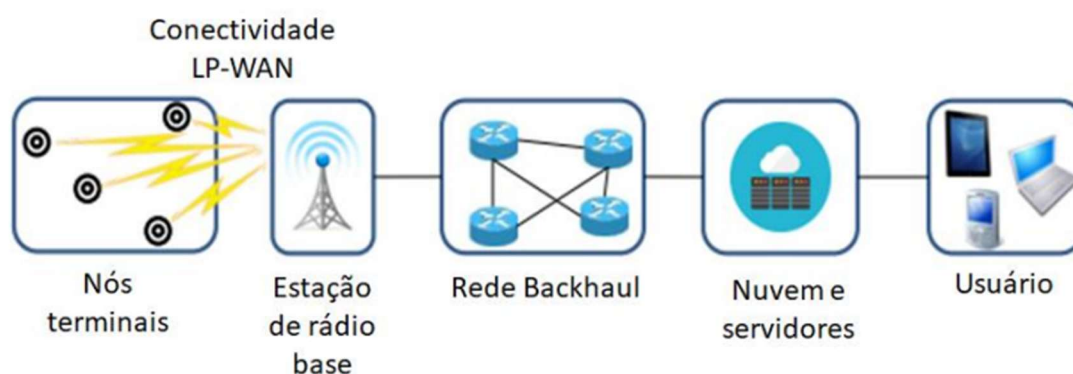


Figura 1: Diagrama de blocos da Arquitetura de rede LPWAN

Fonte: TEIXEIRA; ALMEIDA, 2017.

No caso do LoRaWAN, a arquitetura segue um modelo em estrela estendida (*star-of-stars*), no qual múltiplos dispositivos se comunicam diretamente com um ou mais gateways. A Figura 2 ilustra a topologia LoRaWAN, evidenciando o fluxo de dados desde os sensores até a aplicação final.

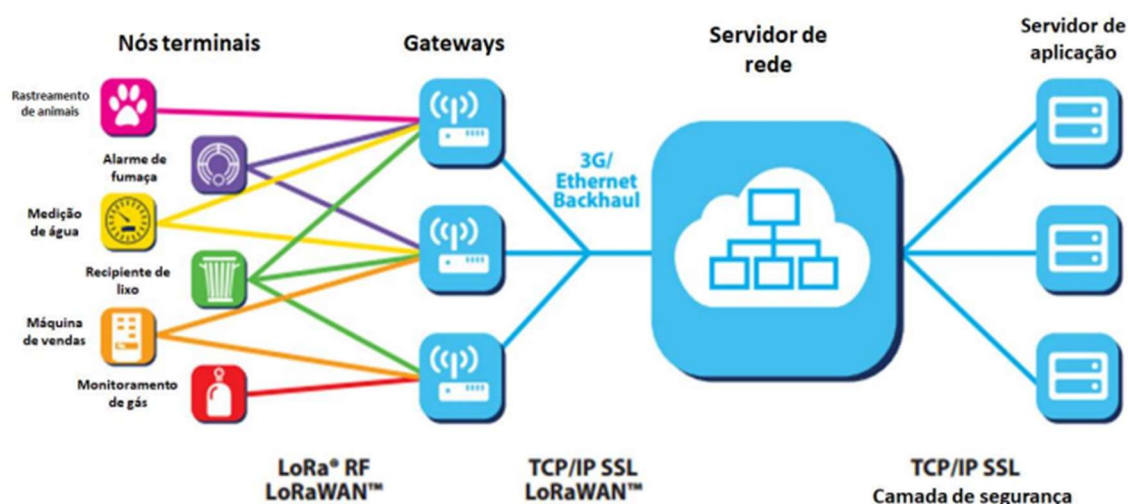


Figura 2: Diagrama de blocos da arquitetura de rede LoRaWAN

Fonte: TEIXEIRA; ALMEIDA, 2017.

O uso de LPWANs exige atenção aos mecanismos de segurança, gerenciamento de dispositivos e tratamento adequado dos dados coletados, uma vez que as redes costumam operar de forma contínua e distribuída. Estudos apontam que o LoRaWAN já se mostrou operacionalmente robusto em ambientes adversos, incluindo áreas costeiras, florestais e industriais, reforçando sua aplicabilidade em monitoramento ambiental, urbano, logístico e, especialmente, em manutenção industrial baseada em sensores IoT (RODRIGUES et al., 2025).

2.2 APLICAÇÕES DO LORAWAN EM MANUTENÇÃO E MONITORAMENTO INDUSTRIAL

O uso do LoRaWAN em aplicações industriais tem se mostrado uma alternativa eficiente para o monitoramento remoto de ativos, especialmente em contextos onde o alcance, o consumo de energia e o custo de operação são fatores determinantes. Nos últimos anos, diversos estudos têm explorado sua integração com sensores IoT para a manutenção preditiva de motores de indução, priorizando a coleta contínua de dados de vibração, temperatura, corrente e tensão.

Trabalhos recentes (GRACE; SUBHASRI, 2022; GOKTAS et al., 2023; SHEHZAD et al., 2023; RAMAN; MOOKHERJEE, 2023; SIMONOV et al., 2024), demonstram diferentes arquiteturas de IoT aplicadas à predição de falhas em motores. Em geral, essas propostas utilizam microcontroladores (como ESP32 e ESP8266), sensores MEMS para vibração e módulos de comunicação sem fio, frequentemente Wi-Fi, *Bluetooth Low Energy* (BLE) ou LoRaWAN, conectados a plataformas de análise em nuvem.

Grace e Subhasri (2022) desenvolveram uma ferramenta preditiva baseada em nuvem para monitorar a vibração de motores de indução, permitindo a análise remota e o envio automatizado de alertas. Goktas et al. (2023) apresentaram um sistema de monitoramento multifuncional em 2.4 GHz, voltado à detecção de falhas na barra do rotor. Já Shehzad et al. (2023) propuseram um modelo que combina IoT e aprendizado de máquina (K-means) para classificar falhas de desalinhamento e defeitos em rolamentos. Por sua vez, Raman e Mookherjee (2023) aplicaram o algoritmo de máquinas de vetor de suporte (SVM) para diagnosticar condições anormais em motores industriais, utilizando conectividade IoT para transmissão dos dados. De forma complementar Simonov et al. (2024) desenvolveram um dispositivo IoT dedicado à diagnose permanente de motores elétricos, empregando o microcontrolador ESP32 para processamento local e comunicação em C++ voltada ao monitoramento contínuo do campo eletromagnético.

Embora esses trabalhos demonstrem o potencial da Internet das Coisas para o monitoramento de motores, muitos ainda dependem de conexões de curto alcance e alto consumo energético. A Tabela 1 resume os principais estudos analisados, destacando as variáveis monitoradas, o tipo de conectividade empregada e o objetivo de cada solução. Em conjunto, esses estudos evidenciam a tendência de convergência

entre IoT, aprendizado de máquina e redes LPWAN, criando soluções cada vez mais autônomas e energeticamente eficientes.

Tabela 1: Síntese de trabalhos relacionados

Referência	Plataforma IoT	Objetivo principal	Variáveis / Falhas
Grace e Subhasri (2022)	IoT + Nuvem	Ferramenta preditiva com envio remoto	Vibração
Goktas et al. (2023)	IoT (2.4 GHz)	Detecção de falhas na barra do rotor	Barra do rotor
Shehzad et al. (2023)	IoT + ESP + ML	Diagnóstico automático via K-means	Desalinhamento e rolamentos
Raman e Mookherjee (2023)	IoT + ESP32	Análise SVM para condição do motor	Falhas elétricas
Simonov et al. (2024)	IoT + ESP32	Monitoramento contínuo em C++	Campo eletromagnético

Fonte: Elaborado pelo autor

Por fim, observa-se que a integração entre sistemas IoT, técnicas de aprendizado de máquina e modelos estatísticos amplia as possibilidades de monitoramento e análise da condição de equipamentos, permitindo utilizar dados históricos e tendências de vibração como suporte às estratégias de manutenção preditiva.

