

Solução de Business Intelligence para automação e melhoria na análise de dados de manutenção de uma máquina de envase em uma indústria na Amazônia

Business intelligence solution for automation and improvement in maintenance data analysis of a filling machine in an industry in the Amazon

Marcos Araújo de Araújo Mestre em Engenharia de Processos. Universidade Federal do

<https://orcid.org/0000-0003-> Pará (UFPA) – Brasil. marcos.araujo@itec.ufpa.br

1772-8121

Vitor William Batista Martins Doutor em Engenharia Mecânica. Universidade Estadual de

<https://orcid.org/0000-0003-> Campinas (UNICAMP) – Brasil. vitor.martins@uepa.br.

4891-8630

Luis Claudio Bernardo Doutor em Engenharia de Produção. Universidade Federal do Rio

Moura de Janeiro (UFRJ) – Brasil. luismoura.coppe@outlook.com.

<https://orcid.org/0000-0002->

4687-7225

Alan Marcel Fernandes de Doutor em Engenharia Elétrica. Universidade do Estado do Pará

Souza (UEPA) – Brasil. alan.souza@uepa.br.

<https://orcid.org/0000-0002->

1656-5714

Emanuel Negrão Macedo Doutor em Ciências da Engenharia Mecânica. Universidade <https://orcid.org/0000-0002-> Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) – Brasil. enegrao@ufpa.br.

4652-8316

RESUMO

A gestão da manutenção industrial contribui para a sustentabilidade empresarial ao garantir confiabilidade, segurança e qualidade dos produtos, além de reduzir custos e melhorar a produtividade. Para tal, o monitoramento contínuo das condições das máquinas se destaca como uma prática importante, fornecendo informações para a tomada de decisões embasadas em dados. Este artigo teve como objetivo demonstrar os resultados obtidos a partir de uma análise automatizada realizada por meio de um sistema analítico de Business Intelligence (BI), utilizando o Microsoft Power BI, para aprimorar a análise

de dados de manutenção em uma indústria alimentícia da Amazônia brasileira e apoiar a tomada de decisões estratégicas. A pesquisa incluiu o diagnóstico do processo de análise anterior, coleta e tratamento de dados, desenvolvimento de um sistema analítico com atualizações automáticas e treinamento dos usuários finais. Como resultado, foi elaborado um dashboard gerencial com análises estratégicas e indicadores técnicos de manutenção, destinados a apoiar a tomada de decisão. A automação dos dados possibilitou uma redução de 99,9% no tempo gasto para a estruturação de relatórios, em comparação com o método anterior, além de minimizar as atividades manuais. As análises fornecidas pelo sistema analítico de BI permitiram a elaboração e implantação de um plano de trabalho voltado para melhorias no setor de manutenção.

Palavras-chave: manutenção industrial; business intelligence; Power BI; automação de dados.

ABSTRACT

Industrial maintenance management contributes to corporate sustainability by ensuring reliability, safety, and product quality, while also reducing costs and improving productivity. In this context, continuous monitoring of machine conditions stands out as a key practice, providing valuable information to support data-driven decision-making. This article aimed to demonstrate the results obtained from an automated analysis conducted through a Business Intelligence (BI) analytical system, using Microsoft Power BI, to improve maintenance data analysis in a food industry located in the Brazilian Amazon and support strategic decision-making. The study involved diagnosing the previous analysis process, collecting and processing data, developing an analytical system with automatic updates, and training end users. As a result, a management dashboard was created with strategic analyses and technical maintenance indicators to support decision-making. Data automation enabled a 99.9% reduction in the time spent structuring reports compared to the previous method, while also minimizing manual activities. The insights provided by the BI analytical system made it possible to develop and implement a work plan focused on improvements in the maintenance sector.

Keywords: industrial maintenance; business intelligence; Power BI; data automation.

