



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
PRÓ-REITORIA DE GRADUAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIAS
CURSO DE ENGENHARIA MECÂNICA

GUILHERME DE LUCENA PIRES

**MONITORAMENTO PREDITIVO PARA IDENTIFICAÇÃO E MITIGAÇÃO DE
FALHAS EM ATIVOS INDUSTRIAIS DE UMA METALÚRGICA DE
RECICLAGEM DE BATERIAS**

CARAÚBAS

2024

GUILHERME DE LUCENA PIRES

**MONITORAMENTO PREDITIVO PARA IDENTIFICAÇÃO E MITIGAÇÃO DE
FALHAS EM ATIVOS INDUSTRIAIS DE UMA METALÚRGICA DE
RECICLAGEM DE BATERIAS**

Monografia apresentada a Universidade Federal Rural do Semi-Árido como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Mecânica.

Orientador: Profa. Ma. Maize Cibeles de Lima Melo

Co-orientador: Prof. Dr. Diego David Silva Diniz

CARAÚBAS

2024

© Todos os direitos estão reservados a Universidade Federal Rural do Semi-Árido. O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade do (a) autor (a), sendo o mesmo, passível de sanções administrativas ou penais, caso sejam infringidas as leis que regulamentam a Propriedade Intelectual, respectivamente, Patentes: Lei nº 9.279/1996 e Direitos Autorais: Lei nº 9.610/1998. O conteúdo desta obra tomar-se-á de domínio público após a data de defesa e homologação da sua respectiva ata. A mesma poderá servir de base literária para novas pesquisas, desde que a obra e seu (a) respectivo (a) autor (a) sejam devidamente citados e mencionados os seus créditos bibliográficos.

P667m Pires, Guilherme de Lucena.
MONITORAMENTO PREDITIVO PARA IDENTIFICAÇÃO E
MITIGAÇÃO DE FALHAS EM ATIVOS INDUSTRIAIS DE UMA
METALÚRGICA DE RECICLAGEM DE BATERIAS / Guilherme
de Lucena Pires. - 2024.
71 f. : il.

Orientadora: Maize Cibebe de Lima Melo.
Coorientador: Diego David Silva Diniz.
Monografia (graduação) - Universidade Federal
Rural do Semi-árido, Curso de Engenharia
Mecânica, 2024.

1. gestão de ativos. 2. indústria 4.0. 3.
inteligência artificial. 4. manutenção industrial.
5. monitoramento preditivo. I. Melo, Maize Cibebe
de Lima, orient. II. Diniz, Diego David Silva, co-
orient. III. Título.

Ficha catalográfica elaborada por sistema gerador automático em conformidade
com AACR2 e os dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Biblioteca Campus Caraúbas
Bibliotecária: Dalvanira Brito Rodrigues
CRB: 15/700

O serviço de Geração Automática de Ficha Catalográfica para Trabalhos de Conclusão de Curso (TCC's) foi desenvolvido pelo Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo (USP) e gentilmente cedido para o Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (SISBI-UFERSA), sendo customizado pela Superintendência de Tecnologia da Informação e Comunicação (SUTIC) sob orientação dos bibliotecários da instituição para ser adaptado às necessidades dos alunos dos Cursos de Graduação e Programas de Pós-Graduação da Universidade.

GUILHERME DE LUCENA PIRES

**MONITORAMENTO PREDITIVO PARA IDENTIFICAÇÃO E MITIGAÇÃO DE
FALHAS EM ATIVOS INDUSTRIAIS DE UMA METALÚRGICA DE
RECICLAGEM DE BATERIAS**

Monografia apresentada a Universidade
Federal Rural do Semi-Árido como requisito
para obtenção do título de Bacharel em
Engenharia Mecânica.

Defendida em: 18 / 10 / 2024.

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente



MAIZE CIBELE DE LIMA MELO

Data: 30/10/2024 17:05:25-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Ma. Maize Cibele de Lima Melo – (UFERSA)

Presidente

**DIEGO DAVID SILVA
DINIZ**

Prof. Dr. Diego David Silva Diniz – (UFERSA)

Vice-Presidente

Documento assinado digitalmente



WENDELL ALBANO

Data: 31/10/2024 18:27:38-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Wendell Albano – (UFERSA)

Membro Examinador

Documento assinado digitalmente



DORGIVAL ALBERTINO DA SILVA JUNIOR

Data: 31/10/2024 11:18:48-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Dorgival Albertino da Silva Junior – (UFERSA)

Membro Examinador

AGRADECIMENTOS

Agradeço profundamente a todos que estiveram ao meu lado, de uma forma ou outra, durante essa trajetória, seja nos momentos de estudo, no estágio ou no trabalho. Sou especialmente grato à minha mãe, Maria, e ao meu irmão, Felipe, por todo o amor, apoio emocional e constante incentivo. Vocês foram fundamentais para que eu pudesse enfrentar e superar cada desafio ao longo dos anos em que estive longe de casa.

À minha companheira, aos amigos e aos colegas de trabalho que tive maior contato nas empresas por onde passei, minha sincera gratidão. Cada um de vocês contribuiu para o meu crescimento, seja nos desafios profissionais ou nos momentos de troca e aprendizado. As experiências e parcerias que construí ao longo desse tempo foram fundamentais para o meu desenvolvimento pessoal e profissional.

Aos meus orientadores, Prof.^a Maize e Prof. Diego, sou extremamente grato por aceitarem o tema deste trabalho e por toda a paciência e apoio durante a “correria” de desenvolver este trabalho, que, embora desafiador, foi extremamente enriquecedor.

Ao Prof. Wendell, meu orientador durante os estágios, agradeço o apoio e orientação, que foram essenciais tanto para o meu desenvolvimento acadêmico quanto profissional.

Aos demais professores dos campi de Caraúbas, Angicos e Mossoró, que foram verdadeiros mentores e por quem tenho grande apreço, deixo meu agradecimento. A partir de seus exemplos, me inspiraram a buscar sempre mais, impulsionando minha jornada acadêmica.

Por fim, agradeço aos membros da banca, pela disponibilidade e pelas contribuições valiosas que ajudaram a aprimorar este trabalho.

A todos, meu mais sincero agradecimento!

“Não vá para onde o caminho pode levar; vá
em vez disso para onde não há caminho e
deixe uma trilha”.

Ralph Waldo Emerson

RESUMO

A crescente de elevar a confiabilidade dos ativos industriais e reduzir custos com manutenções corretivas emergenciais tem impulsionado a adoção de tecnologias de monitoramento preditivo. Nesse contexto, a implementação de soluções baseadas nos conceitos da Indústria 4.0, utilizando inteligência artificial e monitoramento remoto, surge como uma abordagem eficaz para a gestão de ativos. Este estudo de caso, realizado numa metalúrgica de reciclagem de baterias de chumbo-ácido inservíveis, aplicou o monitoramento preditivo para identificar e evitar falhas em ativos críticos. Os principais objetivos deste trabalho incluíram a quantificação das horas de paradas evitadas, o aumento da disponibilidade dos ativos e a redução dos custos operacionais. A metodologia adotada focou nos ativos de maior impacto sobre os custos da metalúrgica, especialmente aqueles que afetam diretamente o processo produtivo, em que foram adotadas métricas para estimar os benefícios das falhas evitadas. Os resultados demonstraram que o sistema preditivo possibilitou uma gestão de ativos mais proativa e estratégica, evitando custos significativos. Assim, o estudo evidencia o potencial transformador das soluções preditivas para a gestão de manutenção industrial, abrindo caminho para pesquisas futuras e inovações, com potencial de aplicação em diferentes setores industriais.

Palavras-chave: gestão de ativos; indústria 4.0; inteligência artificial; manutenção industrial; monitoramento preditivo; reciclagem de baterias.

ABSTRACT

The growing need to increase the reliability of industrial assets and reduce costs associated with emergency corrective maintenance has driven the adoption of predictive monitoring technologies. In this context, the implementation of solutions based on Industry 4.0 concepts, utilizing artificial intelligence and remote monitoring, emerges as an effective approach for asset management. This case study, conducted in a lead-acid battery recycling metallurgical plant, applied predictive monitoring to identify and prevent failures in critical assets. The main objectives included quantifying avoided downtime, increasing asset availability, and reducing operational costs. The methodology focused on assets with the greatest impact on the plant's costs, particularly those directly affecting production processes, with metrics developed to estimate the benefits of avoided failures. The results demonstrated that the predictive system enabled a more proactive and strategic asset management approach, leading to significant cost avoidance. The study thus highlights the transformative potential of predictive solutions for industrial maintenance management, paving the way for future research and innovations with application potential across various industrial sectors.

Keywords: asset management; Industry 4.0; artificial intelligence; industrial maintenance; predictive monitoring; battery recycling.

LISTA DE FIGURAS

Figura 01 – Fluxograma do escopo do trabalho	17
Figura 02 – Acelerômetro conectado ao aquisitor de dados para captação de vibração	22
Figura 03 – Falhas identificadas pela análise do espectro de vibração	23
Figura 04 – Inspeção termográfica realizada com câmera infravermelha	23
Figura 05 – Medição de espessura de chapa da tubulação por analisador de ultrassom	24
Figura 06 – Inspeção de descontinuidades em tubulação por analisador de ultrassom	24
Figura 07 – Sensor IoT em um Motor Elétrico	27
Figura 08 – Coleta dos dados pelo sensor e integração com a plataforma	28
Figura 09 – Status de saúde de um equipamento	29
Figura 10 – Previsão de falha potencial e prescrição	30
Figura 11 – Falha potencial e princípios de falhas detectadas	30
Figura 12 – Exemplo de um moinho de martelos	32
Figura 13 – Exemplo de forno rotativo para fundição	33
Figura 14 – Exaustor centrífugo de um filtro de mangas	34
Figura 15 – Fluxograma dos procedimentos de pesquisa.	35
Figura 16 – Fluxograma dos processos produtivos	36
Figura 17 – Sensor posicionado no motor elétrico de um mexedor robusto	38
Figura 18 – Sensores posicionados em um Motor elétrico no lado oposto ao acoplado (L.O.A) e lado acoplado (L.A)	40
Figura 19 – Sensores posicionados nos mancais do rotor do exaustor no lado oposto ao acoplado (L.O.A) e lado acoplado (L.A)	40

Figura 20 –	Sensor IoT Smart Trac Pro	41
Figura 21 –	Receptor de dados	41
Figura 22 –	Sensor fixado com cola	42
Figura 23 –	Sensor parafusado na carcaça do motor	42
Figura 24 –	Cadastro da fixação e posição do Sensor no equipamento	43
Figura 25 –	Relatório inicial de saúde de um equipamento dos Fornos	44
Figura 26 –	Fluxograma para tomada de decisão nos alertas de falhas	45
Figura 27 –	Alertas gerados de setembro/23 a fevereiro/24	48
Figura 28 –	Falhas identificadas de setembro/23 a fevereiro/24	49
Figura 29 –	Alerta de falha potencial identificado como possível	50
Figura 30 –	Falha identificada em dezembro/23	51
Figura 31 –	Registros de falhas potenciais recorrentes por problemas de lubrificação	51
Figura 32 –	Análise de alertas, inspeções, falhas identificadas e não corrigidas	52
Figura 33 –	Disponibilidade dos Ativos em setembro/2023	55
Figura 34 –	Disponibilidade média dos Ativos acumulada de setembro/2023 a fevereiro/2024	56
Figura 35 –	Falha por erro operacional	60
Figura 36 –	Desarme ocasionado por sobrecarga	61
Figura 37 –	Desgaste de rolamento identificado pelo sistema e peça substituída durante manutenção planejada	62
Figura 38 –	Análise de checagem dos alertas gerados	62
Figura 39 –	Modos de falhas identificadas após um ano	63
Figura 40 –	Dashboard das ordens de manutenções corretivas da planta no período de setembro/23 a fevereiro/2024	64

LISTA DE QUADROS

Quadro 01	–	Condição do equipamento conforme a quantidade de vibração	22
Quadro 02	–	Estrutura para o setor dos Fornos	37
Quadro 03	–	Estrutura para o setor de Refino	38
Quadro 04	–	Estrutura para o setor de Filtros	39
Quadro 05	–	Classificação dos ativos selecionados da planta	39
Quadro 06	–	Diagnóstico das máquinas pela análise de vibração	51
Quadro 07	–	Falhas potenciais identificadas x Horas de paradas evitadas	56
Quadro 08	–	Consolidação dos Custos de Manutenção por falhas identificadas	56
Quadro 09	–	Consolidação dos Custos Operacionais por falhas identificadas	57
Quadro 10	–	Consolidação geral de Custos Evitados	58

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	JUSTIFICATIVA	15
1.2	OBJETIVOS	16
1.2.1	Objetivo Geral	16
1.2.2	Objetivos Específicos	16
1.3	ESCOPO DO TRABALHO	17
2	REFERENCIAL TEÓRICO	18
2.1	INTRODUÇÃO ÀS PRÁTICAS DE MANUTENÇÃO INDUSTRIAL	18
2.2	EVOLUÇÃO DAS PRÁTICAS DE MANUTENÇÃO	18
2.3	TIPOS DE MANUTENÇÃO	19
2.3.1	Manutenção Corretiva Emergencial	19
2.3.2	Manutenção Corretiva Planejada	20
2.3.3	Manutenção Preventiva	20
2.3.4	Manutenção Preditiva	21
2.3.4.1	<i>Análise de Vibração</i>	21
2.3.4.2	<i>Análise de Termografia</i>	23
2.3.4.3	<i>Análise de Ultrassom</i>	24
2.4	MANUTENÇÃO PREDITIVA NA INDÚSTRIA 4.0	22
2.4.1	Custos de Manutenção	25
2.4.2	Manutenção Prescritiva na Indústria 4.0	26

2.5	TECNOLOGIA IoT NA MANUTENÇÃO	26
2.5.1	Sensores IoT	27
2.5.2	Conectividade e Transmissão de Dados	27
2.5.3	Integração com Plataformas de Análise	28
2.6	ANÁLISE DE DADOS NA MANUTENÇÃO PREDITIVA COM SENSORES IOT	28
2.6.1	Coleta e Processamento de Dados	28
2.6.2	Visualização de Dados	29
2.6.3	Previsão de Falhas	29
2.7	APLICAÇÕES PRÁTICAS DO MONITORAMENTO PREDITIVO EM INDÚSTRIAS METALÚRGICAS	31
2.7.1	Trituração e beneficiamento de insumos	31
2.7.2	Fornos rotativos	32
2.7.3	Refinamento	33
2.7.4	Filtragem industrial	34
3	METODOLOGIA	35
3.1	DEFINIÇÃO DOS ATIVOS	36
3.1.1	Análise dos processos produtivos	36
3.1.2	Detalhamento dos ativos	37
3.2	IMPLEMENTAÇÃO DO MONITORAMENTO PREDITIVO	40
3.2.1	Seleção dos dispositivos	40
3.2.2	Padronização dos pontos de fixação dos sensores	42
3.2.3	Preenchimento de ficha técnica	43
3.2.4	Ajustes iniciais	44

3.3	ANÁLISE DOS DADOS	45
3.3.1	Análises dos alertas de falhas potenciais	45
3.3.2	Métricas para análises de paradas não programadas	46
3.3.3	Métricas para a disponibilidade dos ativos	46
3.4	ESTIMATIVA DE CUSTOS	47
3.4.1	Estimativa de custos de manutenção	47
3.4.2	Estimativa de custos operacionais	47
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	48
4.1	IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES E PREVISÃO DE FALHAS	48
4.1.1	Frequência e tipos de alertas emitidos	48
4.1.2	Confiabilidade dos alertas	52
4.2	HORAS DE PARADAS NÃO PROGRAMADAS EVITADAS	53
4.2.1	Quantificação das horas de paradas evitadas	53
4.2.2	Impacto na disponibilidade dos ativos	54
4.3	ANÁLISE DE CUSTOS	57
4.3.1	Análise de custos de manutenção	57
4.3.2	Análise de custos operacionais	58
4.3.3	Análise geral	59
4.3.4	Falhas destaques	60
4.4	IMPACTO NA GESTÃO DE MANUTENÇÃO	62
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	65
6	REFERÊNCIAS	66

1 INTRODUÇÃO

A competitividade no setor industrial depende, em grande parte, da eficiência e confiabilidade de seus ativos. Nesse sentido, a manutenção preditiva tem se mostrado uma estratégia eficaz para melhorar a disponibilidade e reduzir custos operacionais, ao identificar e mitigar falhas antes que se tornem críticas.

Achouch et al. (2022) afirmam que a análise preditiva é capaz de identificar padrões de desgaste e anomalias, fornecendo informações valiosas para uma tomada de decisão proativa. O autor Mobley (2002) destaca que a implementação de monitoramento preditivo pode reduzir significativamente os tempos de parada não programada, aumentando a eficiência dos processos produtivos.

Além disso, Ramesh Gulati (2013), em seu livro “*Maintenance and Reliability Best Practices*”, ressalta que a integração de tecnologias de manutenção preditiva pode melhorar significativamente a confiabilidade dos ativos. Ele argumenta que a adoção dessas práticas é essencial para a criação de um sistema de manutenção eficiente e eficaz, que não apenas reage a falhas.

Desta forma, a crescente complexidade e a alta demanda por eficiência operacional no setor industrial têm colocado a manutenção preditiva em destaque como uma solução crucial para a gestão de ativos. O uso de sistemas de monitoramento preditivo visa identificar falhas potenciais antes de sua manifestação, melhorando a disponibilidade e reduzindo os custos associados à manutenção corretiva (Souza et al., 2022).

Conforme o autor Teixeira (2019), a manutenção preditiva tem demonstrado um impacto significativo na melhoria dos processos industriais, proporcionando maior confiabilidade e tempo de operação dos equipamentos. No entanto, o desafio central é avaliar a eficácia do monitoramento preditivo na prática, particularmente em relação à detecção de falhas, à redução de paradas não programadas e ao impacto geral na disponibilidade dos ativos.