2.3 DISPOSITIVO IOT PARA MONITORAMENTO DE VIBRAÇÕES VIA LORAWAN

Nesta seção é apresentado o dispositivo desenvolvido e utilizado no estudo de caso deste trabalho. O protótipo foi construído com base no System-in-Package (SiP) iMCP HTLRBL32L, um módulo que integra LoRa e BLE, possibilitando comunicação de longa distância com baixo consumo energético. O dispositivo foi projetado especificamente para aplicações de manutenção preditiva, com foco no monitoramento contínuo de vibrações em motores de indução. Uma visão detalhada do projeto de hardware e firmware encontra-se no relatório técnico desenvolvido no âmbito das pesquisas desenvolvidas pelo itt Chip – Unisinos

O hardware foi concebido em duas versões evolutivas, ambas fundamentadas no SiP iMCP HTLRBL32L, que integra um microcontrolador ARM Cortex-M0+ com suporte a BLE, um transceptor LoRa da Semtech e recursos de baixo consumo energético, possibilitando operação prolongada em aplicações de monitoramento.

O módulo permite transmissão sem fio por LoRaWAN diretamente para gateways compatíveis, garantindo uma solução de monitoramento remota, de longo alcance e energeticamente eficiente. A Figura 3 apresenta a arquitetura geral do hardware do dispositivo.

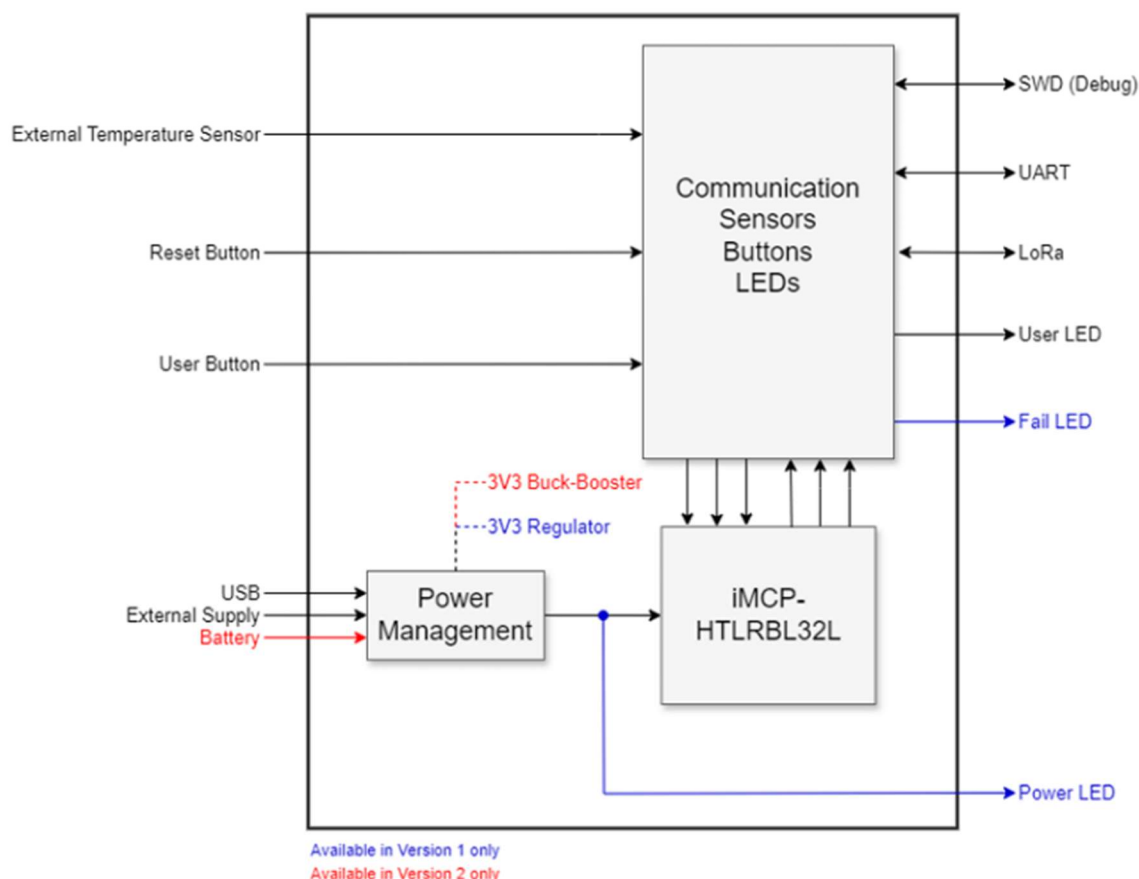


Figura 3: Arquitetura geral do hardware do dispositivo

Fonte: ZILLI, 2024 (documento interno não publicado).

Para coleta de parâmetros necessários à manutenção preditiva, o dispositivo inclui:

- Acelerômetro triaxial ADXL345, montado centralizado sobre o ponto de fixação do motor, garantindo melhor acurácia de leitura de vibrações.
- Sensor NTC, para medição da temperatura externa do motor.
- Botões de usuário e reset.
- LEDs de status, programáveis para indicação de falha, operação ou alimentação.

Essa instrumentação permite monitorar vibrações em três eixos e realizar análises de acordo com padrões internacionais, como a ISO 20816, conforme utilizado também no relatório técnico de desenvolvimento do módulo.

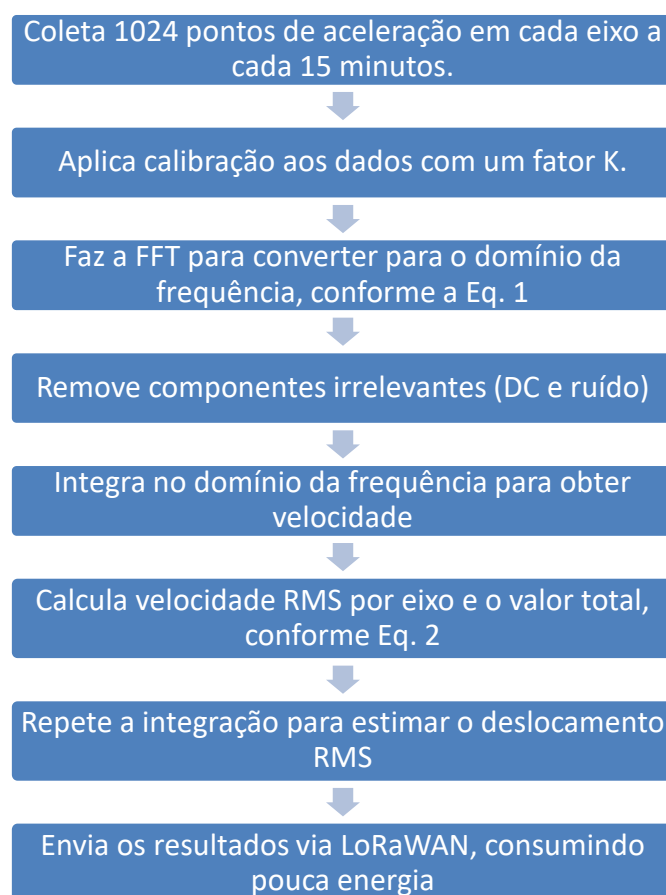
O dispositivo pode operar em diferentes modos de alimentação:

- via micro-USB, utilizando um regulador linear;
- via fonte externa DC;
- via baterias em série ou paralelo (na versão 2), com conversor buck-boost para manter 3.3V estáveis.

Essa flexibilidade é essencial para aplicações industriais nas quais o ponto de instalação nem sempre dispõe de energia local. Na versão 2, LEDs e alguns periféricos foram reduzidos para prolongar a vida útil da bateria.

O firmware foi desenvolvido em C utilizando Keil µVision e segue uma máquina de estados (FSM) dedicada ao ciclo de operação do sensor (coleta - processamento - transmissão). As etapas do processamento estão descritas no fluxograma 1:

Fluxograma 1: Etapas de processamento do dispositivo



Fonte: Elaborado pelo autor

Abaixo as equações mencionadas no fluxograma:

$$\int_{-\infty}^t x(u) du = \frac{X(\omega)}{j\omega} + \pi X(0)\delta(\omega) \quad (\text{Eq. 1})$$

$$vTOTAL = \sqrt{v^2x + v^2y + v^2z} \quad (\text{Eq. 2})$$

Esse processamento local reduz significativamente o volume de dados enviados pela rede, tornando o uso do LoRaWAN mais eficiente.