Recebido em 09/03/2025. Aprovado em 29/08/2025. Avaliado pelo sistema double blind peer review. Publicado conforme normas da APA.
<https://doi.org/10.22279/navus.v18.2099>

1 INTRODUÇÃO

A indústria de transformação desempenha um papel relevante na economia global, promovendo o crescimento, a geração de empregos e o desenvolvimento regional. No Brasil, o setor industrial é um dos pilares da economia. Em 2023, representou 26,3% do PIB, 66,6% das exportações de bens e serviços, 66,8% dos investimentos empresariais em P&D e 37,9% da arrecadação de tributos federais (CNI, 2024). Entre os segmentos, a indústria alimentícia se destaca, contribuindo com 10,8% do PIB nacional, gerando mais de 350 mil empregos formais e alcançando exportações de R\$ 310 bilhões no mesmo ano (ABIA, 2024).

Nesse contexto, a otimização de processos internos é indispensável para atender às demandas do mercado e assegurar a competitividade. A manutenção industrial exerce um papel estratégico nesse cenário, garantindo a confiabilidade dos equipamentos, segurança operacional e qualidade dos produtos. Uma gestão eficiente da manutenção pode reduzir custos, prevenir falhas e aumentar a produtividade (Pereira & Sousa, 2020). O monitoramento contínuo das condições das máquinas destaca-se como uma prática eficaz, permitindo identificar problemas e antecipar intervenções, o que gera economia de recursos e eleva a eficiência operacional, com potenciais reduções de custos de até 50% (Souza, 2019; Sharda et al., 2019).

Na era da informação, o monitoramento das máquinas gera um grande volume de dados, que, quando analisados de forma estruturada, permitem a criação de indicadores e análises que melhoram a tomada de decisão. Nesse cenário, ferramentas de Business Intelligence (BI) têm sido amplamente aplicadas, possibilitando a coleta, organização e visualização de dados de forma automatizada. O BI transforma dados brutos em informações estratégicas, aprimorando a análise e a execução de ações (Mueller & Massaron, 2021).

Rajkumar & Viji (2025) exploraram como a complexidade da Indústria 5.0 é influenciada por BI e pela análise de grandes volumes de dados. Com a convergência de sistemas ciber-físicos, dispositivos inteligentes e Internet das Coisas (IoT), o BI se torna essencial para coletar, analisar e apresentar informações corporativas. Na Indústria 5.0, o BI inclui análises em tempo real e insights preditivos, indo além de relatórios convencionais.

Da Silva et al. (2024) e Paixão et al. (2025) descreveram que um processo de montagem de placas em uma empresa possuía uma meta de 2.000 placas por dia, mas 10% dessa produção apresentava falhas, comprometendo os objetivos definidos pela gestão. Diante desse problema, o estudo realizado por eles propôs implementar um sistema inteligente para identificar e corrigir falhas nesse processo, com base em BI, visando aprimorar práticas relacionadas à Indústria 4.0. A metodologia incluiu mapeamento de processos, análise de requisitos e avaliação da eficácia do sistema. A integração permitiu comunicação mais ágil e segura, aprimorando a gestão de dados.

Da Silva et al. (2024) aplicaram BI e ferramentas da qualidade para melhorar a logística de movimentação de materiais em uma indústria de acumuladores elétricos. Realizado como um estudo de caso descritivo e qualitativo, utilizaram entrevistas não estruturadas, pesquisa documental e observação participante. Para análise de dados, foram usadas Power Query, Power BI e ferramentas como gráfico de Pareto, diagrama de Ishikawa e 5W2H. O estudo identificou avarias em equipamentos como o principal problema e propôs um plano de ação para melhorias.

Borges et al. (2024) propuseram o uso de relatórios automatizados com o Microsoft Power BI para apoiar a gestão da manutenção, integrando indicadores amplamente utilizados na indústria e na Manutenção Centrada na Confiabilidade

(RCM). O painel desenvolvido permitiu analisar o histórico de manutenção, identificar equipamentos críticos, monitorar custos e a eficiência das ordens de serviço. Os resultados mostraram melhorias significativas na previsão de falhas, redução de paradas não planejadas e otimização de recursos, destacando a eficácia da integração entre RCM e Power BI.