Para enfrentar esse desafio, o uso de “sensores *IoT*” (*Internet of Things*) e análises de dados tem se mostrado uma ferramenta valiosa, permitindo a identificação precoce de falhas, evitando problemas como:

Paradas não programadas: Falhas súbitas nos equipamentos resultam em paradas inesperadas, comprometendo a produtividade e aumentando os custos de manutenção (Mirshawka, 1991).

Dificuldade na identificação de falhas incipientes: Sem uma ferramenta de análise preditiva, falhas pequenas e incipientes passam despercebidas até se tornarem graves (Nepomuceno, 1989).

Ineficácia dos métodos tradicionais de manutenção: Estratégias de manutenção preventiva, baseadas em intervalos fixos, resultando em manutenção desnecessária ou insuficiente (Nepomuceno, 1989).

Desta forma, a adoção de monitoramento preditivo pode melhorar significativamente a gestão de manutenção, reduzindo os custos e aumentando a eficiência operacional. Assim, esta prática alinha-se com as tendências modernas de digitalização e Indústria 4.0, que buscam integrar sistemas inteligentes e interconectados para otimizar processos produtivos (Souza et al., 2022).

Dentro deste contexto, esse trabalho visa realizar um estudo de caso da implementação de um sistema de monitoramento preditivo em ativos de uma empresa do setor de acumuladores, para monitorar a condição dos equipamentos em tempo real e prever falhas críticas.

1.1 JUSTIFICATIVA

Apesar da implementação de sistemas de monitoramento preditivo existir em diversas indústrias, há uma lacuna no conhecimento sobre como essas ferramentas realmente contribuem para a melhoria da manutenção e se os benefícios prometidos são atingidos na prática. Conforme destacado por Santos et al. (2018), muitas empresas ainda enfrentam dificuldades para quantificar os benefícios reais dessas tecnologias devido aos altos custos envolvidos.

Em indústrias cujos processos produtivos podem gerar impactos ambientais, caso boas práticas de manutenção não sejam adotadas, a necessidade na implementação dessas soluções torna-se ainda mais evidente (Santos et al., 2018). A aplicação do monitoramento preditivo pode não apenas otimizar custos, mas, como aponta Gama (2017), evitar falhas que, se não forem mitigadas, podem resultar em grandes danos, inclusive ambientais.

A questão central permanece: como o monitoramento preditivo afeta a performance dos ativos em termos de detecção de falhas, redução de interrupções e otimização dos custos de manutenção? (Gama, 2017)

Portanto, o presente trabalho busca responder a essa e outras questões do tipo, analisando o impacto do monitoramento preditivo na manutenção de ativos de uma indústria.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é avaliar a eficácia de um sistema de monitoramento preditivo para identificar e mitigar falhas em ativos industriais, com foco em aumentar a disponibilidade operacional e reduzir os custos associados à manutenção. Assim, o estudo visa fornecer uma visão detalhada sobre a aplicação do monitoramento preditivo e oferecer recomendações para aprimorar e expandir seu uso.

1.2.2 Objetivos Específicos

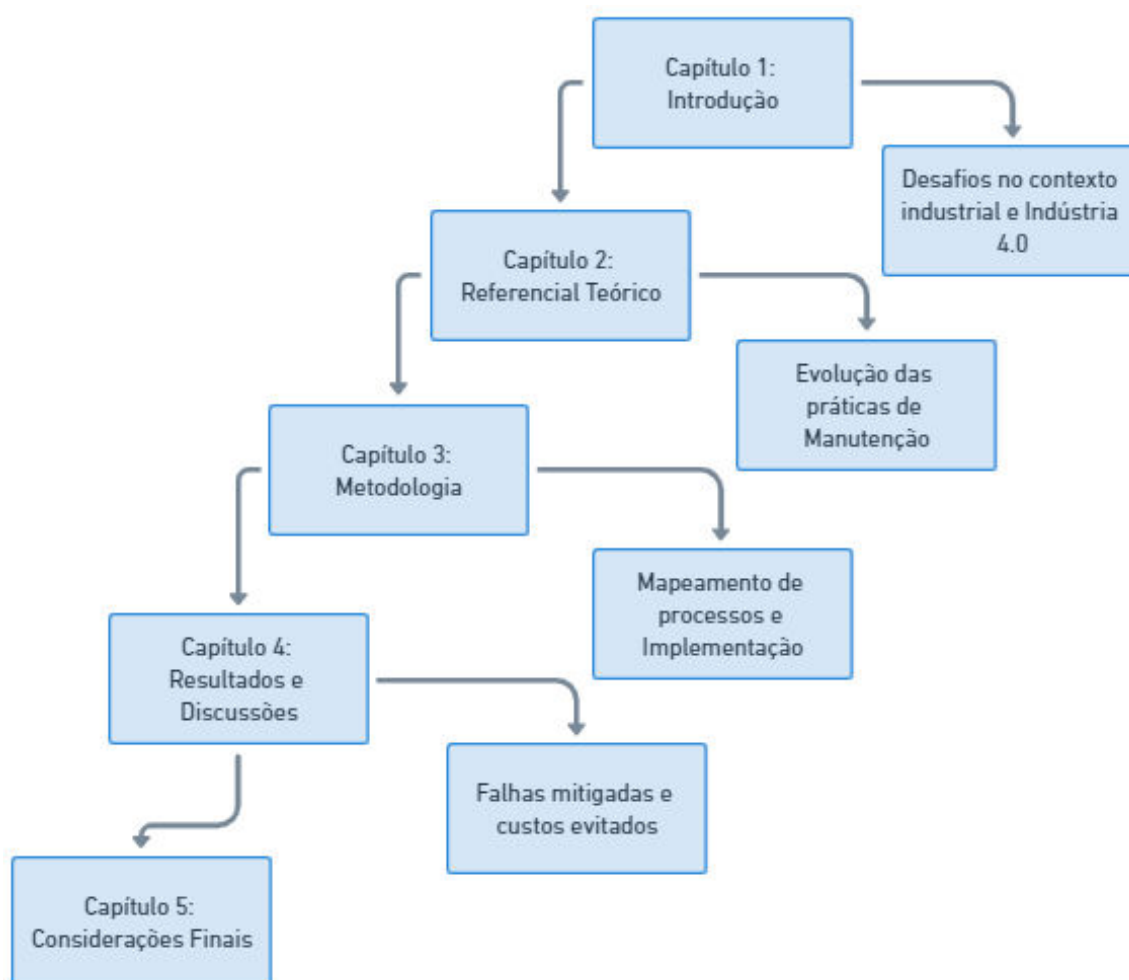
- Avaliar os alertas de falhas potenciais;
- Quantificar as horas de paradas não programadas evitadas;
- Avaliar o impacto do monitoramento preditivo na disponibilidade dos ativos;
- Quantificar os custos de manutenção e operacionais evitados;
- Análise geral das melhorias geradas para gestão de manutenção;

1.3 ESCOPO DO TRABALHO

A Figura 01 apresenta a estrutura detalhada do desenvolvimento deste trabalho, proporcionando uma visão clara e organizada das etapas que compõem a pesquisa. O delineamento abrange desde a definição do problema até a análise dos dados coletados, incluindo a revisão bibliográfica, fundamentação teórica e as metodologias empregadas.

Cada etapa foi cuidadosamente planejada para garantir a coerência e o rigor científico necessários ao cumprimento dos objetivos do estudo.

Figura 01 – Fluxograma do escopo do trabalho



Fonte: Autoria própria.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 INTRODUÇÃO ÀS PRÁTICAS DE MANUTENÇÃO INDUSTRIAL

Historicamente, as práticas de manutenção evoluíram significativamente ao longo das décadas. Inicialmente, a manutenção era reativa, ocorrendo apenas após a falha de um componente. Essa abordagem, embora simples, era ineficiente e cara, levando a longos períodos de inatividade e elevados custos de reparo (Jardine; Lin; Banjevic, 2006).

Nos últimos anos, essa visão começou a mudar devido ao aumento da complexidade dos projetos, à introdução de novas técnicas de manutenção e à crescente percepção da manutenção como uma função estratégica para a otimização dos negócios e o aumento da competitividade. Na década de 1960, a manutenção preventiva tornou-se mais comum, com intervenções planejadas baseadas em intervalos de tempo ou uso, independentemente da condição real dos equipamentos (Kardec; Nascif, 2009).

Entretanto, como destacado por Kardec e Nascif (2009), antes dessa mudança, a manutenção passava por uma fase inicial onde predominavam atividades corretivas não planejadas. Nesta primeira geração, que antecedeu a Segunda Guerra Mundial, a indústria operava com equipamentos simples e superdimensionados, e a manutenção era restrita a serviços básicos de limpeza, lubrificação e reparos após falhas.

Embora a manutenção preventiva tenha aumentado a confiabilidade dos sistemas, Nowlan e Heap (1978) apontam que ela também trouxe desafios, como intervenções excessivas e custos elevados, frequentemente, resultando na substituição de componentes, que ainda estavam em boas condições de funcionamento. Assim, a evolução das práticas de manutenção reflete uma busca incessante por um equilíbrio entre a confiabilidade dos sistemas e a eficiência dos custos, este é um processo que continua a se desenvolver à medida que surgem novas abordagens e tecnologias.

2.2 EVOLUÇÃO DAS PRÁTICAS DE MANUTENÇÃO

A partir da década de 1970, a manutenção industrial evoluiu para a chamada terceira geração, marcada pela introdução de metodologias preditivas. Essas práticas envolvem o monitoramento contínuo dos ativos, proporcionando maior confiabilidade aos equipamentos das organizações (Kardec; Nascif, 2009).

A evolução das indústrias e a crescente complexidade dos processos tornaram essa estratégia indispensável, uma vez que paradas na produção passaram a gerar impactos significativos tanto em custos quanto na qualidade dos produtos. Com o aumento da complexidade das operações, as falhas dos equipamentos, também, se tornaram mais difíceis de identificar, trazendo consigo maiores riscos à segurança e ao meio ambiente (Kardec, Nascif, 2009).

Nos anos seguintes, os avanços tecnológicos impulsionaram ainda mais a manutenção preditiva. Jardine, Lin e Banjevic (2006) explicam que essa abordagem, ao avaliar a condição real dos equipamentos, permite prever falhas potenciais antes que se tornem críticas. Isso resulta em um planejamento de intervenções mais preciso, menor tempo de inatividade não planejada e maior disponibilidade dos equipamentos.

Na última década, a introdução de tecnologias como sensores e análises em tempo real, ampliou os benefícios da manutenção preditiva. Conforme destacado por Lee et al. (2014), essas inovações possibilitam uma análise em tempo real das condições dos equipamentos, permitindo uma resposta proativa e precisa a qualquer sinal de anomalia.

Além de otimizar os custos e aumentar a confiabilidade dos ativos, a manutenção preditiva integrada com outras estratégias tem o potencial de melhorar a performance global dos sistemas. Essa combinação promove operações mais sustentáveis e econômicas, alcançando um equilíbrio ideal entre custos de manutenção e a confiabilidade dos ativos (Moubray, 1997).

2.3 TIPOS DE MANUTENÇÃO

2.3.1 Manutenção Corretiva Emergencial

A manutenção corretiva emergencial consiste em intervenções realizadas exclusivamente após a falha funcional dos equipamentos, com o objetivo de restaurar sua funcionalidade. Essa abordagem, conforme descrito por Viana (2020), é caracterizada por sua natureza imprevisível e não planejada, ou seja, ocorre de forma imprevista e não programada. Ao contrário da manutenção preventiva, que busca evitar falhas, a corretiva é acionada quando um equipamento já apresenta falha ou desempenho insatisfatório (Kardec, Nascif, 2009).

Embora possa parecer uma solução mais econômica a curto prazo, a manutenção corretiva pode resultar em prejuízos significativos para as empresas, incluindo interrupções

inesperadas na produção, queda na qualidade dos produtos e aumento dos custos indiretos, conforme destacado por Kardec e Nascif (2009).

2.3.2 Manutenção Corretiva Planejada

A manutenção corretiva planejada é uma abordagem que organiza as atividades de reparo para situações em que as falhas não são emergenciais. Isso significa que, embora o equipamento possa ter perdido eficiência, ele ainda mantém sua funcionalidade aceitável. Essa estratégia, baseada no conceito de “*Run-to-Failure*” (R2F), difere da manutenção corretiva reativa, que só intervém após uma falha catastrófica (Susto et al., 2012).

O objetivo da manutenção corretiva planejada é minimizar o impacto das falhas na operação, coordenando paradas programadas com o controle da produção e garantindo que os materiais necessários estejam em estoque. Frequentemente, utiliza-se a estratégia de "paradas por oportunidade" para otimizar os períodos de inatividade. Dessa forma, é possível reduzir tanto o tempo de inatividade quanto os custos associados (Manzano, 2015).

A principal vantagem é a possibilidade de preparar previamente os recursos e procedimentos, resultando numa execução mais eficiente e menos disruptiva dos reparos. A integração com sistemas de gestão de manutenção pode aprimorar ainda mais essa estratégia, fornecendo dados para um planejamento mais eficaz e respostas mais rápidas (Mobley, 2002).

2.3.3 Manutenção Preventiva

A manutenção preventiva consiste em ações planejadas com o objetivo de reduzir ou evitar falhas e minimizar a degradação do desempenho dos equipamentos, seguindo um cronograma pré-estabelecido com intervalos de tempo definidos. Como o próprio termo sugere, o foco é prevenir problemas antes que eles ocorram (Sezer et al., 2018).

A principal vantagem da manutenção preventiva em relação à manutenção corretiva, que é realizada após a falha, é a redução de interrupções inesperadas na produção. Em muitas situações, considerando o custo total, a manutenção preventiva pode ser mais econômica que a corretiva, pois permite um melhor controle sobre as paradas dos equipamentos, evitando imprevistos causados por falhas (Viana, 2020).

Além disso, a manutenção preventiva proporciona uma gestão eficiente das atividades, equilibrando os recursos e proporcionando previsibilidade no consumo de materiais e peças

sobressalentes. Isso contribui para a otimização de custos e a redução do tempo de inatividade dos equipamentos (Kardec et al., 2009).

2.3.4 Manutenção Preditiva

Complementando a abordagem preventiva, a manutenção preditiva emprega diversas técnicas avançadas para monitorar continuamente a condição dos equipamentos, identificando sinais de falhas potenciais antes que se tornem críticas. Cada técnica de manutenção preditiva possui vantagens distintas e são aplicadas de acordo com as características específicas do equipamento monitorado e dos tipos de falhas a serem prevenidas (Nepomuceno, 1989).

2.3.4.1 *Análise de Vibração*

A análise de vibração é uma das técnicas mais antigas e amplamente utilizadas na manutenção preditiva, sendo fundamental para a monitoração e diagnóstico de falhas em máquinas e equipamentos. Essa técnica baseia-se na medição das oscilações mecânicas, conhecidas como assinatura espectral, que ocorrem durante o funcionamento de uma máquina ou componente. Todo equipamento em operação gera vibrações devido ao movimento de suas partes internas, como eixos, rolamentos, engrenagens e motores (Moblely, 2002).

Além disso, a frequência e a amplitude dessas vibrações são parâmetros essenciais que fornecem informações detalhadas sobre o estado de saúde do equipamento. Frequências específicas podem indicar falhas em componentes específicos, enquanto variações na amplitude das vibrações podem sinalizar o avanço de uma deterioração (Benedetti, 2002).

Portanto, essa análise é vital para identificar problemas potenciais antes que se tornem críticos, prevenindo falhas catastróficas que podem resultar em custos significativos e perda de produtividade (Moblely, 2002). A análise é realizada utilizando-se um acelerômetro, um transdutor de contato total capaz de medir com precisão as vibrações, como mostrado na Figura 02.

Figura 02 – Acelerômetro conectado ao aquisitor de dados para captação de vibração



Fonte: Autoria própria.

Este dispositivo capta as oscilações e converte-as em sinais elétricos que são posteriormente analisados para identificar possíveis anomalias no equipamento. Dessa forma, a combinação da técnica de análise de vibração com a interpretação correta dos dados torna-se uma ferramenta crucial para a otimização do desempenho dos ativos industriais (Nepomuceno, 1989).

Em relatórios de manutenção preditiva, a referência para classificar a condição de operação dos equipamentos é a norma “ISO 10816”, conforme apresentado no Quadro 01 abaixo:

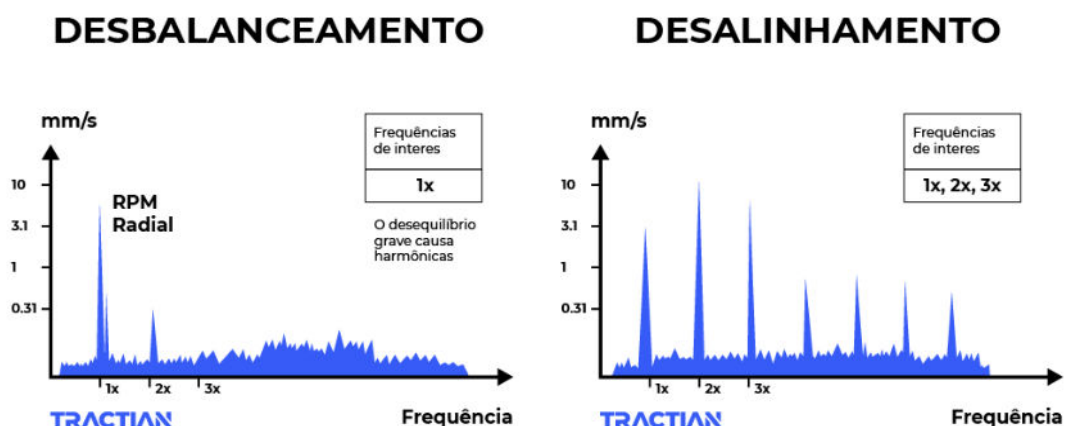
Quadro 01 – Condição do equipamento conforme a quantidade de vibração

mm/s RMS	Máquinas Pequenas < 15 KW Classe 1	Máquinas Porte 15 to 75 KW Classe II	Apoio Rígido > 75 KW Classe III	Apoio Flexível > 75 KW Classe IV
0.28	Condição Normal	Condição Normal	Condição Normal	Condição Normal
0.45				
0.71				
1.12	Alerta Inicial	Alerta Inicial	Alerta Inicial	Alerta Inicial
1.80				
2.80	Alarme	Alarme	Alarme	Alarme
4.50				
7.10	Alarme Crítico	Alarme Crítico	Alarme Crítico	Alarme Crítico
11.20				
18.00				
28.00				
45.00				

Fonte: Adaptado de ISO 10816-1 (1995).