3. METODOLOGIA

A metodologia utilizada nesta pesquisa baseou-se na realização de uma revisão bibliográfica, na instalação de dispositivos para a coleta de dados de vibração em motores elétricos trifásicos e na integração do hardware desenvolvido com a interface de visualização do Grafana. Além disso, incluiu-se o tratamento e a análise dos dados armazenados, com o objetivo de viabilizar o diagnóstico do comportamento vibracional dos motores monitorados. A partir desses dados, foram aplicadas técnicas de modelagem para estimar a evolução da condição vibracional dos motores e projetar o tempo até o atingimento do limite vibracional adotado, com base nas tendências observadas nas medições históricas.

3.1 DEFINIÇÃO DOS MOTORES

A definição dos motores foi realizada com base nos seguintes critérios:

- 1) Facilidade de acesso: Existem motores críticos localizados no terraço da empresa, no entanto, é uma área restrita aos colaboradores do setor de utilidades;
- 2) Criticidade do ativo: Os ativos são classificados como A, B ou C, sendo em ordem decrescente de criticidade. Os ativos classe A são considerados mais importantes e requerem maior atenção;
- 3) Tempo de instalação: Foram priorizados motores com maior tempo de operação, especificamente aqueles instalados junto à inauguração da planta industrial, por volta de 2014. Esses motores apresentam desgaste natural decorrente do uso contínuo ao longo dos anos, o que aumenta a probabilidade de ocorrência de falhas. Além disso, possuem histórico de manutenções corretivas, inclusive envolvendo substituição de componentes como rolamentos.

3.2 INSTALAÇÃO DOS DISPOSITIVOS

A instalação dos dispositivos foi realizada em parceria com colaboradores do Instituto Tecnológico de Semicondutores (itt Chip). Os dispositivos foram acondicionados em caixas plásticas de 68×68×34 mm e fixados aos motores por meio de parafuso M16, utilizando o ponto destinado ao olhal de içamento, conforme indicado na Figura 4:

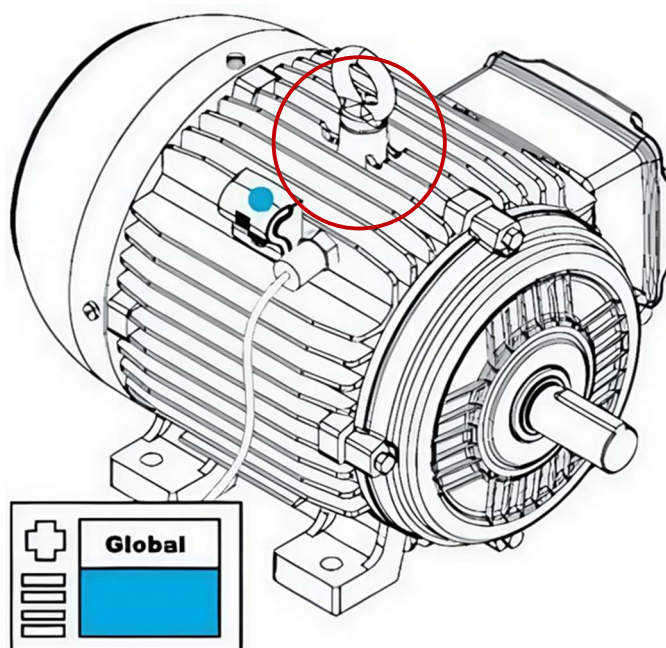


Figura 4: Local de instalação dos dispositivos nos motores

Fonte: Adaptado de WEG, 2021

De acordo com a WEG (2021), é recomendada a instalação sobre a superfície do motor elétrico, em uma região centralizada, onde fica localizado o estator. Apesar de não ser uma posição de medição de vibração recomendada na norma ISO 20816-3, normalmente utilizada nos programas de manutenção preditiva das indústrias, a norma ISO 13373-1 permite que os sensores de vibração sejam instalados em outras posições que produzam informações adequadas de vibração. A WEG (2021) afirma que os estudos realizados comprovaram a adequação do ponto de medição com mesma indicação de tendências obtidas nas medições nos pontos dos mancais.

Considerando o estudo realizado pela WEG (2021), aliada à facilidade de instalação, à acessibilidade da superfície do motor e à disponibilidade dos sensores utilizados neste estudo, definiu-se que o dispositivo de monitoramento seria fixado na região central do motor, conforme ilustrado na Figura 4.

3.3 COLETA E ARMAZENAMENTO DE DADOS DE VIBRAÇÃO

O monitoramento dos dados foi realizado por meio do dispositivo desenvolvido em parceria com o itt Chip. O dispositivo foi configurado para enviar pacotes de dados em intervalos de 15 minutos por meio do protocolo LoRaWAN, permitindo o acompanhamento dos níveis de vibração dos motores de acordo com os limites adotados com base na ISO 20816-3.

Os dados coletados foram adicionados ao sistema de monitoramento existente e apresentados por meio da ferramenta Grafana, uma plataforma de código aberto amplamente utilizada para visualização e análise de dados, especialmente métricas e logs. O Grafana permite a criação de dashboards interativos e personalizáveis, possibilitando o monitoramento em tempo real de sistemas, aplicações e

infraestruturas.

As normas ISO 13373-1 e ISO 20816-3 destacam a importância de um processo de coleta de dados de vibração que seja representativo e consistente ao longo do tempo. A ISO 13373-1 estabelece que o monitoramento de condição deve priorizar a identificação de mudanças no comportamento vibracional da máquina, sendo necessário coletar dados ao longo de ciclos completos de operação, de modo a permitir comparações confiáveis entre diferentes períodos. Já a ISO 20816-3 complementa esse entendimento ao recomendar que as medições sejam realizadas sob condições operacionais estáveis, com duração suficiente para captar as características relevantes da vibração. Ambas as normas convergem ao indicar que não há um tempo ou número mínimo de coletas predefinido; em vez disso, reforçam que esses parâmetros devem ser adaptados conforme as características da máquina, sua criticidade e os objetivos do programa de manutenção, assegurando a qualidade e a representatividade dos dados obtidos.

No estudo realizado por Piaia (2021), ao monitorar uma sileira universal em uma empresa produtora de tabaco, os sensores foram configurados para enviar dados a cada 30 segundos. Contudo, enfrentou-se uma limitação devido à natureza intermitente do processo, que apresentava ciclos com carga variável. O período de monitoramento foi de 22 dias até a ocorrência da falha.

Para fins de comparação, no trabalho desenvolvido por Tahmasbi et al. (2024), os autores realizaram a coleta de dados de vibração ao longo de 20 meses antes da substituição dos rolamentos, totalizando 17 coletas (uma por mês, aproximadamente). Após a intervenção corretiva, foram feitas 9 medições durante 11 meses.

A comparabilidade das medições ao longo do tempo também depende das condições de operação do equipamento. Nepomuceno (1989) ressalta que, para permitir observações sequenciais comparativas, as medições devem ser realizadas com a máquina operando em condições idênticas, citando, entre outros aspectos, o mesmo número de rotações por minuto e a mesma tensão de alimentação elétrica.

Com base nessas informações, definiu-se que o período mínimo de coleta de dados dos motores selecionados neste estudo seria de seis meses. Durante o período analisado, os equipamentos operaram sob regime operacional estável, sem alterações programadas de velocidade. Ressalta-se, entretanto, que não foi realizado o monitoramento contínuo da corrente elétrica ou de outra variável representativa da carga, não sendo possível caracterizar quantitativamente sua variação ao longo do período.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 DEFINIÇÃO DOS MOTORES

O sistema analisado focomposto por três conjuntos motor-bomba instalados em paralelo, responsáveis pela alimentação da torre de resfriamento de água dos chillers, conforme apresentado na Figura 5. Em condições normais de operação, dois conjuntos permaneceram em funcionamento, enquanto o terceiro foi mantido como reserva, ocorrendo alternância entre os equipamentos conforme a estratégia operacional da empresa. Os três motores foram instrumentados com os dispositivos desenvolvidos para o monitoramento contínuo de vibração. Para a análise da tendência vibracional e aplicação do modelo de estimativa do TTF, foram utilizados os dados de um único motor, selecionado por apresentar o maior período de operação durante o intervalo monitorado. Essa escolha permitiu utilizar a série temporal com maior continuidade de dados e menor influência dos períodos de inatividade decorrentes do revezamento dos equipamentos.