Este estudo foi realizado em uma grande indústria do setor alimentício localizada na região amazônica, com mais de quatro décadas de atuação no mercado. Apesar de sua relevância, a empresa enfrenta dificuldades na gestão de dados relacionados à manutenção industrial, o que compromete a eficiência operacional e resulta em atrasos na produção. Em 2024, falhas nos processos de manutenção representaram 23% das interrupções na produção, ocasionando escassez de produtos no mercado.

Diante desse cenário, o objetivo deste artigo foi demonstrar os resultados obtidos a partir de uma análise automatizada realizada por meio de um sistema analítico de Business Intelligence (BI), com foco na melhoria da tomada de decisões relacionadas à manutenção industrial. A análise baseou-se em dados reais de uma indústria de alimentos e buscou fornecer informações precisas e atualizadas que embasam decisões estratégicas, contribuem para a redução de interrupções na produção e promovem maior eficiência operacional. Ressalta-se que, por motivos de sigilo industrial, o nome da empresa foi omitido.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A eficiência e a continuidade dos processos produtivos na indústria de transformação estão diretamente relacionadas à confiabilidade e à disponibilidade dos ativos (Stoker, 2019). A crescente complexidade das operações industriais e o aumento do volume de dados gerados nas atividades de manutenção demandam soluções tecnológicas que não apenas agilizem a análise de informações, mas também apoiam a tomada de decisões estratégicas. Nesse cenário, as ferramentas de Business Intelligence (BI) têm se destacado como uma alternativa promissora, ao possibilitar o tratamento, a visualização e a análise eficiente de dados operacionais, com reflexos diretos na melhoria dos processos de manutenção e no desempenho global das empresas.

O uso de BI na gestão da manutenção é amplamente discutido na literatura, com estudos que exploram aplicações práticas em diferentes setores. Costa (2023) analisou uma frota de caminhões em uma mineradora, destacando como o BI permitiu correlacionar indicadores de desempenho com eventos operacionais. A abordagem resultou em uma visão mais clara da confiabilidade dos equipamentos, orientando intervenções mais precisas e alinhadas às condições operacionais. Ferreira (2021) aplicou o conceito de perfil de perdas, auxiliado por BI, para otimizar a manutenção de equipamentos móveis, reduzindo atividades de baixo valor agregado e melhorando o desempenho geral dos ativos.

Em outro estudo, Lopes (2023) utilizou o BI em usinas de pelotização para identificar ativos críticos e mapear falhas recorrentes, alcançando uma redução de 15% no tempo de inatividade dos equipamentos. Apesar dos resultados positivos, o autor destacou desafios relacionados à limitação de recursos humanos, indicando que a adoção de ferramentas tecnológicas deve ser acompanhada por melhorias na gestão de equipes. Soares (2023), por sua vez, aplicou ferramentas como o diagrama Jack-Knife para priorizar falhas em equipamentos móveis, alcançando melhorias na disponibilidade física e no tempo médio entre falhas (MTBF), com precisão de 85% na antecipação de falhas.

Além da otimização operacional, a automação promovida pelo BI também tem impacto significativo na eficiência administrativa. Santos (2019) automatizou relatórios de indicadores de desempenho em uma mineradora, reduzindo custos operacionais em 20% e melhorando a organização e o controle dos processos. De forma semelhante, Gonçalves (2022) demonstrou que a descentralização das informações por meio do BI pode engajar as equipes de manutenção, promovendo uma análise mais colaborativa e ações orientadas para a melhoria contínua.

Outros estudos exploraram a integração do BI com ferramentas analíticas e sistemas existentes. Viveros (2022) integrou o Power BI com Python para analisar políticas de manutenção preventiva, destacando como essa combinação potencializa a gestão de ativos em setores industriais críticos. Teixeira (2019) utilizou BI em conjunto com sistemas como SmartMine® e Minitab® para otimizar a gestão de frotas e estratégias de manutenção, resultando em redução de custos e maior eficiência operacional. Paula & Corrêa (2020) mostraram que a integração do Desk Manager® com o Power BI em uma transportadora aumentou o número de chamados de manutenção e reduziu os custos por intervenção, evidenciando o potencial do BI para promover melhorias operacionais em diferentes setores.