Com os avanços na tecnologia digital, a análise de vibração está se integrando cada vez mais aos sistemas de monitoramento remoto, Internet das Coisas (IoT) e *Big Data*, aproveitando a inteligência artificial para melhorar a precisão e a proatividade na manutenção, como mostrado na Figura 03.

Figura 03 – Falhas identificadas pela análise do espectro de vibração



Fonte: Tractian, 2024.

2.3.4.2 Análise de Termografia

A termografia utiliza câmeras infravermelhas para capturar a radiação térmica emitida pelos componentes do equipamento. Esta técnica é particularmente útil na detecção de problemas elétricos, como conexões soltas ou sobrecargas, bem como na identificação de falhas mecânicas associadas a fricção e aquecimento excessivo (Kardec, et al., 2009). Na Figura 04, pode-se observar uma câmera termográfica, equipamento utilizado para realizar a técnica de termografia.

Figura 04 – Inspeção termográfica realizada com câmera infravermelha

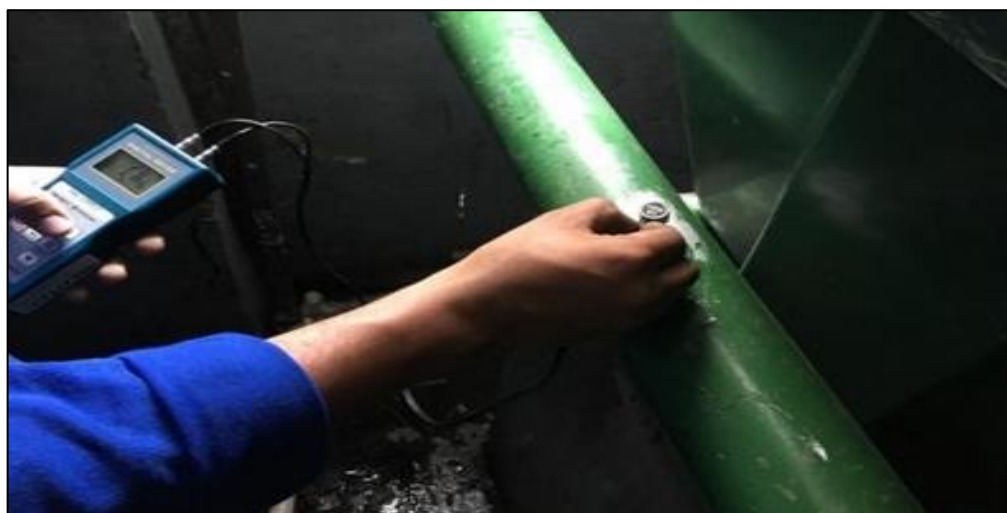


Fonte: Autoria própria.

2.3.4.3 Análise de Ultrassom

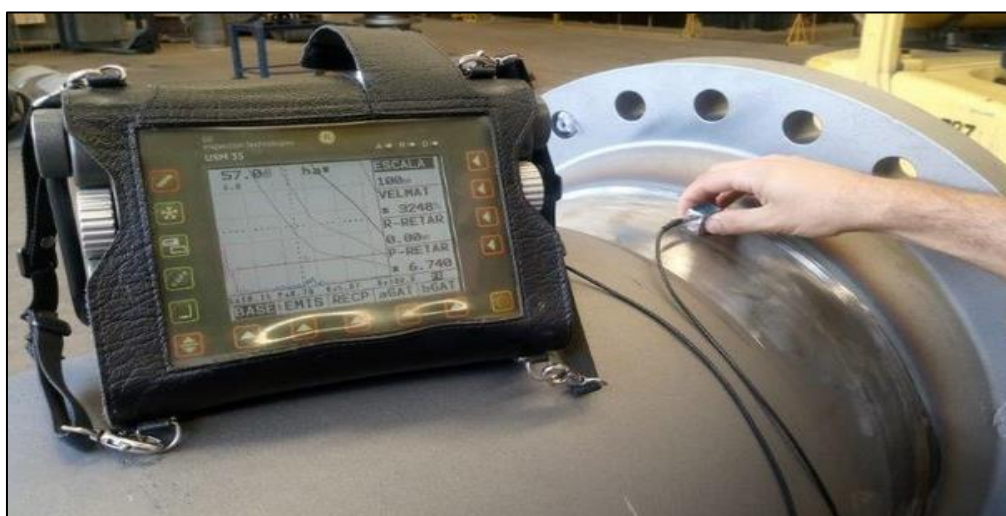
A técnica de ultrassom envolve a detecção de sons de alta frequência produzidos por equipamentos em operação. Estes sons, inaudíveis ao ouvido humano, são captados e analisados por equipamentos especializados. Fora as conhecidas aplicações para medição de espessura de chapas e análise de descontinuidades, como mostrado nas Figura 05 e 06, respectivamente, Mobley (2002) destaca que o ensaio de ultrassom também é eficaz na detecção de vazamentos de ar comprimido e gás.

Figura 05 – Medição de espessura de chapa da tubulação por analisador de ultrassom



Fonte: JCT Soluções em Engenharia de Manutenção (2024).

Figura 06 – Inspeção de descontinuidades em tubulação por analisador de ultrassom



Fonte: KRAS Soluções industriais (2024).

2.4 MANUTENÇÃO NA INDÚSTRIA 4.0

Na Indústria 4.0, a manutenção desempenha um papel estratégico e central na otimização dos processos industriais, impulsionada pela convergência de sistemas cibernéticos, automação e a utilização intensiva de dados para o gerenciamento de ativos. Essa quarta revolução industrial é marcada pela integração de tecnologias avançadas como Internet das Coisas (IoT), “*big data*” e “*machine learning*”, que revolucionam a maneira como a manutenção é realizada, permitindo que as empresas operem de forma mais eficiente e inteligente (Mâcedo, 2020).

Diferentemente das abordagens tradicionais, em que as intervenções eram puramente corretivas ou preventivas, a manutenção na Indústria 4.0 se baseia em uma visão mais abrangente e preditiva. A coleta e a análise de grandes volumes de dados permitem uma melhor compreensão das condições dos ativos, o que viabiliza intervenções precisas e em tempo hábil, prevenindo falhas e otimizando a operação. A digitalização dos processos é um componente crucial, pois facilita a conexão entre máquinas e sistemas, proporcionando uma visibilidade integral dos equipamentos e de seus estados operacionais (Santos et al., 2017).

Além disso, a Indústria 4.0 promove uma interconexão entre diferentes setores e equipes dentro das organizações, como operação, engenharia e manutenção. Essa integração permite uma abordagem colaborativa, onde as decisões são tomadas com base em dados concretos, otimizando os tempos de resposta e reduzindo os impactos nas linhas de produção. Como resultado, a confiabilidade dos processos e a eficiência operacional são ampliadas, garantindo maior competitividade às empresas que adotam essas tecnologias (Viana, 2020).

2.4.1 Custos de Manutenção

O gerenciamento eficaz dos custos de manutenção é um dos fatores mais críticos na Indústria 4.0. Com a manutenção preditiva, é possível antecipar falhas e programar intervenções com precisão, reduzindo o número de paradas não programadas e aumentando a disponibilidade dos equipamentos. No entanto, esses benefícios exigem um investimento inicial significativo em tecnologias, então esses custos devem ser ponderados em relação aos custos da indisponibilidade, como interrupções na produção e perdas de qualidade, que podem ser mais onerosos para a empresa (Semeq, 2020; Fracttal, 2021).

Os custos de manutenção podem ser divididos em duas categorias principais: diretos e indiretos. Custos diretos referem-se a despesas com mão de obra, ferramentas, peças de

reposição e monitoramento de ativos. Já os custos indiretos envolvem perdas financeiras devido à redução na produção, impacto na qualidade dos produtos e danos à reputação da empresa. A manutenção preditiva atua diretamente na redução desses custos, ao diminuir a necessidade de estoques de peças sobressalentes e de intervenções emergenciais, otimizando o uso dos recursos financeiros (Abecom, 2020).

Desta maneira, a manutenção preditiva visa equilibrar esses fatores, garantindo que os recursos sejam alocados de forma mais eficiente, prolongando a vida útil dos ativos sem comprometer o retorno financeiro (Viana, 2020).

2.4.2 Manutenção Prescritiva na Indústria 4.0

A manutenção prescritiva surge como uma evolução natural da manutenção preditiva, ao incorporar inteligência artificial (IA) e análise avançada de dados para não apenas prever falhas, mas também recomendar as melhores ações corretivas. Esse modelo se apoia em algoritmos que processam grandes volumes de dados gerados em tempo real pelos sensores IoT instalados nos equipamentos, e fornece soluções automatizadas baseadas em padrões históricos e atuais de desempenho (Souza et al., 2022).

A aplicação desta nova prática, é uma das principais promessas da Indústria 4.0, onde tecnologias como “*machine learning*” permitem que as empresas elevem sua eficiência operacional a novos níveis (Baldissarelli, Fabro, 2019).

2.5 TECNOLOGIA IoT NA MANUTENÇÃO

A Internet das Coisas (IoT) está revolucionando diversas indústrias, e na manutenção industrial, seu impacto é particularmente notável. Com a crescente conectividade e os avanços em sensores, a *IoT* permite o monitoramento em tempo real das condições de equipamentos e sistemas (Moreira et al., 2020).

Uma solução típica de manutenção preditiva baseada em IoT é composta por camadas que se integram para coletar, processar e analisar os dados gerados pelos sensores. A camada de aquisição de dados, comunicação e de processamentos, desempenham um papel crucial no processo (Gama, 2017).

2.5.1 Sensores IoT

Os sensores *IoT* permitem a coleta e transmissão de dados em tempo real sobre a condição dos equipamentos. Conforme ilustrados na Figura 07, esses sensores são dispositivos inteligentes que podem ser integrados a uma ampla variedade de máquinas e sistemas, fornecendo dados contínuos e detalhados sobre seu desempenho e estado (Krishnamurthi, 2020).

Figura 07 – Sensor IoT em um Motor Elétrico



Fonte: Autoria própria.

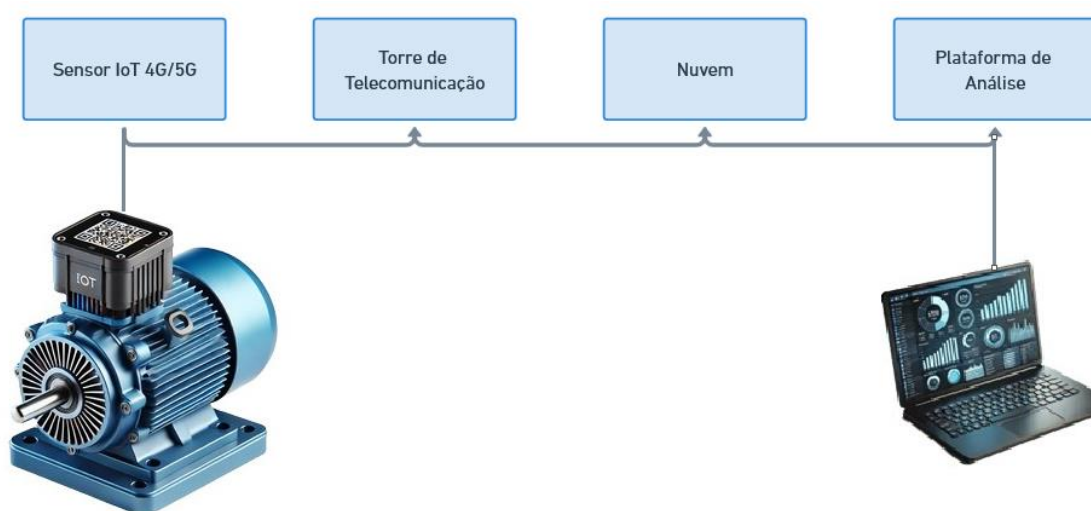
2.5.2 Conectividade e Transmissão de Dados

A conectividade é um dos principais recursos dos sensores *IoT*. Esses sensores podem se conectar a redes sem fio, como *Wi-Fi*, *Bluetooth* ou redes celulares, para transmitir dados em tempo real para sistemas centralizados de monitoramento e análise. De acordo com Lee et al. (2014), essa conectividade possibilita implementação de sistemas de monitoramento preditivo altamente eficientes, que podem processar grandes volumes de dados e fornecer alertas imediatos sobre qualquer anomalia detectada.

2.5.3 Integração com Plataformas de Análise

Os dados coletados pelos sensores são integrados a plataformas de análise (Figura 08) que empregam algoritmos avançados de *machine learning* e inteligência artificial para identificar padrões e prever falhas. Estas tecnologias são capazes de processar grandes volumes de dados em tempo real, fornecendo *insights* precisos e acionáveis para a equipe de manutenção (Alpaydin, 2014).

Figura 08 – Coleta dos dados pelo sensor e integração com a plataforma



Fonte: Autoria própria

2.6 ANÁLISE DE DADOS NA MANUTENÇÃO PREDITIVA COM SENSORES IOT

2.6.1 Coleta e Processamento de Dados

A primeira etapa da análise de dados na manutenção preditiva é a coleta de dados. Esta etapa envolve a utilização de sensores e dispositivos para monitorar diversos parâmetros dos equipamentos, como vibração, temperatura, pressão, entre outros. Achouch et al. (2022) destaca que a precisão e a qualidade dos dados coletados são fundamentais para o sucesso da análise preditiva.

Após a coleta, os dados passam por um processo de limpeza e pré-processamento, etapa crucial para remover ruídos e inconsistências, garantindo que os dados estejam prontos para a análise (Gama, 2017).

De acordo com Krishnamurthi et al. (2020), os algoritmos de aprendizado supervisionado e não supervisionado são amplamente empregados na manutenção preditiva. Algoritmos de aprendizado supervisionado, como redes neurais e árvores de decisão, são treinados com dados históricos para prever falhas futuras.

2.6.2 Visualização de Dados

A visualização de dados é uma etapa crucial na análise, pois facilita a interpretação dos resultados pela equipe de manutenção. Ferramentas de visualização, como gráficos e painéis dinâmicos, são essenciais para apresentar as informações de maneira clara e intuitiva, como apresentado na Figura 09 (Tractian, 2024).

Figura 09 – Status de saúde de um equipamento



Fonte: Autoria própria utilizando a plataforma de monitoramento *Tractian*

2.6.3 Previsão de Falhas

Uma vez que os modelos de dados foram desenvolvidos, eles podem ser utilizados para prever falhas nos equipamentos. Essas previsões, como mostrado na Figura 10 e 11,

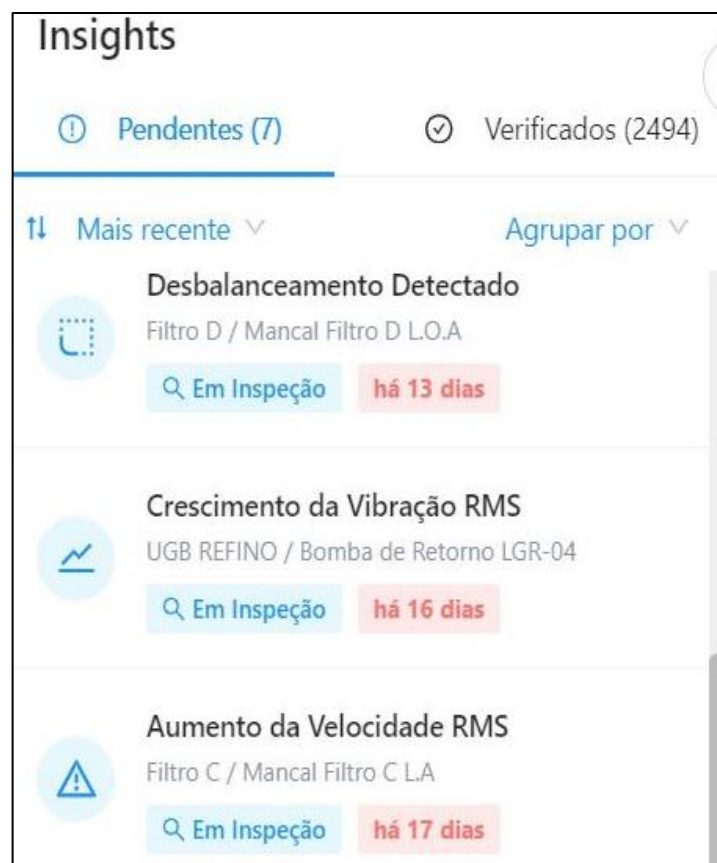
permitem que a equipe de manutenção tome ações preventivas antes que as falhas ocorram, evitando interrupções inesperadas e custos elevados de reparo. (Gama, 2017).

Figura 10 – Previsão de falha potencial e prescrição



Fonte: Autoria própria utilizando a plataforma de monitoramento *Tractian*

Figura 11 – Falha potencial e princípios de falhas detectadas



Fonte: Autoria própria utilizando a plataforma de monitoramento *Tractian*.

2.7 APLICAÇÕES PRÁTICAS DO MONITORAMENTO PREDITIVO EM INDÚSTRIAS METALÚRGICAS

O monitoramento preditivo tem se consolidado como uma ferramenta essencial na indústria metalúrgica, oferecendo uma abordagem proativa para a gestão da manutenção dos equipamentos críticos. Com a crescente complexidade e demanda por produção de ligas metálicas, com menor percentual de variação da composição química, a capacidade de prever e evitar falhas antes que ocorram é de vital importância (Mâcedo, 2020).