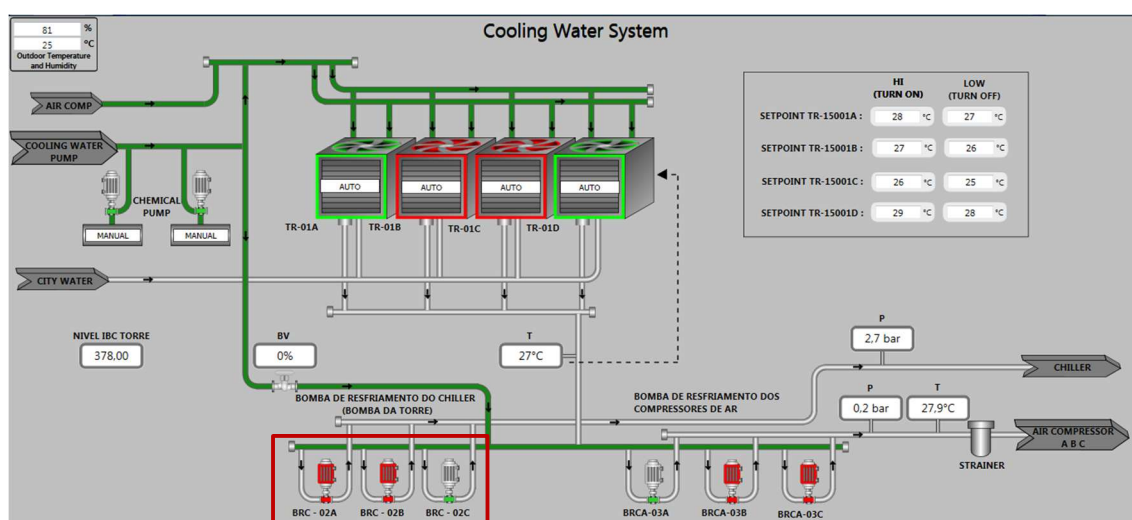


Figura 5: Circuito dos motores e bombas do supervisório de utilidades

Fonte: Software do supervisório de utilidades. Elaborado pelo Autor.

Os motores foram fabricados pela HIGEN Motor Co., Ltd., na Coreia do Sul, e foram instalados durante a implantação da fábrica. Possuem histórico de intervenções corretivas, incluindo substituição de rolamentos. As características nominais do motor utilizado na análise são apresentadas na Figura 6.

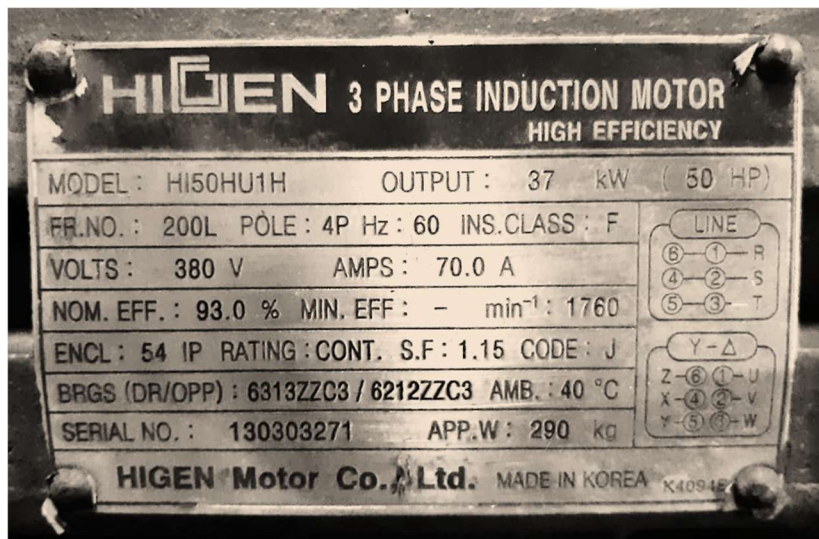


Figura 6: Placa de identificação do motor utilizado na análise

Fonte: HIGEN Motor Co., Ltd. Elaborado pelo Autor

Conforme a placa de identificação, trata-se de um motor de indução trifásico HIGEN, modelo HI50HU1H, com potência nominal de 37 kW (50 HP), tensão de 380 V, corrente nominal de 70,0 A, frequência de 60 Hz, quatro polos e rotação nominal de 1760 rpm. O equipamento possui rendimento nominal de 93,0%, classe de isolamento F, grau de proteção IP54, fator de serviço 1,15 e regime de operação contínuo.

Embora os motores possuam registros de intervenções corretivas, incluindo substituição de rolamentos, o histórico disponível não apresenta quantidade e regularidade de registros suficientes para o cálculo confiável do tempo médio entre falhas (MTBF) ou para a caracterização estatística da taxa de falhas dos equipamentos. Dessa forma, esses parâmetros não foram utilizados como critério quantitativo de seleção do motor analisado, sendo a escolha baseada principalmente na continuidade operacional e na disponibilidade da série temporal de vibração ao longo do período monitorado.

4.2 INSTALAÇÃO DOS DISPOSITIVOS

Para o monitoramento contínuo e coleta dos dados de vibração, foram instalados os dispositivos nos motores, conforme mostra a Figura 7.

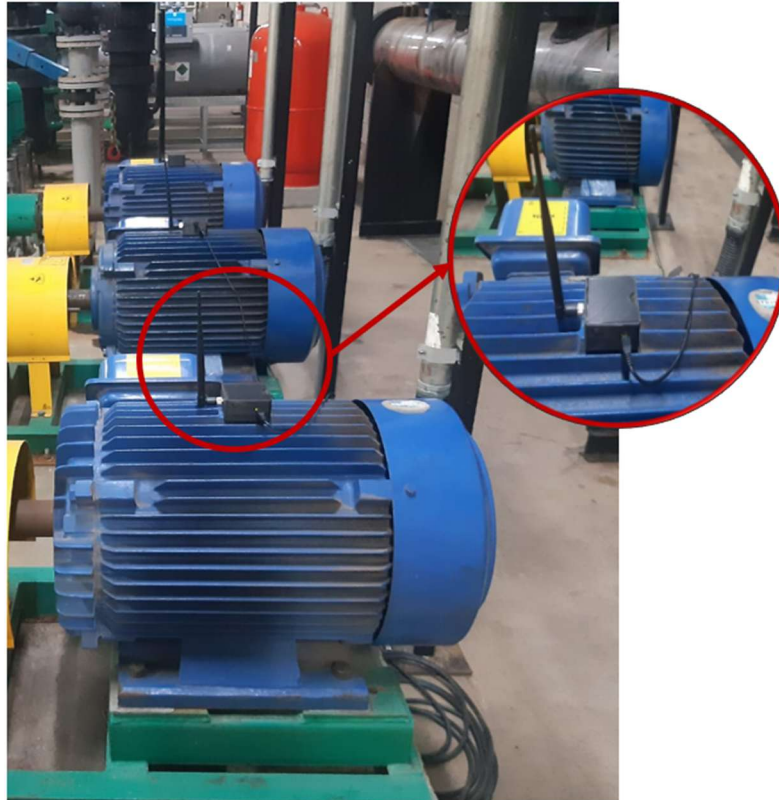


Figura 7: Dispositivo instalado nos motores selecionados

Fonte: Produzida pelo autor

Conforme informado anteriormente, os dispositivos foram fixados no lugar do olhal de içamento dos motores com um parafuso M16 e a alimentação se deu através de uma fonte chaveada com entrada compatível com 220V e saída de 5V, conectada na placa com um conector micro-USB. A antena utilizada no sensor foi uma Quectel YDX001AA, própria para aplicações que usem frequências de 824–2700 MHz (o LoRa utilizado opera em uma faixa próxima dos 915 MHz).