Estudos mais recentes ampliaram o campo de aplicação do BI para além da manutenção industrial. Picozzi (2024) demonstrou a eficácia do BI na gestão de manutenção hospitalar, proporcionando uma visão abrangente dos ativos e facilitando a identificação de problemas críticos. Huamán (2022) relatou ganhos de produtividade de 36% ao centralizar dados de manutenção com o Power BI em uma empresa de instrumentos analíticos, enquanto Siqueira (2024) destacou os benefícios do BI em uma indústria nuclear, com melhorias na precisão e disponibilidade de informações para decisões regulatórias e operacionais.

Apesar dos avanços relatados, desafios persistem. A integração de sistemas de manutenção com plataformas de BI, a qualificação das equipes para uso dessas ferramentas e a falta de padrões uniformes na coleta e análise de dados são barreiras que dificultam a plena adoção dessas tecnologias. A superação dessas limitações requer investimentos em infraestrutura, capacitação profissional e a padronização dos processos, promovendo um ambiente mais favorável à implementação de soluções de BI (Sharda et al., 2019).

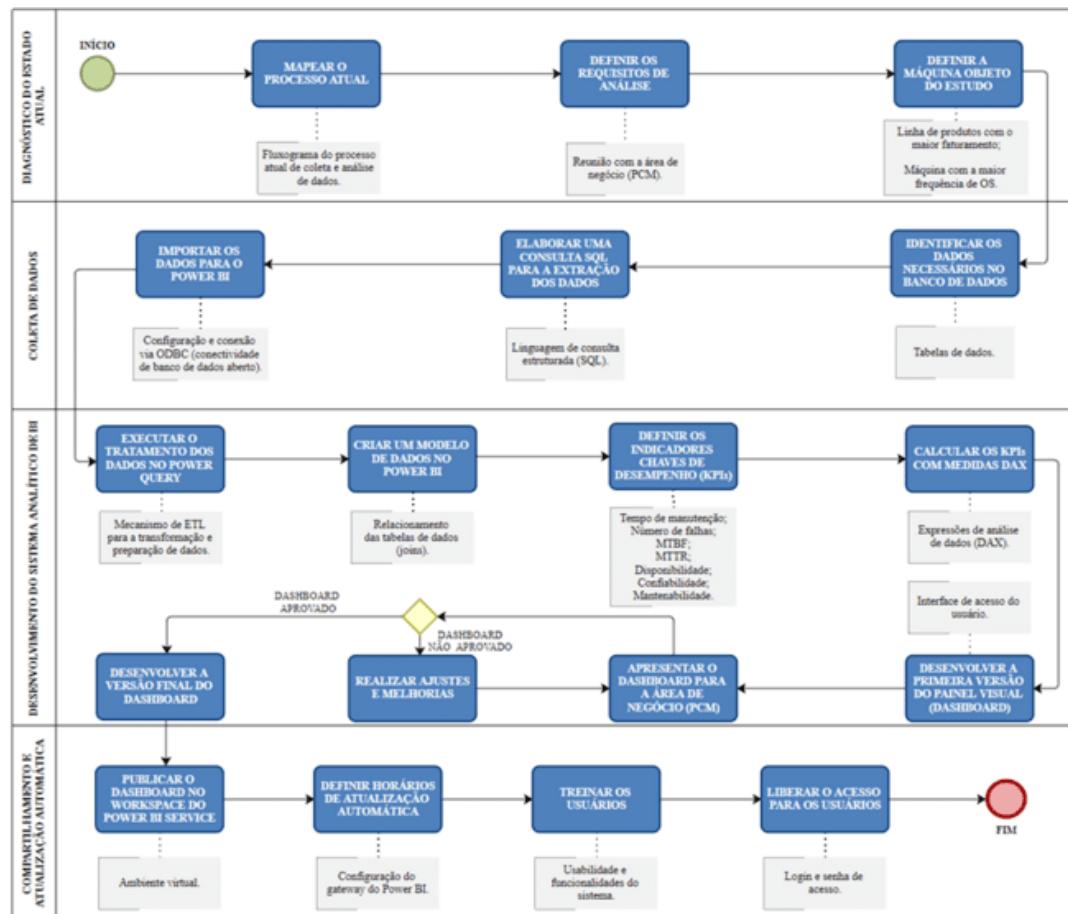
É possível evidenciar que o BI tem potencial significativo para transformar a gestão de manutenção, proporcionando melhorias na eficiência operacional, na previsão de falhas e no uso inteligente de recursos (Muller & Lenz, 2013). Contudo, seu impacto depende não apenas das tecnologias adotadas, mas também da capacidade das organizações de integrar esses sistemas em seus processos e de engajar equipes na análise e uso estratégico das informações. Assim, o sucesso do BI na manutenção industrial está diretamente ligado à combinação de avanços tecnológicos e práticas de gestão efetivas, garantindo sua aplicação sustentável e orientada para resultados.