Este método de manutenção baseia-se na análise contínua de dados coletados por sensores instalados nos equipamentos, possibilitando a identificação precoce de problemas e a realização de intervenções precisas, com o mínimo de interferências possíveis (Koch et al., 2014).

A seguir, serão detalhadas as principais aplicações práticas do monitoramento preditivo em metalúrgicas, destacando os equipamentos mais críticos e os benefícios associados.

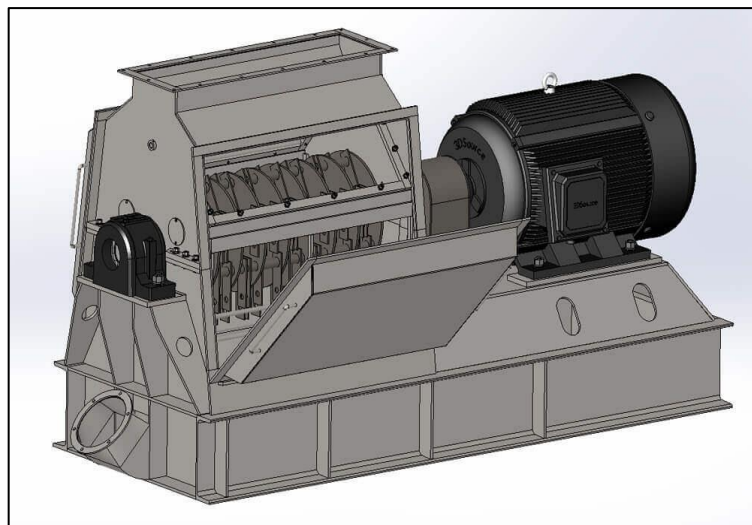
2.7.1 Trituração dos insumos

As trituradoras são os equipamentos responsáveis pela redução do tamanho de minérios e materiais metálicos, preparando-os para as etapas subsequentes do processamento. Elas podem operar por diferentes mecanismos, como moinhos de bolas, moinhos de rolos ou moinhos de martelos, sendo este último amplamente utilizado devido à sua eficiência em materiais mais duros e abrasivos. O monitoramento preditivo dessas máquinas permite a detecção precoce de desgastes em componentes críticos, como mancais, rotores, mandíbulas e, especialmente, martelos (Vanderley; Lopes, 2021).

A Figura 12 ilustra um modelo de moinho de martelos, composto por um motor elétrico robusto acoplado ao rotor principal. O rotor, por sua vez, possui martelos fixados que giram em alta velocidade para realizar o processo de trituração de materiais. O motor elétrico fornece a potência necessária para acionar o sistema, permitindo que os martelos pulverizem os materiais de maneira eficiente (Prater Industries, 2020).

Segundo a *Prater Industries*, o design dos moinhos de martelos varia de acordo com a operação e o tipo de material processado, sendo ajustado para atender às necessidades específicas de cada aplicação, otimizando o desempenho e a eficiência operacional.

Figura 12 – Exemplo de um moinho de martelos



Fonte: TCPEL, 2024.

2.7.2 Fornos rotativos

Os fornos rotativos, como ilustrado na Figura 13, são amplamente utilizados nas indústrias para processos de calcinação, fundição e tratamento de materiais metálicos. A aplicação desses fornos em indústrias metalúrgicas se deve à sua alta capacidade de processamento, eficiência energética e controle preciso da temperatura, o que garante a consistência do material processado (Espindula, 2021; Kintek Solution, 2024).

Entre os principais componentes e equipamentos dos fornos rotativos estão o queimador, a ventoinha do queimador, bomba do queimador, motor de tração, ventoinha do motor de tração, rolo guia, rolo de apoio, roletes, mancais e sistemas de freio, cada um desempenhando uma função essencial na operação contínua do forno. A ventoinha do queimador, por exemplo, controla o fluxo de ar necessário para a manutenção de uma combustão eficiente (Kintek Solution, 2024; SciELO, 2023)

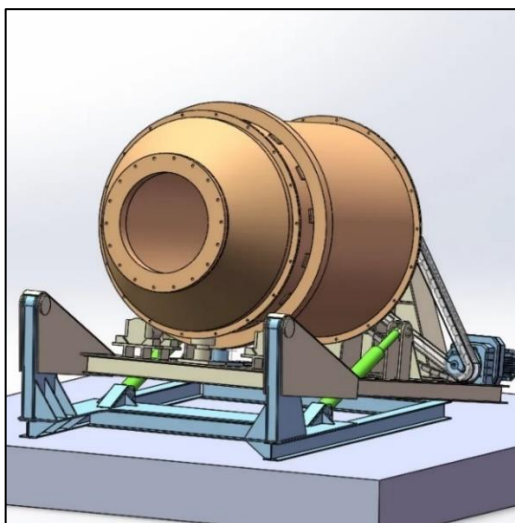
A bomba do queimador é um componente essencial em sistemas de controle térmico, desempenhando um papel crítico na circulação de fluidos para a troca de calor. Esse processo permite a remoção do fluido quente do sistema e seu direcionamento para torres de resfriamento, garantindo a dissipação de calor necessária para manter a estabilidade térmica do equipamento (Genbach et al., 2021).

Tecnologias avançadas de resfriamento, como sistemas de fluxo cruzado ou de circuito fechado, são amplamente utilizadas para otimizar essa troca de calor e garantir que o fluido

retorne ao sistema na temperatura correta, evitando sobreaquecimentos e falhas operacionais (ASME, 2017).

Já o motor de tração aciona a rotação do forno, fundamental para o processo de mistura, fundição e processamento dos insumos (Espindula, 2021; Metso, 2024; SciELO, 2023).

Figura 13 – Exemplo de forno rotativo para fundição



Fonte: DW-Induction Heater, 2023.

2.7.3 Refinamento

No processo de refino de metais como alumínio, chumbo, estanho, prata e outros metais não ferrosos, as operações são realizadas em panelas ou cadinhos de processos, em que insumos são adicionados para reagirem entre si, até que se atinja a composição química e pureza desejadas.

Em uma metalúrgica de chumbo, um dos principais ativos do processo de refino são as “panelas de refino”, equipadas com agitadores mecânicos, batizados na planta como “mexedores robustos”. Esses mexedores são compostos por um eixo resistente e um motor elétrico, promovendo reações químicas consistentes e a distribuição uniforme de temperatura e aditivos (Sobral et al., 2012).

No refino de alumínio, por exemplo, o processo inclui a adição de sais fundentes e o uso de gases inertes para remover impurezas, da mesma forma, no refino de chumbo, o controle rigoroso da temperatura e da mistura é necessário para separar impurezas, sendo que falhas nos agitadores podem comprometer a qualidade do produto final (Sobral et al., 2012; Paspardelli, 2011).

2.7.4 Filtragem industrial

Os sistemas de filtragem industrial, tradicionalmente compostos por exaustores centrífugos e filtros de mangas, como o mostrado na Figura 14, desempenham um papel fundamental na remoção de particulados e contaminantes do ar provenientes dos processos produtivos. Esses sistemas não apenas contribuem para a eficiência do processo, garantindo um ambiente de trabalho mais seguro para os colaboradores, mas também asseguram a conformidade com normas ambientais rigorosas, minimizando emissões poluentes e otimizando a qualidade do ar (Baldissarelli, Fabro 2019; Valeriano, 2016).

Em cada filtro, encontra-se pelo menos um motor elétrico, que pode tracionar uma correia acoplada a uma polia ou estar diretamente acoplado ao rotor do exaustor, responsável pela movimentação do eixo do exaustor. Esse conjunto mecânico é vital para o bom funcionamento do sistema, pois mantém o fluxo de ar necessário para a operação eficiente do processo de filtragem.

Devido a importância do sistema, a instalação de sensores de monitoramento é amplamente recomendada para acompanhar o desempenho do motor elétrico e do exaustor. Esses sensores, estrategicamente posicionados na traseira e na dianteira dos componentes, capturam dados dos rolamentos, vibração e temperatura do motor elétrico e dos mancais, permitindo a detecção precoce de possíveis falhas que possam comprometer a eficiência do sistema (Baldissarelli, Fabro, 2019).

Figura 14 – Exaustor centrífugo de um filtro de mangas



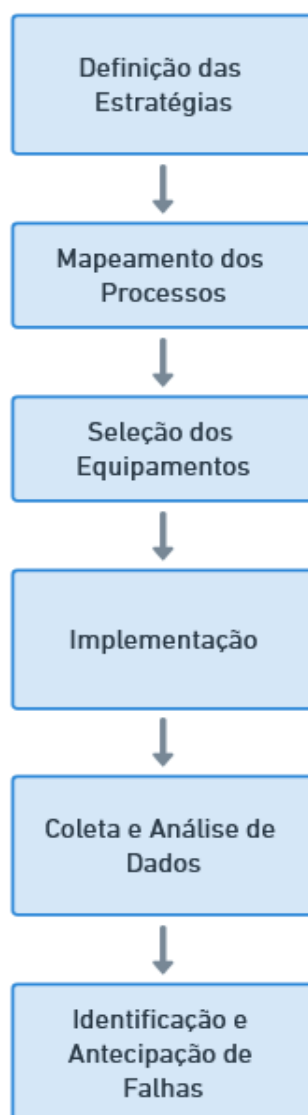
Fonte: Autoria própria

3 METODOLOGIA

O presente trabalho foi desenvolvido em uma metalúrgica de uma indústria de reciclagem e fabricação de baterias de chumbo-ácido. O objetivo foi demonstrar a aplicação prática do monitoramento preditivo para mitigação de falhas emergenciais, integrando tecnologias que otimizam as práticas de manutenção, aumentando a confiabilidade dos processos operacionais.

Este capítulo contempla tópicos, que abordam desde a caracterização do problema até a implementação das soluções em um ambiente industrial. Os procedimentos de pesquisa utilizados nesta investigação podem ser visualizados na Figura 15.

Figura 15 – Fluxograma dos procedimentos de pesquisa.



Fonte: Autoria própria.

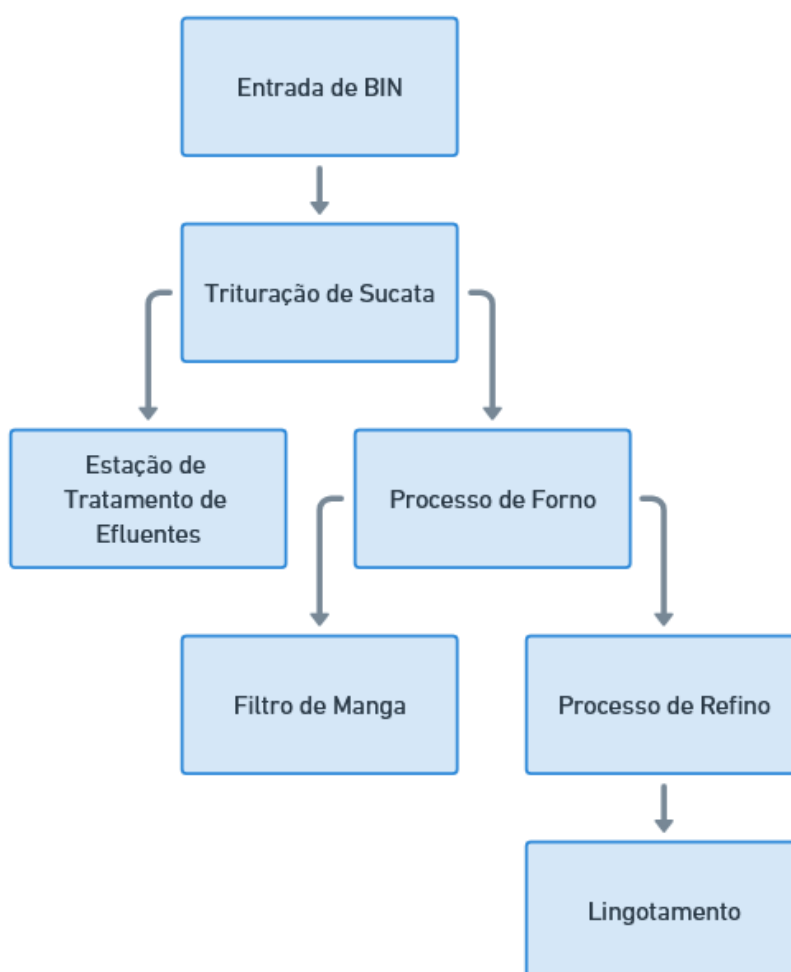
3.1 DEFINIÇÃO DOS ATIVOS

3.1.1 Análise dos processos produtivos

A definição dos ativos é a etapa que irá garantir que o monitoramento preditivo seja aplicado de forma eficaz, focando nos que apresentam maior impacto no desempenho da planta. Diante disso, o primeiro passo foi analisar a estrutura dos processos produtivos

A abordagem foi baseada em uma análise hierárquica, decomposta nas principais fases e subfases de cada processo. A Figura 16 apresenta o fluxograma dos processos produtivos, organizados em cinco fases: entrada de bateria inservível (BIN), trituração de sucata, processo de forno, refino e lingotamento.

Figura 16 – Fluxograma dos processos produtivos.



Fonte: Autoria própria (2024)

Com base no fluxograma, os setores da planta podem ser resumidos em Trituração, Fornos, Refino e Filtros. Para definir quais ativos deveriam ser monitorados, foram aplicados três critérios principais de criticidade: custo de parada, riscos à segurança e custo de manutenção. Esses critérios são fundamentais para identificar os equipamentos e processos que mais influenciam a continuidade e eficiência das operações industriais.

A escolha dos ativos críticos para serem monitorados foi definida a partir dos principais custos operacionais da planta, levantado junto ao departamento responsável, sendo: Fornos, Refino e Filtros.

3.1.2 Detalhamento dos ativos

Após a análise dos processos, o próximo passo foi selecionar os equipamentos dos ativos de maior relevância em cada etapa produtiva.

No setor de fornos, que conta com cinco fornos rotativos (C, D, E, F e G), similares em estrutura e funcionalidade, com variações apenas na capacidade de produção, foram selecionados os equipamentos essenciais, como o motor de tração, a motor da ventoinha a bomba do queimador.

Embora outros equipamentos e componentes também sejam importantes para o funcionamento do forno, esses três são considerados os principais devido à sua importância para a operação contínua. Qualquer falha em um desses equipamentos resultaria diretamente na paralisação do ativo. Portanto, foi definido que seria posicionado ao menos um sensor de monitoramento em cada equipamento.

A estruturação dos ativos do setor de fornos, ficou conforme o Quadro 02.

Quadro 02 – Estrutura para o setor dos Fornos

Ativo	Equipamento	Nomenclatura
Forno C	Motor de Tração	Motor Tração Forno C
Forno C	Motor da Ventoinha	Motor Ventoinha Forno C
Forno C	Bomba do Queimador	Bomba Queimador FNC
Forno D	Motor de Tração	Motor Tração Forno D
Forno D	Motor da Ventoinha	Motor Ventoinha Forno D
Forno D	Bomba do Queimador	Bomba Queimador FND
Forno E	Motor de Tração	Motor Tração Forno E

Forno E	Motor da Ventoinha	Motor Ventoinha Forno E
Forno E	Bomba do Queimador	Bomba Queimador FNE
Forno F	Motor de Tração	Motor Tração Forno F
Forno F	Motor da Ventoinha	Motor Ventoinha Forno F
Forno F	Bomba do Queimador	Bomba Queimador FNF
Forno G	Motor de Tração	Motor Tração Forno G
Forno G	Motor da Ventoinha	Motor Ventoinha Forno G
Forno G	Bomba do Queimador	Bomba Queimador FNG

Fonte: Autoria própria.

Para o setor de refino, o ativo mais importante do ponto de vista da engenharia de processos da planta são as painéis de refino. Diante disso, foram priorizadas as três painéis responsáveis pelo processamento de ligas especiais de chumbo, que possuem maior valor agregado. Os ativos do refino estão apresentados no Quadro 02.

Quadro 02 – Estrutura para o setor de Refino

Ativo	Equipamento	Nomenclatura
Panela de Refino 04	Mexedor Robusto 04	MRB – PNL 04
Panela de Refino 06	Mexedor Robusto 06	MRB – PNL 06
Panela de Refino 08	Mexedor Robusto 08	MRB – PNL 08

Fonte: Autoria própria.

A Figura 17, a seguir, ilustra um dos sensores posicionado no motor do mexedor 08.

Figura 17 – Sensor posicionado no motor elétrico de um mexedor robusto



Fonte: Autoria própria.

Por fim, no setor de Filtros, são cinco filtros de mangas, um para cada forno, e suas operações são coligadas para garantir a eficiência do sistema de filtragem em toda a planta. Em cada filtro, um motor elétrico traciona uma correia, que está acoplada à polia, responsável por movimentar o eixo do exaustor.

Para o eixo do exaustor, há um par de mancais que garante o suporte e o alinhamento adequados, permitindo o funcionamento do sistema. Esse conjunto de equipamentos asseguram o desempenho da exaustão dos gases dos fornos. No Quadro 03, está detalhada a estrutura definida para os Filtros.