4.3 COLETA E ARMAZENAMENTO DE DADOS DE VIBRAÇÃO

Conforme mencionado anteriormente (tópico 3.3), o dispositivo enviava um pacote de informações para o banco de dados com um tempo previamente estabelecido de 15 minutos. Com a alimentação contínua do banco de dados, foi possível monitorar as condições de cada motor pelo Grafana, conforme a Figura 8.



Figura 8: Monitoramento da velocidade em mm/s via Grafana

Fonte: Produzida pelo autor

A Figura 8 mostra a interface do Grafana utilizada para o monitoramento da velocidade vibracional dos motores, em mm/s. Os dados foram atualizados continuamente a partir do banco de dados, permitindo a visualização do comportamento dinâmico do equipamento ao longo do tempo.

O período total de monitoramento foi de aproximadamente oito meses, resultando em cerca de 21.400 pacotes enviados ao banco de dados. Durante esse período, observaram-se dois comportamentos importantes associados ao envio de dados:

a) Perda natural de pacotes: a taxa de perda observada foi inferior a 3%, valor compatível com estudos recentes em redes LoRaWAN, não comprometendo a continuidade da análise. Caso essa taxa aumentasse, a instalação de gateways adicionais poderia fortalecer a cobertura da rede.

b) Interrupções prolongadas: determinados dispositivos apresentaram períodos de ausência de transmissão. Essas falhas foram atribuídas a três causas principais:

- defeitos na eletrônica do sensor,
- instabilidade da rede LoRaWAN ou indisponibilidade do servidor de aplicação,
- desligamentos operacionais do motor realizados pela equipe de utilidades.

4.4 ANÁLISE PREDITIVA E ESTIMATIVA DO TTF

Esta seção descreve o modelo proposto para estimar o tempo até o atingimento do limite vibracional adotado, utilizado neste estudo como uma estimativa operacional de TTF, a partir da série de velocidade RMS, com base no envelope estatístico superior e em regressão linear no tempo.

Os dados de vibração RMS foram obtidos a partir do histórico exportado do Grafana e, em seguida, convertidos para formatos numéricos e temporais padronizados, assegurando consistência na série temporal analisada. Entradas inválidas, ausentes ou não interpretáveis foram removidas na etapa inicial de saneamento.

4.5 CONSTRUÇÃO DA CURVA SUAVIZADA E DO DESVIO PADRÃO MÓVEL

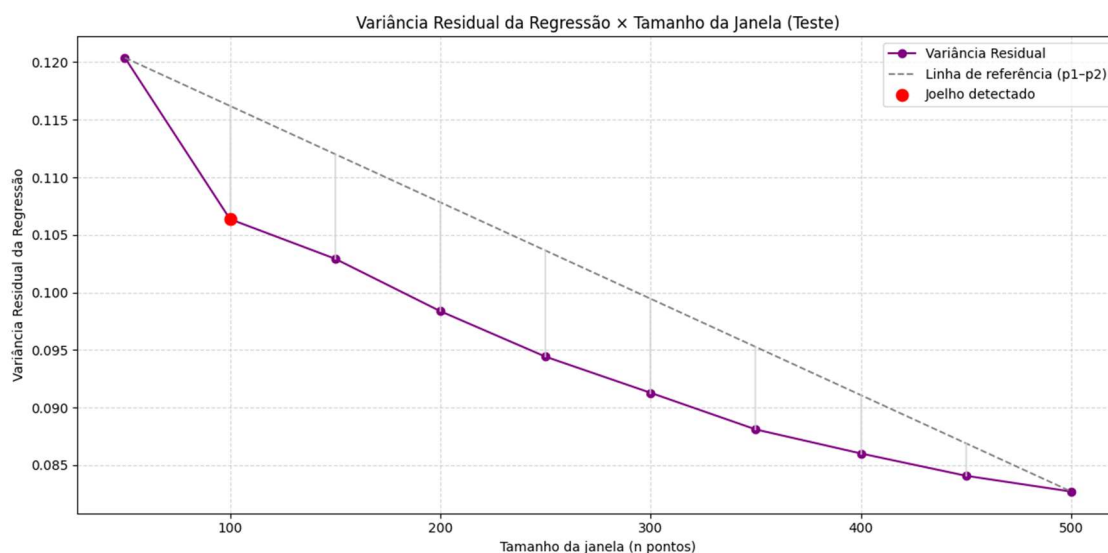
Após a etapa de limpeza e pré-filtragem dos dados brutos de vibração, foram construídas duas séries fundamentais para a metodologia proposta: a curva suavizada (mediana móvel) e o desvio padrão móvel.

A mediana móvel representa o nível típico de vibração em cada intervalo, filtrando ruídos pontuais; já o desvio padrão móvel quantifica o grau de espalhamento das amostras em torno desse nível. Em conjunto, essas duas séries formam a base estrutural do envelope estatístico superior, utilizado posteriormente na regressão global e na estimativa do tempo até o atingimento do limite vibracional adotado.

4.6 DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS ÓTIMOS (JANELA)

A definição do tamanho da janela utilizada para o cálculo da mediana móvel e do desvio padrão móvel foi considerada uma etapa crítica do método, pois esse parâmetro controla diretamente o equilíbrio entre suavização e preservação de características relevantes da série. Janelas muito pequenas produzem curvas excessivamente sensíveis ao ruído e janelas muito grandes ocultam variações estruturais importantes. Para evitar escolhas arbitrárias, foi implementado no código um procedimento automatizado para determinar a janela ótima com base na análise da variância residual da regressão.

Gráfico 1: Variância Residual x Tamanho da Janela



Fonte: Elaborado pelo autor

Embora o gráfico apresentado mostre apenas a variância residual em função do tamanho da janela, o cálculo do “joelho” foi executado internamente por um método geométrico. O algoritmo constrói uma linha de referência entre o primeiro e o último ponto da curva e, para cada ponto intermediário, calcula a distância ortogonal até essa

linha. O ponto de maior afastamento foi então definido como a janela ótima, pois corresponde ao trecho em que o aumento da janela ainda reduz o ruído de forma relevante.

4.7 CONSTRUÇÃO DO ENVELOPE ESTATÍSTICO SUPERIOR (MOVEL + K)

Após definida a estrutura do envelope estatístico superior, construído como a soma entre a curva suavizada e um múltiplo do desvio padrão móvel, tornou-se necessário determinar qual valor de k fornece o melhor desempenho para representar adequadamente o comportamento real da vibração.

Para evitar escolhas subjetivas, o algoritmo avaliou automaticamente uma sequência de valores de k dentro de um intervalo pré-definido (neste estudo, entre 1,5 e 2,5). Para cada valor testado, o envelope é comparado aos picos reais detectados na série, calculando-se três métricas fundamentais:

Cobertura ($\uparrow$) (%): indica quantos picos ficam abaixo do envelope.

$$Cobk = \frac{n^{\circ}total \text{ picos com } Ek(i) \geq y}{n^{\circ}total \text{ picos}} \quad (\text{Eq. 3})$$

MAE ($\downarrow$): mede o desvio médio entre o envelope e os picos.

$$MAEk = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Ek(i) - yi| \quad (\text{Eq. 4})$$

RMSE ($\downarrow$): semelhante ao MAE, mas penaliza diferenças maiores.

$$RMSEk = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (Ek(i) - yi)^2} \quad (\text{Eq. 5})$$

Como cada métrica possui escala distinta e direções opostas de otimização (cobertura deve aumentar; MAE e RMSE devem diminuir), procede-se à normalização de cada uma delas:

$$Cob_normk = \frac{Cobk - Cobmin}{Cobmax - Cobmi} \quad (\text{Eq. 6})$$

$$MAE_normk = \frac{MAEk - MAEmin}{MAEmax - MAEmi} \quad (\text{Eq. 7})$$

$$RMSE_normk = \frac{RMSEk - RMSEmin}{RMSEmax - RMSEm} \quad (\text{Eq. 8})$$

Um ponto importante na avaliação dos diferentes valores de k refere-se ao fato de que as três métricas utilizadas possuem naturezas opostas. Enquanto a Cobertura é uma métrica cujo desempenho melhora quanto maior for o seu valor, o MAE e o RMSE são métricas de erro, isto é, representam desempenho superior quando assumem valores menores. Dessa forma, comparar diretamente esses indicadores sem qualquer transformação implicaria colocar, em um mesmo espaço analítico,

grandezas que crescem em direções conceitualmente diferentes: maior Cobertura é desejável, mas maior MAE e maior RMSE representam piores resultados, sendo assim, para permitir comparação direta na mesma direção (“maior = melhor”), MAE e RMSE são invertidos:

$$cov_{visk} = cov_{normk} \quad (\text{Eq. 9})$$

$$MAE_{visk} = 1 - MAE_{normk} \quad (\text{Eq. 10})$$

$$RMSE_{visk} = 1 - RMSE_{normk} \quad (\text{Eq. 11})$$

Com essas três métricas calculou-se a distância total, que quantifica o quão divergentes elas estão entre si para cada valor de k :

$$DistT = |cov_{visk} - MAE_{visk}| + |cov_{visk} - RMSE_{visk}| + |MAE_{visk} - RMSE_{visk}| \quad (\text{Eq. 12})$$

O princípio adotado consiste em selecionar o valor de k que produz o maior equilíbrio simultâneo entre Cobertura, MAE e RMSE, ou seja, o k que minimiza $DistT$. O resultado detalhado encontra-se na Tabela 2:

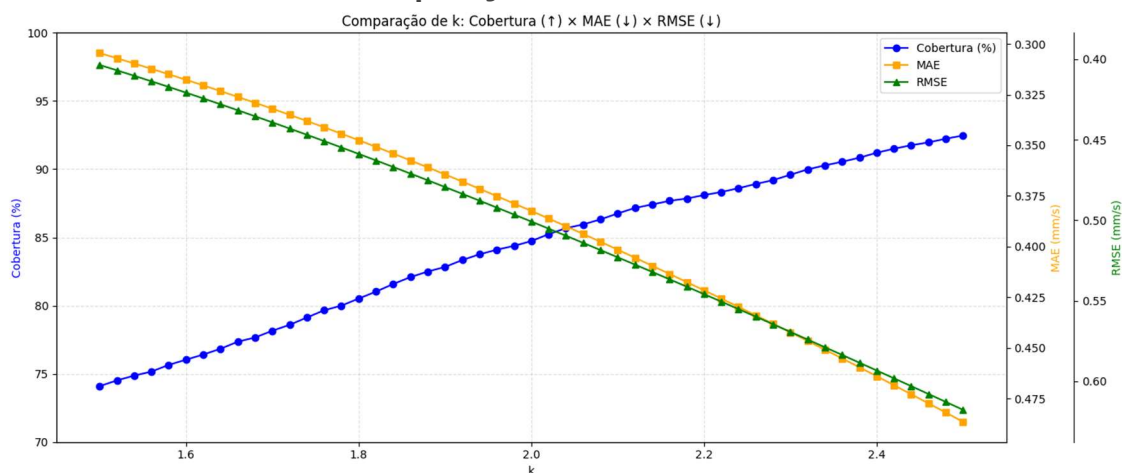
Tabela 2: Validação do melhor k entre as três métricas

k	COBERTURA	MAE	RMSE	COV_NORM	MAE_VIS	RMSE_VIS	DistT
1,94	83,60%	0,349	0,4659	0,5071	0,6316	0,6058	0,249
1,96	83,90%	0,3524	0,47	0,5235	0,6119	0,5858	0,1767
1,98	84,30%	0,3558	0,4741	0,5435	0,592	0,5656	0,097
2	84,70%	0,3592	0,4782	0,5659	0,5719	0,5453	0,0532
2,02	85,20%	0,3627	0,4824	0,5953	0,5515	0,5249	0,1409
2,04	85,60%	0,3662	0,4866	0,6188	0,5308	0,5043	0,2291
2,06	86,00%	0,3698	0,4908	0,6365	0,5098	0,4835	0,3059

Fonte: Elaborada pelo autor

Após a análise numérica apresentada na Tabela 2, pôde-se observar que o menor $DistT$ (0,0532), fica evidente que as três métricas apresentam maior convergência, reforçando a escolha de $k=2,00$, onde apresenta uma cobertura de 84,7% dos picos. O Gráfico 2 permitiu visualizar de forma conjunta o comportamento das três métricas ao longo dos valores testados de k .

Gráfico 2: Comparação de k entre as três métricas



Fonte: Elaborado pelo autor

Observou-se que, embora a cobertura cresça continuamente com o aumento de k , isso ocorre às custas da elevação simultânea de MAE e RMSE, indicando que o envelope torna-se artificialmente alto. A normalização conjunta das métricas permite avaliar não apenas seus valores absolutos, mas também sua coerência entre si.

Acerca da cobertura dos picos, em resumo, trata-se da quantidade de picos que ficam abaixo do envelope superior, conforme representado pela Figura 9.

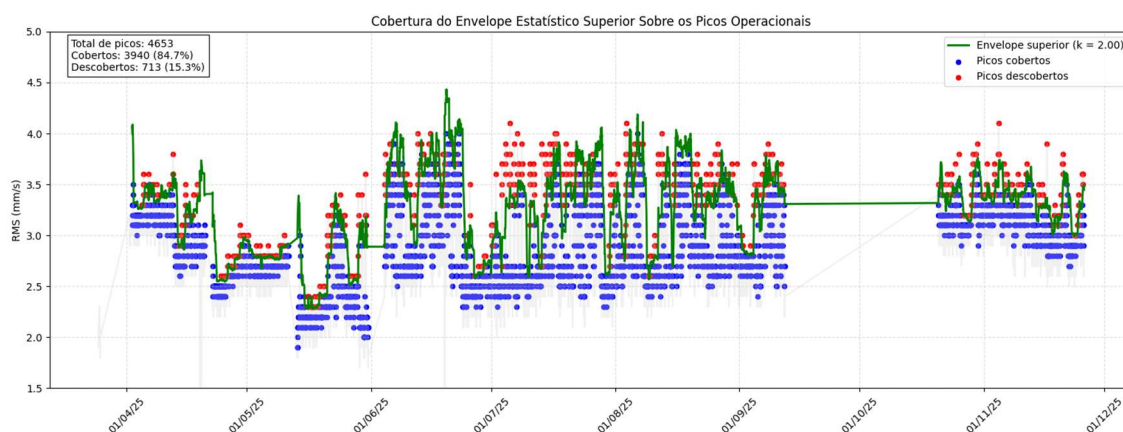


Figura 9: Cobertura dos picos detectados

Fonte: Elaborada pelo autor

Com a variável $k=2,00$ como parâmetro ótimo para a construção do envelope estatístico superior obtivemos um resultado de cobertura de 84,7%. Nas próximas etapas serão apresentadas a regressão global e a projeção da tendência.

4.8 REGRESSÃO GLOBAL SOBRE O ENVELOPE SUPERIOR

Após a calibração do parâmetro k que definiu o envelope estatístico superior, foi aplicada uma regressão linear para descrever matematicamente o comportamento global desse envelope ao longo do tempo.

No algoritmo desenvolvido, a regressão não foi aplicada sobre a série bruta nem sobre a mediana móvel, mas exclusivamente sobre o envelope superior conforme a Eq. 13:

$$Ek(t) = M(t) + k * \sigma(t) \quad (\text{Eq. 13})$$

Onde:

- $M(t)$ é a mediana móvel na janela ótima definida (100 pontos);
- $\sigma(t)$ é o desvio padrão móvel calculado na mesma janela.

$k = 2,00$ é o valor selecionado conforme o método de equilíbrio entre Cobertura, MAE e RMSE.

Para o cálculo da regressão, segue a Eq. 14:

$$\hat{Ek}(t) = \beta_0 + \beta_1 t \quad (\text{Eq. 14})$$

Onde:

β_0 : intercepto (valor inicial estimado do envelope)

β_1 : inclinação ou slope, que representa a taxa diária média de crescimento da vibração em mm/s por dia.