Quadro 03 – Estrutura para o setor de Filtros

Ativo	Equipamento	Nomenclatura no Lado Acoplado	Nomenclatura no Lado Oposto ao Acoplado
Filtro C	Motor Elétrico	Motor Filtro C L.A	Motor Filtro C L.O.A
Filtro C	Mancal do Exaustor	Mancal Filtro C L.A	Mancal Filtro C L.O.A
Filtro D	Motor Elétrico	Motor Filtro D L.A	Motor Filtro D L.O.A
Filtro D	Mancal do Exaustor	Mancal Filtro D L.A	Mancal Filtro D L.O.A
Filtro E	Motor Elétrico	Motor Filtro E L.A	Motor Filtro E L.O.A
Filtro E	Mancal do Exaustor	Mancal Filtro E L.A	Mancal Filtro E L.O.A
Filtro F	Motor Elétrico	Motor Filtro F L.A	Motor Filtro F L.O.A
Filtro F	Mancal do Exaustor	Mancal Filtro F L.A	Mancal Filtro F L.O.A
Filtro G	Motor Elétrico	Motor Filtro G L.A	Motor Filtro G L.O.A
Filtro G	Mancal do Exaustor	Mancal Filtro G L.A	Mancal Filtro G L.O.A

Fonte: Autoria própria

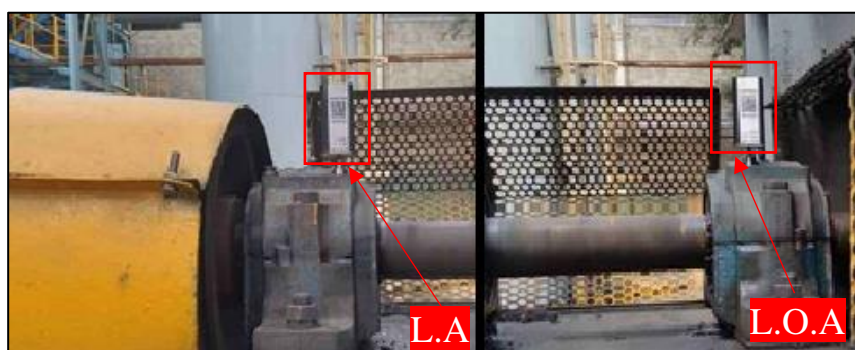
Os sensores foram implementados estrategicamente para capturar dados tanto no lado acoplado (LA) quanto no lado oposto ao acoplado (L.O.A), garantindo uma análise abrangente dos equipamentos em operação, conforme mostrado nas Figuras 18 e 19.

Figura 18 – Sensores posicionados em um Motor elétrico no lado oposto ao acoplado (L.O.A) e lado acoplado (L.A)



Fonte: Autoria própria

Figura 19 – Sensores posicionados nos mancais do rotor do exaustor no lado oposto ao acoplado (L.O.A) e lado acoplado (L.A)



Fonte: Autoria própria

3.2 IMPLEMENTAÇÃO DO MONITORAMENTO PREDITIVO

A implementação do monitoramento preditivo seguiu uma metodologia estruturada que visou a integração de tecnologias e a otimização das práticas de manutenção. Para garantir a eficiência do processo, foi necessário realizar a instalação de sensores e receptores apropriados, padronizar o posicionamento dos sensores e cadastrar corretamente a ficha técnica dos equipamentos.

3.2.1 Seleção dos dispositivos

Todos os dispositivos utilizados neste trabalho são do mesmo tipo, fornecidos por uma empresa que já havia iniciado projetos em outras unidades da organização, o que facilitou

a padronização das práticas de monitoramento. Tanto os sensores, como os receptores, possuem proteção IP69K, o que os torna resistentes à poeira, jatos de água sob alta pressão e temperaturas elevadas. Além disso, contam com conectividade *Bluetooth* e 4G/LTE, respectivamente permitindo a transmissão de dados em tempo real, e os sensores IoT são equipados com sensores de vibração e temperatura.

A Figura 20 apresenta uma foto do sensor e a Figura 21 apresenta uma foto do receptor.

Figura 20 – Sensor *IoT Smart Trac Pro*



Fonte: Autoria própria.

Figura 21 – Receptor de dados



Fonte: Autoria própria.

O receptor é o responsável captar o sinal dos sensores via *Bluetooth*, a partir disso, os dados são transmitidos via rede 4G para a nuvem da plataforma de monitoramento, permitindo o envio contínuo de informações, garantindo disponibilidade constante para análise.

3.2.2 Padronização dos pontos de fixação dos sensores

Os sensores foram fixados nos equipamentos utilizando “cola araldite” (resina epóxi), ou parafusados diretamente na carcaça dos equipamentos, como nos motores elétricos, garantindo uma fixação rígida. Essa abordagem assegura a integridade da instalação, prevenindo deslocamentos causados pelas vibrações naturais dos equipamentos.

As Figuras 22 e 23 mostram os tipos de fixações que foram aplicados, ilustrando sensores fixados em equipamentos. Na Figura 22, o sensor foi fixado com cola, enquanto o da Figura 23 foi parafusado. A escolha por essas duas formas de fixação ocorreu devido à não possibilidade de furar equipamentos em operação.

Portanto, para não prolongar as instalações, optou-se por colar alguns sensores, garantindo a estabilidade necessária sem comprometer o funcionamento dos ativos.

Figura 22 – Sensor fixado com cola



Fonte: Autoria própria.

Figura 19 – Sensor parafusado na carcaça do motor

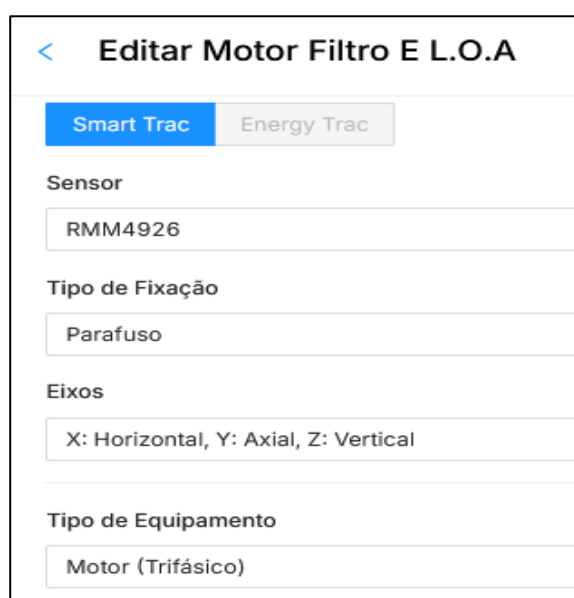


Fonte: Autoria própria.

O ponto de fixação de todos os sensores foi definido com base nos eixos cartesianos X, Y e Z, garantindo que os dados coletados sejam consistentes e representativos. Ficou padronizado que o eixo Y dos sensores deve estar alinhado à axial dos equipamentos. Nos motores, o *QR Code* do sensor deve estar voltado para a parte frontal, enquanto nos mancais, deve estar orientado em direção ao acoplamento.

A posição exata do sensor — seja mais centralizado, mais à frente ou mais atrás no equipamento — não é relevante, desde que ele esteja posicionado de forma adequada em relação ao eixo axial definido. A Figura 24, ilustra o cadastro da fixação do sensor no equipamento.

Figura 24 – Cadastro da fixação e posição do Sensor no equipamento



Editar Motor Filtro E L.O.A	
Smart Trac	Energy Trac
Sensor	
RMM4926	
Tipo de Fixação	
Parafuso	
Eixos	
X: Horizontal, Y: Axial, Z: Vertical	
Tipo de Equipamento	
Motor (Trifásico)	

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian

A posição dos sensores escolhida visou permitir a melhor captura de dados sobre o estado dos componentes. Sensores mal posicionados resultam em dados imprecisos, comprometendo a eficácia do monitoramento preditivo.

3.2.3 Preenchimento de ficha técnica

O cadastro correto da ficha técnica dos equipamentos foi uma etapa importante na implementação do sistema de monitoramento baseado em inteligência artificial, pois permite que a plataforma reconheça e compare equipamentos semelhantes no banco de dados.

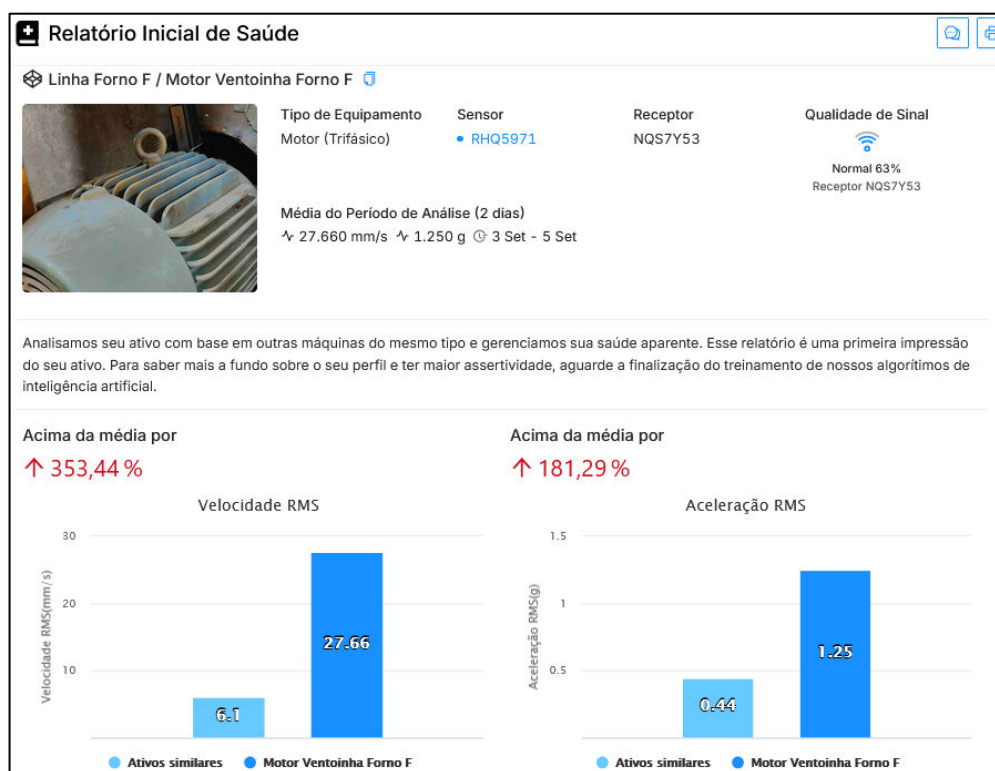
Entre os principais itens necessários durante o preenchimento da ficha técnica, segue-se a sequência:

- **Identificação do ativo:** local de instalação, “TAG” do ativo, código e número de série e categoria no sistema produtivo.
- **Especificações técnicas:** fabricante; potência; tensão nominal; tipo de rotação (fixa ou variável); unidade de medida em RPM ou Hz; mínimo e máximo de rotação; número de barras de rotor; tipo de acoplamento; número de pás ou hélices da ventoinha; dados de rolamentos, modelo, diâmetros; e dados de correias e polias.
- **Condições operacionais:** parâmetros sob os quais o ativo opera, como a faixa de variação máxima de temperatura e janela de operação.

3.2.4 Ajustes iniciais

Após a instalação e testes de funcionamento dos sensores e receptores, foi iniciado o monitoramento inicial de saúde dos ativos em setembro de 2023, conforme ilustrado no exemplo da Figura 25, para garantir que o sistema estivesse funcionando conforme o esperado.

Figura 25 – Relatório inicial de saúde de um equipamento dos Fornos



Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Traction.

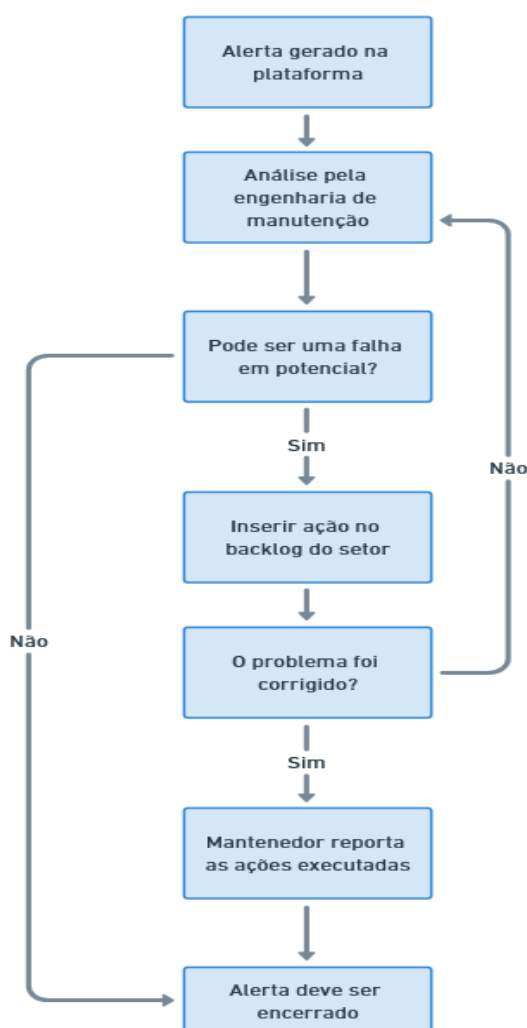
O processo envolveu a análises de vibração e temperatura, comparando-os com os valores esperados. Com base nisso, ajustes foram feitos nas configurações da plataforma e nas verificações de campo para garantir a confiabilidade dos dados. Esse monitoramento inicial foi importante para "calibrar" o sistema, permitindo então que o sistema comece a gerar medições consistentes e mais confiáveis.

3.3 ANÁLISE DOS DADOS

3.3.1 Análises dos alertas de falhas potenciais

Para auxiliar na análise dos alertas e na tomada de decisões, foi utilizado o fluxograma apresentado na Figura 26:

Figura 26 – Fluxograma para tomada de decisão nos alertas de falhas



Fonte: Autoria própria.

A utilização desse fluxograma promoveu uma resposta organizada às análises dos alertas, visando identificar falhas potenciais e orientando as ações corretivas e preventivas necessárias.

A data de corte para as análises deste trabalho abrangeu o período de setembro de 2023, com conclusão em fevereiro de 2024.

3.3.2 Métricas para análises de paradas não programadas

A quantificação das horas de paradas evitadas foi realizada por meio de discussões colaborativas com a equipe de Planejamento e Controle da Manutenção (PCM), líderes de manutenção e técnicos dos setores envolvidos. O objetivo dessas conversas foi entender, de forma teórica, quanto tempo seria necessário para restabelecer o funcionamento das máquinas caso elas viessem a falhar.

Nessa análise, foram consideradas as dificuldades operacionais associadas às manutenções corretivas, como o tempo de diagnóstico da falha, o acesso a peças de reposição e a mobilização das equipes de manutenção.

A partir desses dados, foi possível calcular o impacto do monitoramento na prevenção de paradas prolongadas, proporcionando uma visão clara das horas de produção que foram evitadas, devido à identificação antecipada de falhas.

3.3.3 Métricas para a disponibilidade dos ativos;

A disponibilidade dos ativos foi calculada automaticamente pela plataforma, utilizando como base a fórmula clássica de confiabilidade. O cálculo foi realizado a partir da razão entre o tempo médio entre falhas, “*Mean Time Between Failures (MTBF)*” e a soma do MTBF com o tempo médio de reparo, “*Mean Time To Repair (MTTR)*”.

O resultante representará a proporção de tempo que cada equipamento esteve disponível para operação em relação ao total de tempo considerado, permitindo avaliar o desempenho individual dos ativos de forma precisa e contínua.

3.4 ESTIMATIVA DOS CUSTOS

3.4.1 Estimativa de custos de manutenção

A análise dos custos de manutenção foi baseada nos principais itens envolvidos em reparos e substituições de peças dos equipamentos. Foram considerados custos relacionados à reposição de componentes, como mancais, rolamentos, usinagem de eixos e rebobinamento de motores, entre outros necessários para a recuperação dos ativos.

Além disso, foi incluído o custo das horas-homem (H/H) envolvidas nas manutenções, sendo que o valor de R\$ 34,26 por hora, fornecido pelo departamento responsável, foi adotado como base para o cálculo dos custos evitados nas próximas etapas.

3.4.2 Estimativa de custos operacionais

A análise dos custos operacionais considerou diversos fatores que impactam a operação durante as paradas dos ativos, como perda de produção, custo de mão de obra e insumos energéticos. Esses custos vão além do impacto imediato da paralisação, incluindo também efeitos indiretos, como a perda de eficiência ao retomar os processos e o aumento do consumo de energia no reinício dos equipamentos.

O cálculo também inclui o custo da mão de obra parada, referente aos operadores durante a inatividade do ativo. O item denominado “Economia em Custo Oper.” considera o valor atribuído à hora parada de cada ativo, englobando os custos da mão de obra parada ou realocada e o consumo adicional de insumos energéticos nesse período. Esse valor reflete o impacto financeiro total de cada hora em que o ativo permanece indisponível.

Por fim, o item “Economia Prod.” será calculado com base nas horas de paradas evitadas, ou seja, o tempo que, graças à intervenção preventiva ou preditiva, a produção pôde continuar sem interrupções.