Para determinar o valor de β_1 utiliza-se a Equação 15:

$$\beta_1 = \frac{\Delta Ek}{\Delta t} \text{ mm/s} \quad (\text{Eq. 15})$$

Nessa etapa do código ainda obtém-se o coeficiente de determinação R^2 , que mede o quanto a regressão linear consegue explicar o comportamento do envelope superior ao longo do tempo. Para os dados reais analisados, obteve-se $R^2 \approx 0,08$, indicando baixa capacidade da regressão linear em explicar a variabilidade observada no envelope estatístico superior.

4.9 PROJEÇÃO FUTURA DA TENDÊNCIA E ESTIMATIVA DO ATINGIMENTO DO LIMITE DE VIBRAÇÃO

Após obter a regressão linear ajustada sobre o envelope estatístico superior, a etapa seguinte consiste em projetar essa tendência no tempo com o objetivo de estimar quando o nível crítico de vibração será atingido. Essa projeção constitui o núcleo do modelo preditivo, permitindo estimar o tempo até o atingimento do limite vibracional adotado a partir da tendência observada nos dados históricos.

Para fins de representação gráfica, a reta de regressão é prolongada por um horizonte de 60 dias, evitando que uma projeção temporal extensa comprima visualmente o histórico de dados monitorados. Esse horizonte gráfico não limita o cálculo da estimativa de atingimento do limite crítico. Como a variável de tempo utilizada no modelo é expressa em dias desde o início da série, a data correspondente à interseção da regressão com o limite crítico pode ser obtida diretamente pela Equação 16.

A estimativa da data de atingimento do limite crítico ocorre quando a reta de regressão intercepta o valor de 4,5 mm/s adotado neste estudo, conforme apresentado na Equação 16 e ilustrado na Figura 10.

$$t_{falha} = \frac{4,5 - \beta_0}{\beta_1} \quad (\text{Eq. 16})$$

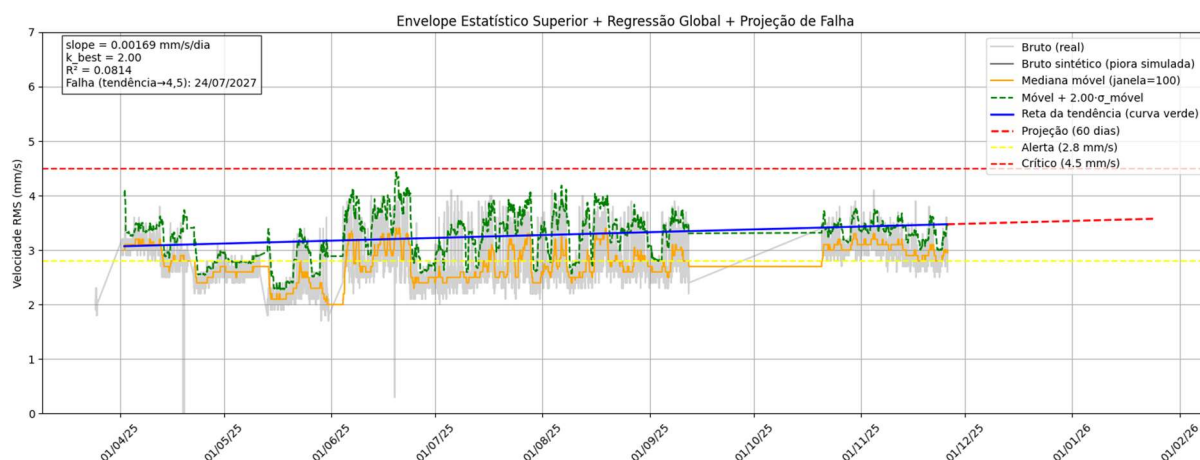


Figura 10: Envelope Estatístico Superior, com regressão e projeção

Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 10 mostra a tendência ajustada exclusivamente com os dados reais. Observa-se um crescimento lento e sobreposto a forte variabilidade operacional, característica de máquinas ainda em regime saudável, mas apresentando degradação gradual. Considerando exclusivamente os dados reais, a projeção indica o atingimento do limite crítico em 24/07/2027, indicando que, nas condições observadas durante o período monitorado, o equipamento se encontra distante desse limite.

A utilização da regressão linear neste estudo não pressupõe que o processo físico de degradação do motor apresente necessariamente comportamento linear. O modelo é empregado como uma aproximação da tendência observada no envelope estatístico superior durante o período monitorado. O baixo coeficiente de determinação obtido para os dados reais indica elevada variabilidade no comportamento vibracional e limita a capacidade da regressão de representar integralmente sua evolução ao longo do tempo. Dessa forma, a extrapolação deve ser interpretada como uma estimativa condicionada à manutenção da tendência observada, e não como uma previsão probabilística do tempo de vida ou do instante de ocorrência de uma falha física.

Modelos probabilísticos de confiabilidade, baseados em distribuições de tempos até a falha, constituem alternativas para a estimativa da vida dos equipamentos quando há histórico de falhas suficiente para a caracterização estatística do processo. No presente estudo, a quantidade e a regularidade dos registros históricos de falha não foram suficientes para essa abordagem, razão pela qual o método adotado se baseou na evolução temporal da variável de condição monitorada.

Embora o acompanhamento do nível global de vibração seja adequado para identificação de alterações de tendência, esse método apresenta limitações quanto ao diagnóstico da origem da anomalia. Nepomuceno (1989) destaca que uma vibração

específica pode ser mascarada pelo conjunto de vibrações da própria máquina, tornando necessária uma análise vibracional mais detalhada quando se busca estabelecer um diagnóstico preciso da origem da falha. Dessa forma, a projeção realizada neste trabalho deve ser interpretada como uma estimativa da evolução do indicador global de condição, e não como diagnóstico ou previsão de um mecanismo específico de falha.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As análises realizadas indicam que os objetivos propostos foram alcançados, demonstrando a viabilidade do uso do LoRaWAN como tecnologia de comunicação para o monitoramento contínuo de vibração em motores de indução em ambiente industrial. Durante aproximadamente oito meses de monitoramento, foram transmitidos cerca de 21.400 pacotes de dados, com taxa de perda inferior a 3%, permitindo a formação de uma série temporal adequada para a análise da evolução do indicador vibracional.

A partir da velocidade RMS, foi construído um envelope estatístico superior, para o qual o parâmetro $k=2,00$ apresentou cobertura de 84,7% dos picos detectados. Sobre esse envelope foi ajustado um modelo de regressão linear para representar a tendência observada e projetar seu comportamento até o limite vibracional adotado de 4,5 mm/s. Mantidas as condições e a tendência observadas durante o período analisado, o modelo estimou o atingimento desse limite em 24/07/2027.

Essa estimativa não deve ser interpretada como uma previsão probabilística da data de falha física do motor. A regressão linear constitui uma aproximação da tendência observada no indicador vibracional e sua extrapolação permanece condicionada à manutenção do comportamento identificado no período monitorado. Além disso, o histórico de manutenção disponível não apresentou quantidade e regularidade de eventos suficientes para a caracterização estatística da taxa de falhas ou para o ajuste de modelos probabilísticos de confiabilidade.

Nesse contexto, a contribuição do LoRaWAN está na viabilização da transmissão periódica dos indicadores de condição, enquanto a capacidade de análise preditiva decorre do tratamento histórico dos dados e do modelo analítico aplicado. A disponibilidade contínua dessas informações pode fornecer suporte quantitativo ao planejamento das intervenções de manutenção, permitindo acompanhar a aproximação do equipamento ao limite de condição adotado e subsidiar decisões antes que sejam atingidas condições críticas de operação.

REFERÊNCIAS

ALIPIO, M.; CHAGUILE, C. C.; BURES, M. **A review of LoRaWAN performance optimization through cross-layer-based approach for Internet of Things**. Journal of Network and Computer Applications, 2023.

BALDISSARELLI, L.; FABRO, E. **Manutenção preditiva na indústria 4.0**. Scientia

cum Industria, v. 7, n. 2, p. 12–22, 2019.

BONILLA, V.; CAMPOVERDE, B.; YOO, S. G. **A systematic literature review of LoRaWAN: sensors and applications**. Sensors, v. 23, n. 20, p. 8440, 2023.

DE CARVALHO, G. G.; TIOSSO, F.; REIS, H. M. **Indústria 4.0: adoção de tecnologias como fator de competitividade**. Revista Interface Tecnológica, v. 17, n. 2, p. 256–268, 2020.

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

ERTÜRK, M. A. et al. **A survey on LoRaWAN architecture, protocol and technologies**. Future Internet, v. 11, n. 10, p. 216, 2019.

FREITAS, L. F. **Elaboração de um plano de manutenção em uma pequena empresa do setor metal mecânico de Juiz de Fora com base nos conceitos da manutenção preventiva e preditiva**. 2016. Monografia (Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2016.

GOKTAS, T. et al. **IoT based multi-environmental sensing system: monitoring of rotor fault in induction motors**. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON DIAGNOSTICS FOR ELECTRICAL MACHINES, POWER ELECTRONICS AND DRIVES (SDEMPED). Anais [...]. Piscataway: IEEE, 2023. p. 285–290.

GRACE, R. K.; SUBHASRI, V. P. **Cloud enabled predictive maintenance tool for induction motor**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUGMENTED INTELLIGENCE AND SUSTAINABLE SYSTEMS (ICAISS). Anais [...]. Piscataway: IEEE, 2022. p. 832–835.

KARDEC, A.; NASCIF, J. **Manutenção: função estratégica**. 5. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2019.

MARQUES, A. C.; BRITO, J. N. **Importância da manutenção preditiva para diminuir o custo em manutenção e aumentar a vida útil dos equipamentos**. Brazilian Journal of Development, v. 5, n. 7, p. 8913–8923, 2019.

MILAROKOSTAS, C. et al. **A comprehensive study on LPWANs with a focus on the potential of LoRa/LoRaWAN systems**. IEEE Communications Surveys & Tutorials, v. 25, n. 1, p. 825–867, 2022.

NEPOMUCENO, Lauro Xavier. **Técnicas de manutenção preditiva**, v. 1. Editora Blucher, 1989.

OTANI, M.; MACHADO, W. V. **A proposta de desenvolvimento de gestão da manutenção industrial na busca da excelência ou classe mundial**. Revista Gestão Industrial, v. 4, n. 2, 2008.

PIAIA, Guilherme Angelo. **Desenvolvimento, implementação e estudo de caso de**

um software para detecção automática de falhas em motores elétricos de indução e sistemas mancalizados via análise de vibração e temperatura. São Leopoldo, 2021.

RAMAN, R.; MOOKHERJEE, U. K. **Smart condition monitoring of industrial motors with SVM algorithm and IoT connectivity.** In: IEEE UTTAR PRADESH SECTION INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL, ELECTRONICS AND COMPUTER ENGINEERING (UPCON). Anais [...]. Piscataway: IEEE, 2023. p. 1094–1098.

RODRIGUES, M. et al. **Tracking boats on Amazon rivers: a case study with the LoRa/LoRaWAN.** Sensors, v. 25, n. 2, p. 496, 2025.

RODRÍGUEZ-RODRÍGUEZ, J. I.; NÚÑEZ-MATA, O.; GÓMEZ-RAMÍREZ, G. **Motor bearing failures detection by using vibration data.** In: IEEE CENTRAL AMERICA AND PANAMA CONVENTION (CONCAPAN). Anais [...]. Piscataway: IEEE, 2022. p. 1–6.

SHEHZAD, Z. A. et al. **IoT & ML-based parameter monitoring of three-phase induction motors for industrial application.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EMERGING POWER TECHNOLOGIES (ICEPT). Anais [...]. Piscataway: IEEE, 2023. p. 1–5.

SIMONOV, S. E. et al. **Development of the IoT device for permanent diagnostics of electric motors.** In: SYSTEMS OF SIGNALS GENERATING AND PROCESSING IN THE FIELD OF ON BOARD COMMUNICATIONS. Anais [...]. Piscataway: IEEE, 2024. p. 1–5.

STI Vibration Monitoring Inc. **Tech Note 112 – Vibration Severity Guide based on ISO 20816-3:2022.** Amarillo, TX. Disponível em: <https://www.stiweb.com/v/vspfiles/downloadables/Tech%20Notes/technote112.pdf>. Acesso em: 20 maio 2025.

TAHMASBI, Davood et al. **Diagnosis and root cause analysis of bearing failure using vibration analysis techniques.** Engineering Failure Analysis, v. 158, p. 107954, 2024.

TEIXEIRA, G. B.; ALMEIDA, J. V. P. **Rede LoRa® e protocolo LoRaWAN® aplicados na agricultura de precisão no Brasil.** 2017. Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

WEG; **motor scan vibration measurement technical note.** 10008451145 / 00. P.28, 2021

XU, X. et al. **Industry 4.0 and Industry 5.0: inception, conception and perception.** Journal of Manufacturing Systems, v. 61, p. 530–535, 2021.

ZILLI, V. F. B. **Monitoring motor vibration with a LoRa system in package.** Instituto Tecnológico de Semicondutores – ITT Chip, Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS, São Leopoldo, 2024. Documento interno não publicado.

NOTAS

ENDEREÇO DE CORRESPONDÊNCIA DA PRINCIPAL AUTORIA

Rua José de Alencar, nº 55, CEP 94130-090, Gravataí, RS, Brasil.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos à HT Micron Semicondutores S.A. pela disponibilização do espaço e dos recursos necessários à realização do estudo; ao Giovani Pesenti, gestor responsável pela área de Intelligent Factory da empresa, pelo apoio à realização da pesquisa; e ao Gabriel Marcon Villa, pelo suporte na instalação dos dispositivos e nas atividades de investigação realizadas durante o período de monitoramento.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Conceitualização: L. R. Prade

Coleta de dados: C. S. Amaral, V. F. B. Zilli

Análise de dados: C. S. Amaral, C. D. P. Crovato, I. J. Fernandes

Discussão dos resultados: C. S. Amaral, C. D. P. Crovato, I. J. Fernandes

Metodologia: C. S. Amaral, I. J. Fernandes

Redação: C. S. Amaral, I. J. Fernandes, V. F. B. Zilli

Captação de Recursos: Não se aplica

Revisão e aprovação: Todas as autorias contribuíram substancialmente

CONSENTIMENTO DE USO DE IMAGEM **Uso exclusivo da autoria**

Não se aplica.

APROVAÇÃO DE COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA

Não se aplica.

FINANCIAMENTO

O presente estudo contou com apoio financeiro da HT Micron Semicondutores S.A., por meio da concessão de bolsa de mestrado ao autor C. S. Amaral.

CONFLITO DE INTERESSES

Não se aplica.

USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Foi utilizada inteligência artificial generativa (ChatGPT) como ferramenta de apoio à redação e revisão textual, com o objetivo de aprimorar a fluidez dos parágrafos e verificar aspectos gramaticais, incluindo concordância verbal e ortografia. O conteúdo científico, a análise dos dados, a interpretação dos resultados e as conclusões são de responsabilidade das autorias.

LICENÇA DE USO

As autorias cedem à Revista IJIE- Iberoamerican Journal of Industrial Engineering os direitos exclusivos de primeira publicação, com o trabalho simultaneamente licenciado sob a Licença [Creative Commons Attribution](#) (CC BY) 4.0 International. Essa licença permite que terceiros remixem, adaptem e criem a partir do trabalho publicado, atribuindo o devido crédito de autoria e publicação inicial neste periódico. As autorias têm autorização para assumir contratos adicionais separadamente, para distribuição não exclusiva da versão do trabalho publicada neste periódico (ex.: publicar em repositório institucional, em site pessoal, publicar uma tradução, ou como capítulo de livro), com reconhecimento de autoria e publicação inicial neste periódico.

PUBLISHER

Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção. As ideias expressadas neste artigo são de responsabilidade das pessoas autoras, não representando, necessariamente, a opinião dos editores ou da universidade.

EDITORES

Profa. Dra. Viviane Vasconcellos Ferreira Grubisic

HISTÓRICO

Recebido em: 08-03-2026

Aprovado em: 28-08-2026