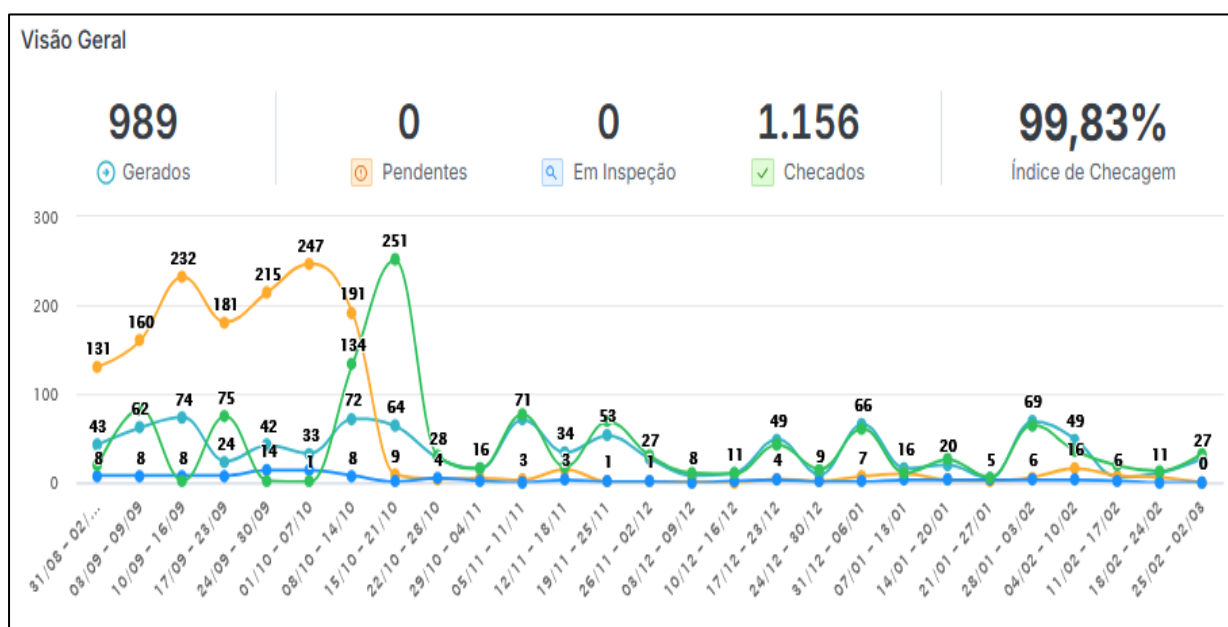
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES E PREVISÃO DE FALHAS

4.1.1 Frequência e tipos de alertas emitidos

No intervalo entre setembro/23 e fevereiro/24, o sistema gerou um total de 989 alertas, conforme ilustrado na Figura 27:

Figura 27 – Alertas gerados de setembro/23 a fevereiro/24



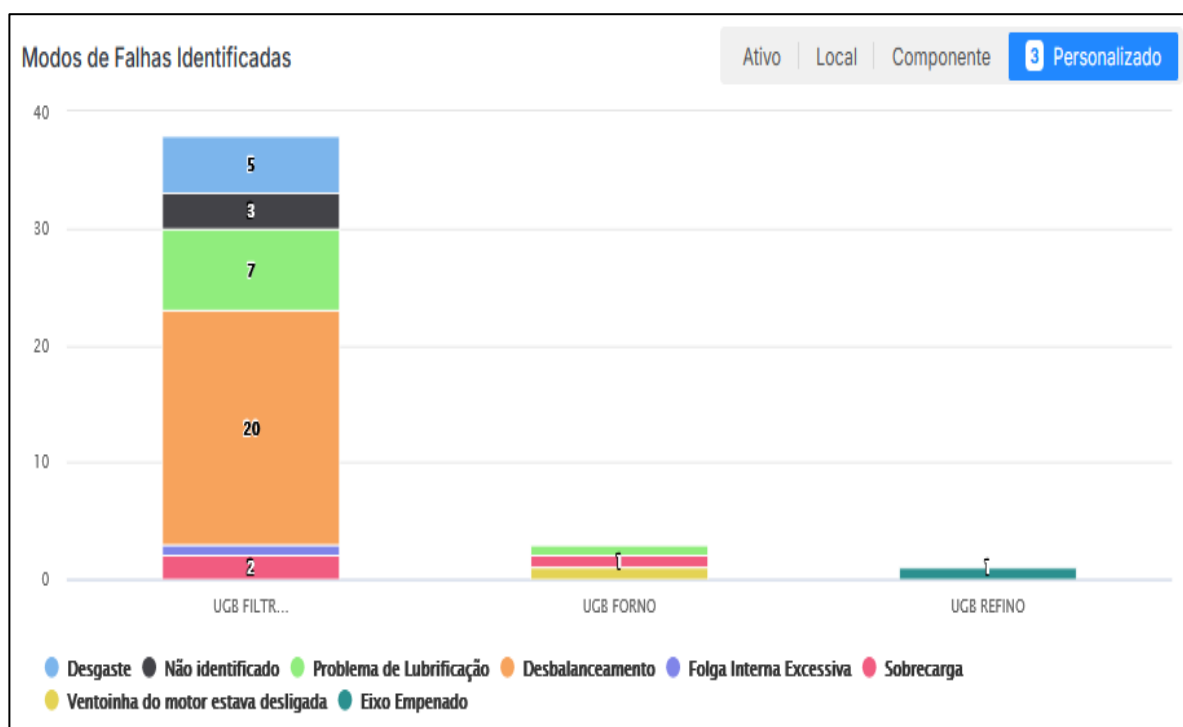
Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian

No gráfico, observa-se que quase 100% dos alertas gerados foram verificados. Notavelmente, o número de “checados” é maior que o total de alertas gerados, o que se deve ao processo de reavaliação. Cada vez que um alerta é atualizado – por exemplo, mudando seu status para “Em inspeção” e depois sendo identificado como uma falha – essa alteração é registrada no histórico do sistema, resultando em múltiplas verificações para o mesmo alerta.

Esse cenário ocorre, sobretudo, em casos de falhas mais complexas, nas quais a falha crítica pode não ser evidente à primeira inspeção. Após uma análise mais detalhada em campo, o diagnóstico inicial pode ser revisado, reforçando a importância do processo contínuo de monitoramento e inspeção.

A análise da frequência e dos tipos de alertas emitidos pelo sistema permitiu identificar as principais falhas potenciais nos equipamentos monitorados. Os dados da Figura 28, mostram uma variação significativa entre os diferentes tipos de alertas, com destaque para alertas relacionados a desbalanceamentos.

Figura 28 – Falhas identificadas de setembro/23 a fevereiro/24



Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Traction.

Conforme mostrado, esses alertas ocorreram com maior frequência nos equipamentos do setor de Filtros, indicando que esses ativos exigem maior atenção no planejamento de manutenção e na aplicação de boas práticas preventivas. A concentração de alertas evidencia a criticidade desses equipamentos, reforçando a necessidade de um monitoramento contínuo para garantir a integridade operacional.

Além dos alertas frequentes nos mancais dos rotores dos exaustores, outro problema recorrente foi a lubrificação inadequada nos motores elétricos que tracionam os exaustores. As Figuras 29 e 30 ilustram um exemplo de falha identificada em um dos motores elétricos dos filtros, mostrando a sequência de uma falha potencial, sua prescrição e, por fim, a confirmação da falha.

Figura 29 – Alerta de falha potencial identificado como possível

Problema de Lubrificação

① Possibilidade de Falha

Checado por **Guilherme Lucena (você)** em 19 de Out de 2023 às 21:58

Status

Pendente
 Em Inspeção
 Em Intervenção
 Checado

Ruptura de

Mais de ↑ 100,00 %

Limite: 76.543gC
Valor Medido: 226.437gC
Componente Espectral: Carpete

Detectado por: Limite Automático, em 14 de Outubro de 2023 às 17:46

Análise
Prescrição

Possíveis Causas:	Inspeccionar:
· Problemas de Lubrificação · Nível de óleo baixo · Desgaste do rolamento	✓ Níveis de óleo ✓ Qualidade do óleo ✓ Rolamentos da máquina

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian

A Figura 30 mostra a identificação de uma falha potencial em um dos motores elétricos dos filtros. Embora a falha tenha sido entendida como possível, a operação do filtro não pôde ser interrompida imediatamente, pois ele só pode ser parado durante a grande manutenção programada do forno ao qual está interligado.

Por essa razão, foi decidido apenas monitorar a evolução da falha, avaliando os riscos continuamente, até a parada programada.

Figura 30 – Falha identificada em dezembro/23


Problema de Lubrificação

❗ Falha identificada (Moderada)
 Na parada da preventiva foi retirado o rolamento, feita avaliação, limpeza profunda e relubrificado.

Causa da Falha
 Problema de Lubrificação

Componente
 Rolamento

Evento: [Manutenção \(Preditiva\)](#) - 18 Dez, 09:00 - 19 Dez, 13:00

Checkado por  **Gabriel Almeida** em 21 de Dez de 2023 às 19:40

Status

 **Pendente**
 **Em Inspeção**
 **Em Intervenção**
 **Corrigido**

Ruptura de

Mais de ↑ 100,00 %

Limite: 76.543gC
 Valor Medido: 247.536gC
 Componente Espectral: Carpete

Detectado por: Limite Automático, em 13 de Dezembro de 2023 às 17:58

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian

Na Figura 30, a falha foi identificada, porém, como o desgaste não foi considerado crítico, a equipe decidiu realizar apenas a limpeza e re-lubrificação do motor. Essa intervenção permitiu manter a operação do equipamento de forma segura até a próxima manutenção programada, sem a necessidade de uma parada emergencial.

A Figura 31, resume os registros de alertas de falhas devido a problemas como esse.

Figura 31 – Registros de falhas potenciais recorrentes por problemas de lubrificação

Falhas Identificadas			
Ordenar por: Data de Criação mais recente			
	Problema de Lubrificação ↳ UGB FILTROS / Filtro F / Motor Filtro F L.A	#1	há 9 meses 
	Problema de Lubrificação ↳ UGB FILTROS / Filtro C / Motor Filtro C L.O.A	#2	há 10 meses 
	Problema de Lubrificação ↳ UGB FILTROS / Filtro do Refino / Motor Filtro Refino L.O.A	#3	há 10 meses 
	Problema de Lubrificação ↳ UGB FILTROS / Filtro do Refino / Motor Filtro Refino L.O.A	#4	há 10 meses 

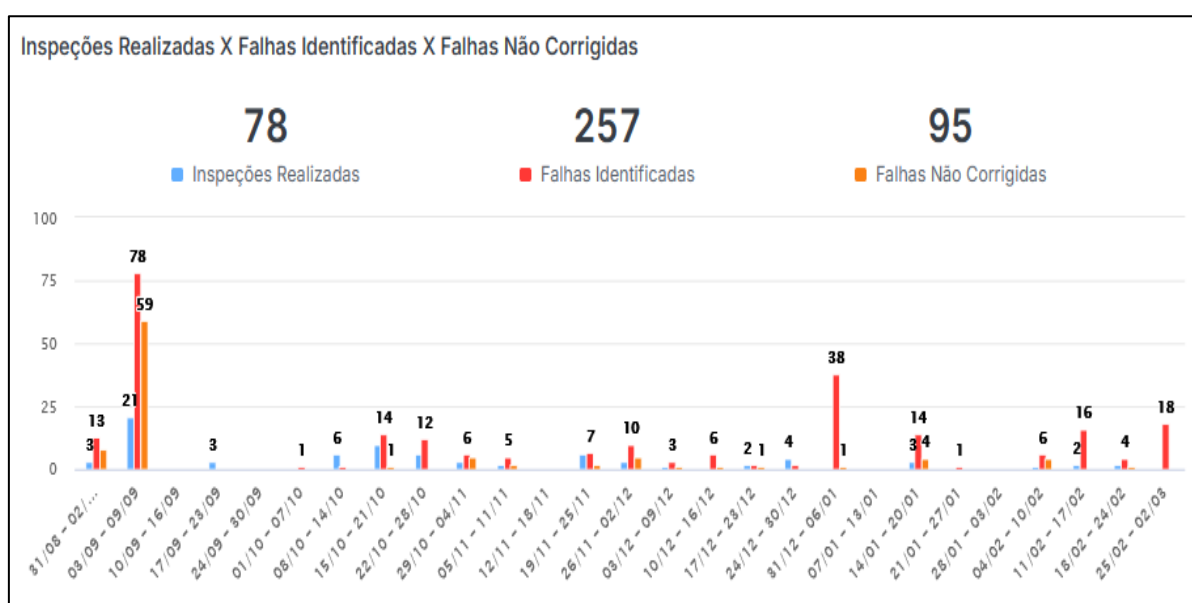
Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

Esse cenário indica a necessidade de revisões regulares dos procedimentos de lubrificação e do monitoramento dos motores, garantindo a continuidade do funcionamento sem interferências operacionais.

4.1.2 Confiabilidade dos alertas

A precisão geral dos alertas foi analisada para medir a confiabilidade, a Figura 32, apresenta a relação entre alertas emitidos, inspeções realizadas, falhas identificadas e não corrigidas.

Figura 32 – Análise de alertas, inspeções, falhas identificadas e não corrigidas



Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Traction.

Os dados indicam que, durante o período analisado, onde houve no total 989 alertas (conforme Figura 20), foram:

- Quantidade de Falsos Positivos: 66,13%, o que pode ser entendido que 654 alertas, não corresponderam a falhas reais, podendo ser advindo de variações operacionais.
- Quantidade de Falsos Negativos: 9,61%, ou seja, 95 possíveis falhas, mas de baixa criticidade, portanto não geraram necessidade para intervir na máquina.
- Quantidade de Alertas de Falhas Críticas: 26%, ou seja, 257 alertas indicaram falhas potencialmente críticas, que poderiam ocasionar em corretivas emergenciais, caso não fosse realizado a correção em campo.

A análise revela que 26% dos alertas indicaram falhas que poderiam ter levado a corretivas emergenciais. Isso sugere que o sistema tem potencial para evitar emergências, mas devido à natureza de operação, a qual os ativos têm poucas janelas de parada, ainda são necessários ajustes para suportar melhor as variações operacionais e assim, aumentar a precisão para apontar somente falhas potenciais. Desta forma, é necessário otimizar a alimentação de dados e a parametrização, incluindo faixas limites e a sensibilidade necessária para gerar os alertas, para que a inteligência artificial entenda melhor as condições dos ativos.

Além disso, a quantidade total de alertas pode ter sido inflada pela falta de retorno sobre se a variação apresentada pelo equipamento é normal ou requer atenção. Pois quando o equipamento volta a apresentar a mesma condição, como um pico de temperatura ou vibração, a plataforma emite um novo alerta, gerando a recorrência.

Melhorias no tempo de resposta e ajustes nos parâmetros de monitoramento são essenciais para evitar alertas iguais e otimizar a gestão da plataforma.

4.2 HORAS DE PARADAS NÃO PROGRAMADAS EVITADAS

4.2.1 Quantificação das horas de paradas evitadas

O Quadro 07 a seguir ilustra a quantidade de horas de paradas teóricas evitadas com base nos cenários identificados, de setembro de 2023 a fevereiro de 2024.

Quadro 07 – Falhas potenciais identificadas x Horas de paradas evitadas

Ativo	Falha Identificada	Horas Paradas
Bomba queimador - Forno F	Desbalanceamento	2
Bomba queimador - Forno G	Cavitação	2
Bomba queimador - Forno G	Folga Rolamento	2
Bomba queimador - Forno G	Desbalanceamento	2
Bomba queimador - Forno G	Problema de Lubrificação	2
Bomba queimador - Forno F	Temperatura Elevada	2
Motor Filtro C LA	Desgaste Rolamento	6
Mancal Filtro G LA	Desgaste Correias	4
Mancal Filtro G L.O.A	Temperatura Elevada / Excesso Graxa	12
Mancal Filtro C LA	Temperatura Elevada / Excesso Graxa	12
Mancal Filtro E L.O.A	Temperatura Elevada / Excesso Graxa	12

Mancal LA Filtro F - Reposição	Temperatura Elevada	12
Mancal Filtro Refino L.A	Temperatura Elevada	12
Motor 02 Forno D	Desalinhamento (Polias/Correias)	3
MEXEDOR ROBUSTO - 04	Eixo Empenado	1
Motor Forno C 01	Problema de Lubrificação	6
Motor Ventoinha Forno F	Sobrecarga	16
Motor Ventoinha Forno G	Problema de Lubrificação	12
Motor Tração Forno E	Sobrecarga	4
TOTAL	19 Falhas	124 horas

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

Os resultados do quadro apresentado destacam uma série de falhas críticas evitadas em diferentes ativos, totalizando 124 horas de paradas não programadas. A maioria das falhas esteve relacionada a problemas de temperatura elevada por conta de lubrificação incorreta, desbalanceamento e desgaste de componentes como rolamentos.

Equipamentos motores elétricos, mostraram ser particularmente vulneráveis a problemas de lubrificação e sobrecarga, indicando a necessidade de um acompanhamento rigoroso e intervenções corretivas mais precisas para evitar falhas recorrentes.

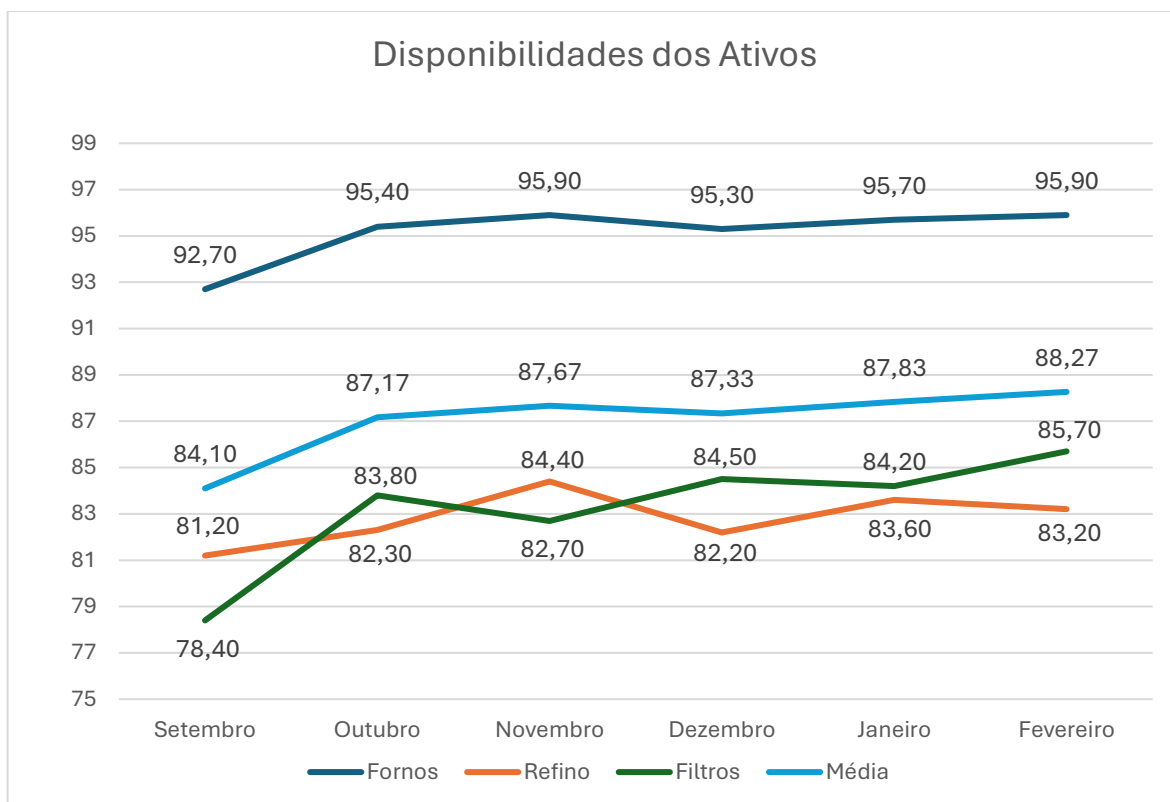
O motor da ventoinha do Forno F teria o maior impacto, com potencial de 16 horas de parada, devido à dificuldade de acesso ao equipamento, necessidade de pré-limpeza, uso de macaco hidráulico e empilhadeira para sacar o motor do forno, e a mesma dificuldade seria enfrentada para realizar a substituição do equipamento.

4.2.2 Impacto na disponibilidade dos ativos

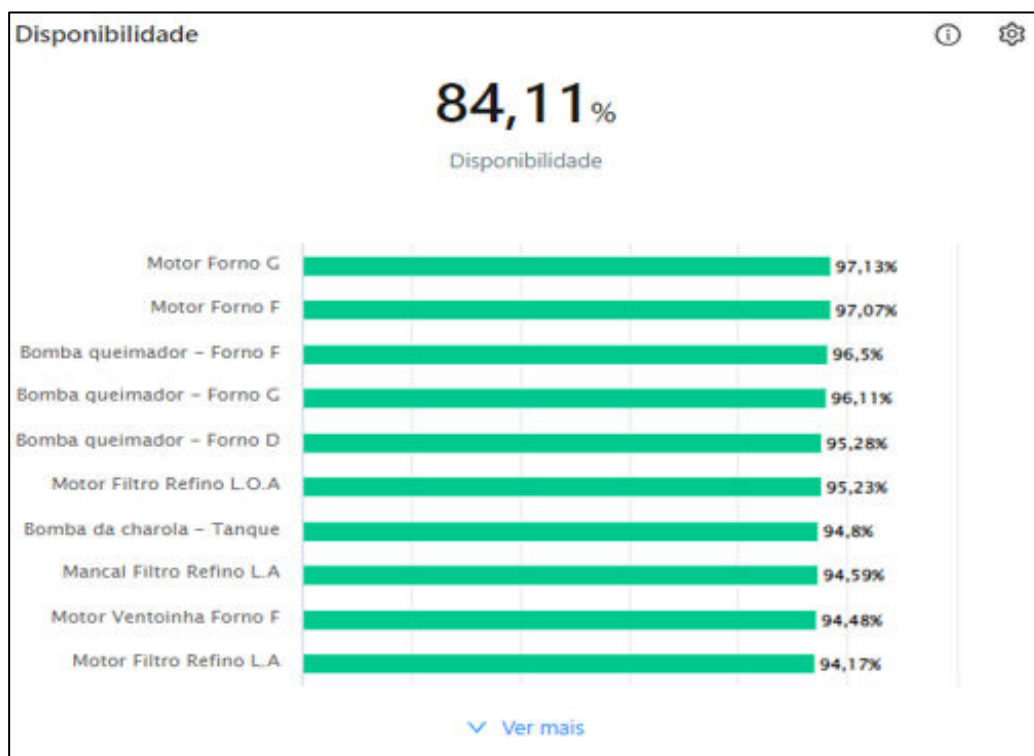
Durante o período de monitoramento, foi observado um aumento significativo na disponibilidade dos ativos, resultado da redução de paradas inesperadas e da execução de manutenções planejadas com maior precisão. A partir dos dados coletados, foi possível prever falhas com antecedência, permitindo intervenções corretivas, durante os intervalos de operação, antes que o problema causasse interrupções no processo produtivo.

Essa melhoria na gestão das manutenções possibilitou um aumento médio de 3% na disponibilidade geral dos equipamentos, comparado ao período inicial do monitoramento.

O Gráfico 01 e as Figuras 33 e 34 evidenciam resultados que o monitoramento preditivo gerou ganhos diretos para a disponibilidade dos ativos e a eficiência operacional.

Gráfico 01 – Disponibilidade mensal média dos ativos por setor

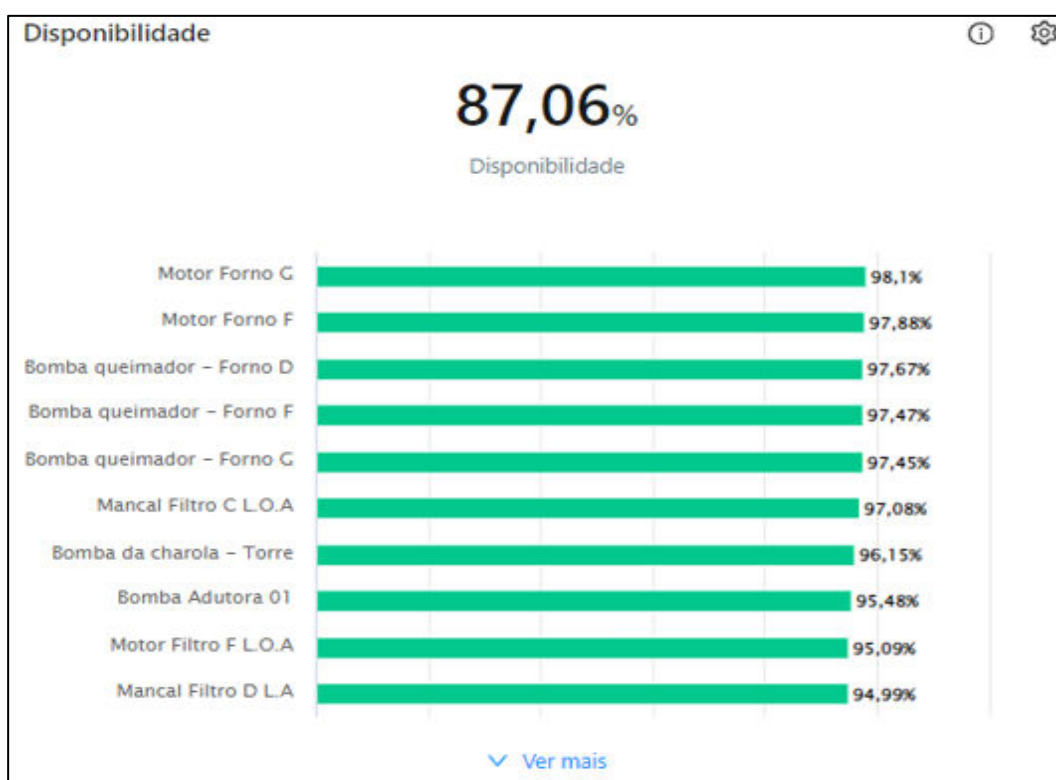
Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian

Figura 33 – Disponibilidade média dos ativos em setembro/2023

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian

O Gráfico 01 indica um aumento substancial na disponibilidade geral dos ativos, com destaque para filtros e fornos. A análise da correlação entre os equipamentos, revela que a maior parte do crescimento geral da disponibilidade se deve aos filtros. Isso ocorre porque, embora os fornos apresentem alta confiabilidade e estejam próximos de seu limite máximo de disponibilidade, os filtros, por serem mais suscetíveis a falhas, possuem um maior potencial de melhoria.

Figura 34 – Disponibilidade média dos Ativos acumulada de setembro/2023 a fevereiro/2024



Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

A Figura 34 confirma essa tendência, indicando um crescimento médio de 3% na disponibilidade dos ativos, mesmo aqueles já com bons indicadores. É importante ressaltar que, apesar dos pequenos ganhos individuais, o impacto coletivo foi expressivo. No entanto, é fundamental considerar que a necessidade de paradas programadas para manutenção preventiva e “tempo de *setup*” da operação impõe um limite natural à disponibilidade de alguns ativos, atuando como um “teto” para o indicador.

4.3 ANÁLISE DE CUSTOS

4.3.1 Análise de custos de manutenção

Os custos apresentados no Quadro 08 referem-se ao período de setembro de 2023 a fevereiro de 2024 e foram calculados com base nas falhas identificadas no Quadro 07. Essas estimativas refletem os recursos financeiros e de pessoal empregados nas atividades de manutenção ao longo do período analisado.

Quadro 08 – Consolidação dos Custos de Manutenção por falhas identificadas

Falhas Identificadas	Horas Paradas	Economia em Peças	Economia em H/H	Economia total Manut.
Cavitação	2	R\$ 5.000,00	R\$ 68,52	R\$ 5.068,52
Desalinhamento (Polias/Correias)	3	R\$ 25.000,00	R\$ 102,78	R\$ 25.102,78
Desbalanceamentos	4	R\$ 10.000,00	R\$ 137,04	R\$ 10.137,04
Desgaste nas Correias	4	R\$ 18.000,00	R\$ 137,04	R\$ 18.137,04
Desgastes de Rolamentos	6	R\$ 30.000,00	R\$ 205,56	R\$ 30.205,56
Eixo Empenado	1	R\$ 10.200,00	R\$ 34,26	R\$ 10.234,26
Folgas de Rolamentos	2	R\$ 5.000,00	R\$ 68,52	R\$ 5.068,52
Problema de Lubrificações	20	R\$ 9.270,00	R\$ 685,20	R\$ 9.955,20
Sobrecargas	20	R\$ 51.000,00	R\$ 685,20	R\$ 51.685,20
Temperatura Elevada / Excessos de Graxa	36	R\$ 13.500,00	R\$ 1.233,36	R\$ 14.733,36
Temperaturas Elevadas em Motor elétrico	26	R\$ 14.000,00	R\$ 890,76	R\$ 14.890,76
TOTAL	124 Horas	R\$ 190.970	R\$ 4.179,7	R\$ 195.218,2

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

Dentre as principais economias, destaca-se a falha "Sobrecargas", com uma economia total de R\$ 51.685,20, por ser uma falha potencial que, em casos mais graves, poderia resultar na queima do motor elétrico. "Desalinhamento de Polias/Correias" e "Desgastes de Rolamentos" também se destacam, gerando economias de R\$ 25.102,78 e R\$ 30.205,56, respectivamente. Essas falhas, se não prevenidas, poderiam ter aumentado significativamente o custo operacional (OPEX) do setor.

4.3.2 Análise de custos operacionais

O Quadro 09, apresenta a consolidação dos custos operacionais evitados, no período de setembro de 2023 a fevereiro de 2024.

Quadro 09 – Consolidação dos Custos Operacionais por falhas identificadas

Falhas Identificadas	Horas Paradas	Custo Oper.	Economia Prod.
Cavitação	2	R\$ 4.056,00	R\$ 8.112,00
Desalinhamento (Polias/Correias)	3	R\$ 4.056,00	R\$ 12.168,00
Desbalanceamentos	4	R\$ 4.056,00	R\$ 16.224,00
Desgaste nas Correias	4	R\$ 4.056,00	R\$ 16.224,00
Desgaste de Rolamentos	6	R\$ 4.056,00	R\$ 24.336,00
Eixo Empenado	1	R\$ 0,00	R\$ 0,00
Folga de Rolamentos	2	R\$ 4.056,00	R\$ 8.112,00
Problema de Lubrificações	20	R\$ 4.056,00	R\$ 81.120,00
Sobrecargas	20	R\$ 4.056,00	R\$ 81.120,00
Temperatura Elevada / Excessos de Graxas	36	R\$ 4.056,00	R\$ 146.016,00
Temperaturas Elevadas em Motor elétrico	26	R\$ 4.056,00	R\$ 105.456,00
TOTAL	124 horas	R\$ 73.008,00	R\$ 498.888,00

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

As falhas ocorridas por lubrificação inadequada, pouca ou em excesso, apesar de aparentarem relativamente simples, poderiam causar problemas significativos, resultando em altíssimos custos operacionais.

A recorrência dessas falhas é notável, e os valores impressionam, como exemplificado pela "Temperatura Elevada / Excessos de Graxas" e "Temperaturas Elevadas em Motor elétrico", que evitaram custos de R\$ 146.016,00 e R\$ 105.456,00, respectivamente. Mesmo problemas simples, quando não tratados de forma preventiva, podem acarretar grandes impactos na operação.

Isso ressalta a necessidade de investir em mais treinamentos para o corpo operacional, reforçando boas práticas e garantindo a execução correta dos procedimentos operacionais, tratando o problema na causa raiz, que muitas vezes está ligado ao fator humano, e não ao equipamento e a operação em si.

4.3.3 Análise geral

A consolidação dos custos evitados pelas principais falhas identificadas durante o período de medição do monitoramento preditivo está apresentada no Quadro 10:

Quadro 10 – Consolidação geral de custos evitados

Falhas Identificadas	Horas Paradas	Saving Total
Cavitação	2	R\$ 13.180,52
Desalinhamento (Polias/Correias)	3	R\$ 37.270,78
Desbalanceamentos	4	R\$ 26.361,04
Desgaste nas Correias	4	R\$ 34.361,04
Desgaste de Rolamentos	6	R\$ 54.541,56
Eixo Empenado	1	R\$ 10.234,26
Folga Rolamentos	2	R\$ 13.180,52
Problema de Lubrificações	20	R\$ 91.075,20
Sobrecargas	20	R\$ 132.805,20
Temperatura Elevada / Excesso Graxas	36	R\$ 160.749,36
Temperaturas Elevadas em Motor elétrico	26	R\$ 120.346,76
TOTAL	124 horas	R\$ 694.106,24

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

Por fim, o custo anual do sistema de monitoramento preditivo da unidade é de R\$ 163.560,60, enquanto a economia total observada durante o período de análise foi de R\$ 694.106,24, resultando em um retorno sobre Investimento (ROI) de aproximadamente 324%. É importante destacar que os custos com as intervenções foram considerados desprezíveis, uma vez que se trataram de ajustes simples realizados com recursos já disponíveis na unidade.

4.3.4 Falhas destaques

Dentre as falhas mais críticas, estão duas falhas específicas que merecem destaque pela gravidade e suas causas: a falha do “Eixo empenado” de um mexedor robusto e a falha de “Sobrecarga” na ventoinha do motor de tração de um dos fornos.

A falha do “eixo empenado” foi identificada como resultado de um descumprimento de procedimento operacional, mostrada na Figura 35.

Figura 35 – Falha por erro operacional

Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

Apesar de ter exigido uma manutenção corretiva planejada com a troca do eixo, foi gerida de forma eficaz. O mexedor foi rapidamente substituído por um equipamento reserva, garantindo que a operação não fosse afetada.

Essa ação foi realizada abaixo do “tempo de gatilho”, que é o tempo limite que configura uma parada não programada. Se a falha não tivesse sido identificada a tempo, poderia ter comprometido todo o conjunto do mexedor, resultando em falhas maiores e paradas prolongadas.

Esse incidente evidenciou a necessidade de reforçar a aderência aos procedimentos estabelecidos para evitar danos similares no futuro, que podem comprometer a integridade do equipamento.

Já a falha de “Sobrecarga”, mostrada na Figura 36, foi particularmente crítica, pois poderia ter resultado na queima completa do motor, um evento que teria gerado altos custos de substituição e paradas prolongadas. A detecção antecipada evitou danos maiores, permitindo uma ação corretiva antes que o motor fosse comprometido.

Figura 37 – Desgaste de rolamento identificado pelo sistema e peça substituída durante manutenção planejada

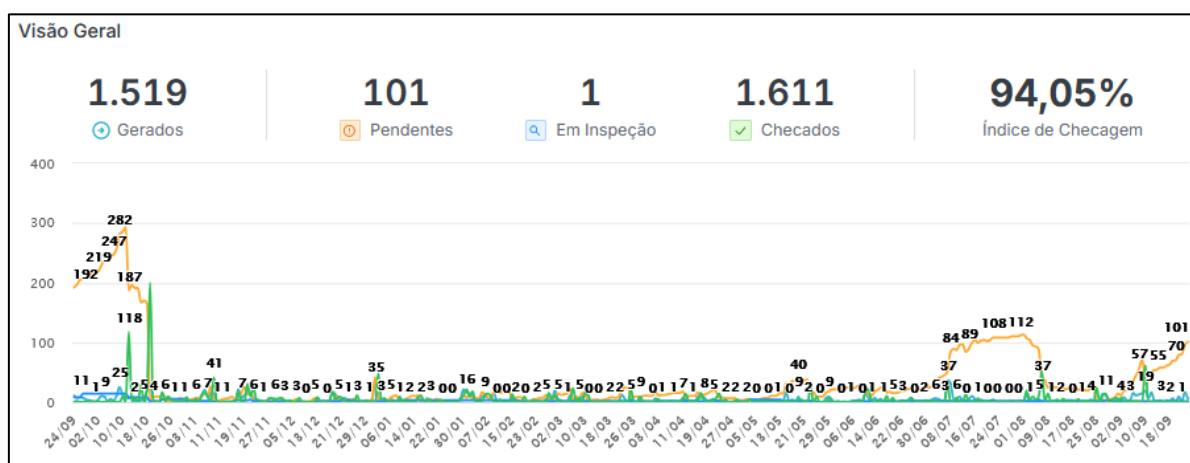


Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Traction.

4.4 IMPACTO NA GESTÃO DE MANUTENÇÃO

A implementação do sistema de monitoramento preditivo trouxe melhorias significativas para a gestão de manutenção, possibilitando uma transição eficaz para uma abordagem mais preventiva e proativa. Ao longo dos últimos 12 meses (setembro de 2023 à setembro de 2024), foram gerados 1519 alertas demonstrando a continuidade do trabalho e o impacto positivo gerado na operação.

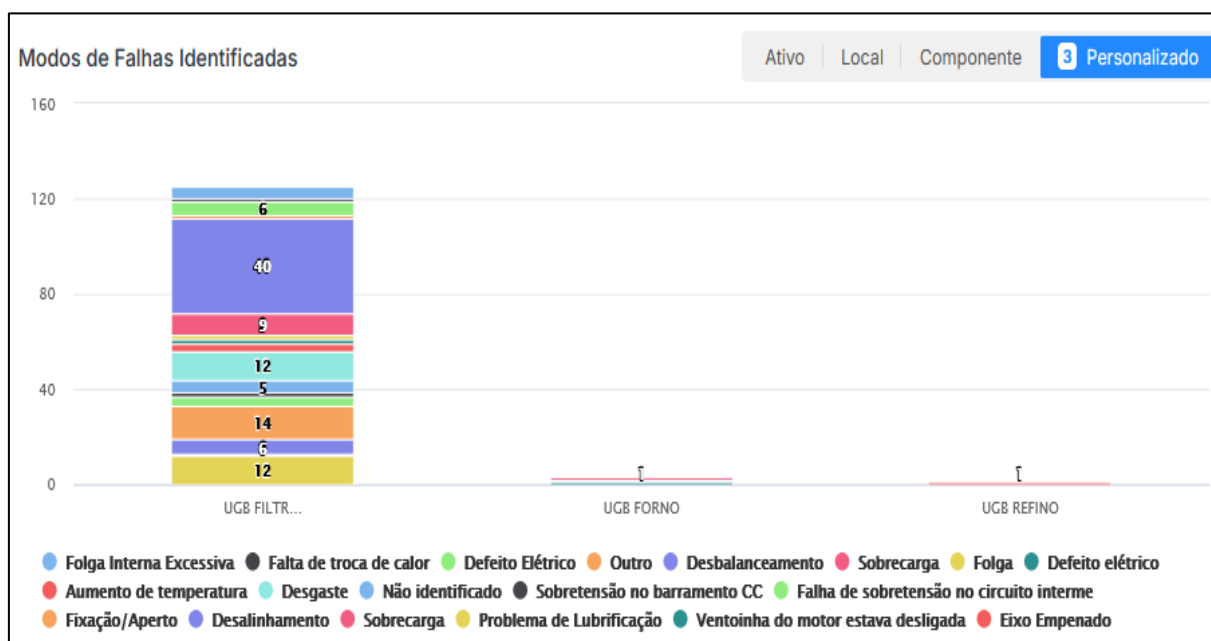
Figura 38 – Análise de checagem dos alertas gerados



Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Traction.

Com o aumento dos dados coletados e o melhor retorno da equipe à ferramenta, o sistema de monitoramento foi introduzido a rotina da gestão da manutenção e utilizado como principal meio para a identificação de diferentes modos de falha. A Figura 39 ilustra a diversidade dessas falhas, resultado do acompanhamento rigoroso e contínuo, bem como o estudo mais aprofundado de cada alerta de falha gerado.

Figura 39 – Modos de falhas identificadas após um ano



Fonte: Dados próprios obtidos pela plataforma de monitoramento Tractian.

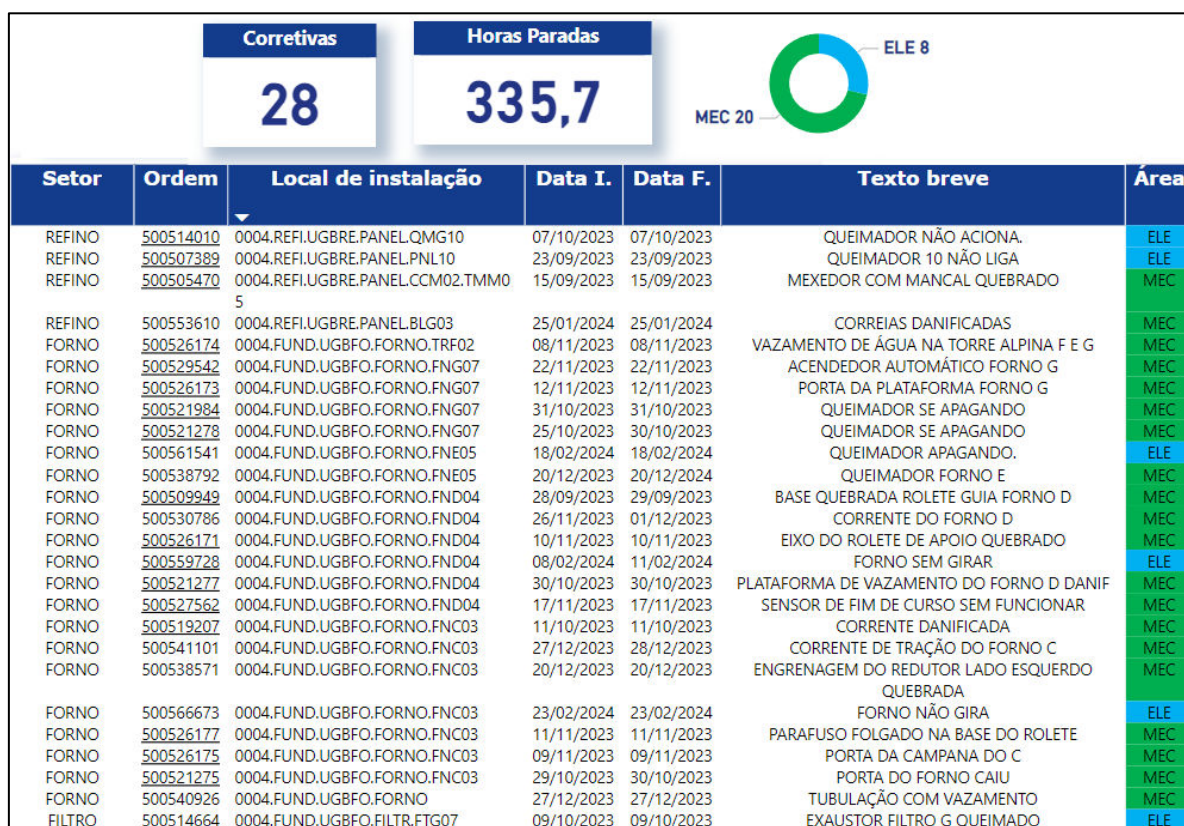
O gráfico mostra que o setor de filtros concentra a maioria dos alertas, o que é esperado devido à presença de 20 sensores monitorando equipamentos que operam 24 horas com pouca interferência de manutenções regulares. Isso resultou em muitos “pequenos alertas”, como falhas de lubrificação e desarmes, que são comuns e de fácil correção, diferentemente de outros setores.

Na análise deste último gráfico, nos fornos, foram considerados apenas os sensores dos motores de tração, já que os sensores das ventoinhas e das bombas foram realocados durante o período, tornando as medições imprecisas e, por isso, desconsideradas.

O motor de tração apresentou apenas duas falhas, um desarme e um problema de lubrificação. Além disso, a equipe de operação do forno destacou-se como referência em boas práticas de lubrificação e limpeza, contribuindo para a confiabilidade do equipamento.

A Figura 40 mostra as atuações corretivas realizadas nos setores estudados, independentemente do sistema de monitoramento, durante o período das análises.

Figura 40 – Dashboard das ordens de manutenções corretivas da planta no período de setembro/23 a fevereiro/2024



Fonte: Autoria própria.

Da informação apresentada, para as análises dos resultados, constatou-se que, durante o período de monitoramento, ocorreram 28 corretivas emergenciais, totalizando 335,7 horas de paradas não programadas. Pelo sistema de monitoramento, 19 falhas foram evitadas, o que correspondeu à redução de 124 horas de paradas.

Percentualmente, o sistema evitou cerca de 67,8% das falhas que poderiam ter resultado em corretivas emergenciais, e evitou 36,9%, do total de horas de paradas não programadas. Esse impacto demonstra que o monitoramento não apenas diminuiu o número de falhas, mas também proporcionou uma maior eficiência nas ações de manutenção, reduzindo o esforço emergencial e otimizando a programação das corretivas.

Embora nem todas as falhas pudessem ser evitadas, o sistema de monitoramento provavelmente ajudou a diminuir o esforço das equipes de manutenção (HH) nas atuações necessárias, pois permitiu uma maior antecipação e planejamento das intervenções. Isso impactou diretamente na alocação mais eficiente dos recursos de manutenção.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo demonstrou que a implementação do sistema de monitoramento preditivo trouxe grandes benefícios para a unidade de reciclagem de baterias, como a redução de horas de paradas não programadas, redução de custos e aumento da disponibilidade dos ativos monitorados.

As principais conclusões foram as seguintes:

- Entre setembro de 2023 e fevereiro de 2024, o sistema gerou 989 alertas de falhas potenciais, dos quais quase 100% foram verificados, com alguns passando por múltiplas revisões devido à complexidade das falhas. A análise dos alertas indicou que 26% demandaram intervenção imediata, destacando a eficácia do sistema na identificação de falhas críticas. No entanto, ainda são necessários ajustes na parametrização para melhorar a distinção entre falhas e variações normais de operação
- Foram evitadas 124 horas de paradas não programadas, o que representou 36,9% do total de horas de parada para corretivas na planta, resultado da antecipação de falhas potenciais identificadas pelo sistema.
- A disponibilidade dos ativos monitorados apresentou um aumento médio de 3%, evidenciando a eficácia do sistema na detecção precoce de anomalias, pois permitiu intervenções planejadas e assertivas.
- A análise dos custos mostrou uma economia de aproximadamente R\$ 694 mil, sendo R\$ 530 mil de economia efetiva, retirando os custos do aluguel dos dispositivos de monitoramento, resultando em uma relação de custo-benefício (B/C) de aproximadamente 4,24. Esses números reforçam a viabilidade econômica do monitoramento preditivo, especialmente em indústrias com altos custos operacionais, como uma metalúrgica de chumbo.

Diante dos resultados explicitados, expandir o monitoramento preditivo para outras linhas de produção pode ser uma estratégia natural para fortalecer ainda mais o crescimento da empresa. Ampliar a aplicação desse sistema garantirá que os processos produtivos estejam preparados para enfrentar as exigências de um mercado em constante evolução, no qual margens de lucro mais estreitas demandam manutenções mais precisas e menos custosas.

Além de seu impacto prático, este trabalho abre portas para futuras pesquisas acadêmicas, com potencial para desenvolver modelos de gestão de manutenção mais eficientes e alinhados aos desafios da indústria moderna. Também pode servir como referência

para avaliar a viabilidade técnica da implementação de sistemas de monitoramento preditivo, incentivando novos projetos.

Assim, o estudo se encerra consolidando a importância de práticas mais eficientes e destacando o papel da tecnologia na otimização de recursos. Espera-se que essa linha de pesquisa continue a evoluir, promovendo avanços na gestão de ativos e maior progresso no setor industrial.

REFERÊNCIAS

ABECOM. **10 dicas para reduzir custos com manutenção preditiva.** 2020. Disponível em: <<https://www.abecom.com.br/blog/10-dicas-para-reduzir-custos-com-manutencao-preditiva/>>. Acesso em: 02 out. 2024.

ACHOUCHE, Mounia et al. **On predictive maintenance in industry 4.0: Overview, models, and challenges.** *Applied Sciences*, v. 12, n. 16, p. 8081, 2022.

ALPAYDIN, E. **Introduction to Machine Learning.** 3 ed. Massachusetts, MIT Press, 2014.

ASME. **Gas Turbine Cooling Technologies.** 2017. Disponível em: <<https://asmedigitalcollection.asme.org>> Acesso em: 09 out. 2024.

BALDISSARELLI, Luciano; FABRO, Elton. **Manutenção Preditiva na indústria 4.0.** *Scientia cum industria*, v. 7, n. 2, p. 11-22, 2019.

BENEDETTI, Julinho Alberto. **Manutenção centrada em confiabilidade e análise de vibração.** 2002.

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.

DW-Induction Heater. **Tilting rotary furnace for smelting and recycling aluminum, zinc, lead and non-ferrous metals.** Disponível em: <<https://pt.dw-inductionheater.com/product/tilting-rotary-furnace-for-smelting-and-recycling-aluminum-zinc-lead-and-non-ferrous-metals>>. Acesso em: 15 set. 2024.

ESPINDULA, LUCAS GOMES. **Manutenção preditiva e a indústria 4.0 um estudo de caso da implementação de um sistema de monitoramento on-line de ativos.** 2021.

FRACTTAL. Manutenção preditiva: a arte de antecipar falhas. 2021. Disponível em: <<https://www.fracttal.com/blog/manutencao-preditiva-antecipar-falhas>>. Acesso em: 02 out. 2024.

GAMA, Ana Luiza Ferraz. **O Uso de Machine Learning na Implementação de Manutenção Preditiva em Usinas Termelétricas**. Rio de Janeiro, 2017.

Genbach, A. et al. **Comparison of Cooling Systems in Power Plant Units**. 2021. Disponível em: <www.mdpi.com>. Acesso em: 02 out. 2024.

JARDINE, A. K. S.; LIN, D.; BANJEVIC, D. **A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-Based Maintenance**. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 20, n. 7, p. 1483-1510, 2006.

KARDEC, Allan; NASCIF, Júlio. **Manutenção-Função Estratégica**. Qualitymark Editora Ltda, 2009.

KINTEK SOLUTION. (2024). **Fornos rotativos**: Processamento Avançado de Materiais e Aplicações. Disponível em: <<https://pt.kindle-tech.com>>. Acesso em: 12 set. 2024.

KOCH, V.; KUGE, S.; GEISSBAUER, R.; SCHRAUF, S. **Industry 4.0: Opportunities and challenges of the industrial internet**. *Stratety and Company*, 2014.

KRISHNAMURTHI, Rajalakshmi et al. **An Overview of IoT Sensor Data Processing, Fusion, and Analysis Techniques**. *Sensors*, v. 20, n. 21, p. 6076, 2020.

LEE, J., BAGHERI, B., & KAO, H. A. **Recent Advances and Trends of Cyber-Physical Systems and Big Data Analytics in Industrial Informatics**. *IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 2014.

LIU, R.; DING, Y.; XU, X. **A Comparative Study of Condition-Based Maintenance and Periodic Inspection for the Components with Nonlinear Degradation**. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 180, p. 241-250, 2018.

MACEDO, Marco Antonio Subtil. **Contribuição metodológica para a determinação da criticidade de equipamentos na gestão da manutenção**. 2011.

MACÊDO, Leticia Costa. **Manutenção preditiva no contexto da indústria 4.0: um modelo preditivo em uma fábrica do ramo metalúrgico**. 2020.

MANSANO, Henrique de Mesquita. **Análise de métodos e prática de parada programada de manutenção: estudo de caso em planta industrial**. 2015.

MANUTENÇÃO. Manutenção em Foco. Classificação ABC de Máquinas e Equipamentos. Disponível em <<https://www.manutencaoemfoco.com.br/classificacao-abc/>>. Acesso em: 29 jul. 2024.

METSO. **Calcinação de cal**. Disponível em <www.metso.com>. Acesso em: 09 out. 2024.

MIRSHAWKA, V. **Manutenção Preditiva: Caminho para Zero Defeitos**. São Paulo: Makron Books, McGraw-Hill, 1991.

MOBLEY, R. K. **An Introduction to Predictive Maintenance**. 2nd ed. Amsterdam: Elsevier, 2002.

MOREIRA, FARNEY COUTINHO. **Sistema de Monitoramento de Máquina Industrial Para Manutenção Preditiva Utilizando Internet das Coisas**. 2020.

MOUBRAY, J. **Reliability-Centered Maintenance**. 2nd ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 1997.

NEPOMUCENO, L. X. **Técnicas de Manutenção Preditiva – Volume 1**. 1.ed: Edgar Blucher, 1989.

PASPARDELLI, Clayton. **Remoção de Pb e Bi em liga de níquel por refino a vácuo**. 2011. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

PRATER INDUSTRIES. **Understanding the basic working principle of hammer mills.** Blog Prater Industries, 2020. Disponível em: <<https://blog.praterindustries.com>. Acesso em: 02 out. 2024.

SANTOS NETO, Manoel Ferreira; LEITE, Denisson Santana; NASCIMENTO, Willem Vieira. **Revisão bibliográfica da manutenção preditiva e seus conceitos de tecnologia atrelados a Indústria 4.0.** Anais do X SIMPROD, 2018.

SEMEQ. **Manutenção preditiva: o que é e quais são os benefícios.** 2020. Disponível em: <<https://semeq.com.br/blog/manutencao-preditiva-o-que-e-quais-sao-os-beneficios/>>. Acesso em: 02 out. 2024.

SOBRAL, Luis Gonzaga Santos et al. **Metalurgia do chumbo: processos de produção e refino.**

SOUZA, Valdir Cardoso. **Organização e Gerência da Manutenção.** 5. ed. São Paulo: All Print, 2013.

SUSTO, G. A., MEMBER, S., BEGHI, A., & LUCA, C. D. **A predictive maintenance system for epitaxy processes based on filtering and prediction techniques.** IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, v. 25, p. 638 – 649, 2012.

TCPEL. **Moinho de martelo.** Disponível em: <<https://www.tcpel.com/pt/moinho-de-martelo/>>. Acesso em: 15 set. 2024.

TEIXEIRA, M. P. **Manutenção Industrial: Teoria e Prática.** Porto Alegre: Editora Industrial, 2019.

THE STANDARD ISO 10816-1. **Mechanical vibration – Evaluation of mechanical vibration by measurements on non-rotating parts – Part 1: General guidelines.** Genebra: International Organization for Standardization, 1995.

TRACTIAN. **Inteligência Artificial a Serviço da sua Manutenção**. Disponível em: <<https://traction.com/sensor-de-vibracao-industrial/insights-diagnostics/>>. Acesso em: 23 julho. 2024.

VALERIANO, Nayara Natane da Silva. **Controle e simulação de um ambiente de filtro de mangas de uma planta industrial de alumínio em pó**. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia), Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais – CEFET/MG, Araxá, 2016.

VANDERLEY, José Marcelo Lopes; LOPES, Rodrigo Sampaio. **Sistema de Manutenção Centrada na Confiabilidade**: um estudo de caso em um moinho martelo de uma indústria de reciclagem. 2021.

VIANA, Herbert Ricardo Garcia. **Manual de Gestão da Manutenção**. Brasília, Engeteles Editora, 2020.