3 METODOLOGIA

Este estudo foi realizado em uma empresa de grande porte do setor alimentício, localizada na região da Amazônia Brasileira. O objetivo foi aplicar uma análise automatizada de dados de manutenção de uma máquina envasadora, utilizando a ferramenta Microsoft Power BI, e apresentar os resultados obtidos por meio de um sistema analítico de BI, com o intuito de

apoiar a tomada de decisões no setor de manutenção. A implantação do sistema analítico de BI compreendeu as etapas ilustradas na Figura 1 e foi baseada em Ahmad et al. (2021), Santos et al. (2021) e Corallo et al. (2022). As etapas abrangem os processos de diagnóstico do estado atual, coleta de dados, desenvolvimento do sistema analítico de BI propriamente dito e o compartilhamento e atualização automática do sistema. Os processos de implantação do sistema analítico de BI são descritos a seguir.

Figura 1 - Processo de implantação do sistema analítico de BI.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

Etapa 1 - Diagnóstico do estado atual: o diagnóstico do estado atual compreendeu o processo investigativo, consistindo no mapeamento do processo de análise de dados do setor de manutenção, na identificação dos requisitos e necessidades do setor e, posteriormente, na seleção da máquina objeto de estudo.

Etapa 2 - Coleta de dados: a coleta de dados consistiu na revisão dos sistemas e das fontes de informação pertinentes ao setor de manutenção, com o intuito de identificar os dados necessários. Em seguida, após a identificação desses dados, elaborou-se uma consulta SQL adequada para sua extração, que foram importados para o ambiente de tratamento e análise, utilizando a ferramenta Microsoft Power BI.

Etapa 3 - Desenvolvimento do sistema analítico de BI: nessa etapa, os dados coletados foram submetidos ao processo de tratamento, preparação e limpeza, visando garantir a qualidade e a consistência do sistema. Em seguida, foi realizada a modelagem dos dados, a fim de estruturá-los de forma apropriada. Ainda, foram calculados os indicadores de desempenho de

manutenção, conforme previamente definidos, e desenvolvido o painel visual (dashboard), proporcionando uma interface intuitiva e acessível para a análise das informações.

Etapa 4 – Compartilhamento e atualização automática: o sistema de BI foi publicado em um workspace online, garantindo o acesso remoto e a colaboração entre os envolvidos. Além disso, foi configurado um gateway de atualização automática, com horários definidos, assegurando a constante atualização dos dados e dos indicadores de desempenho, de modo a garantir a disponibilidade das informações mais recentes para análises. Também foi realizado um treinamento específico com os usuários finais do sistema, para o correto manuseio da ferramenta. Por fim, os acessos ao sistema foram direcionados para os usuários-chave do setor de PCM.

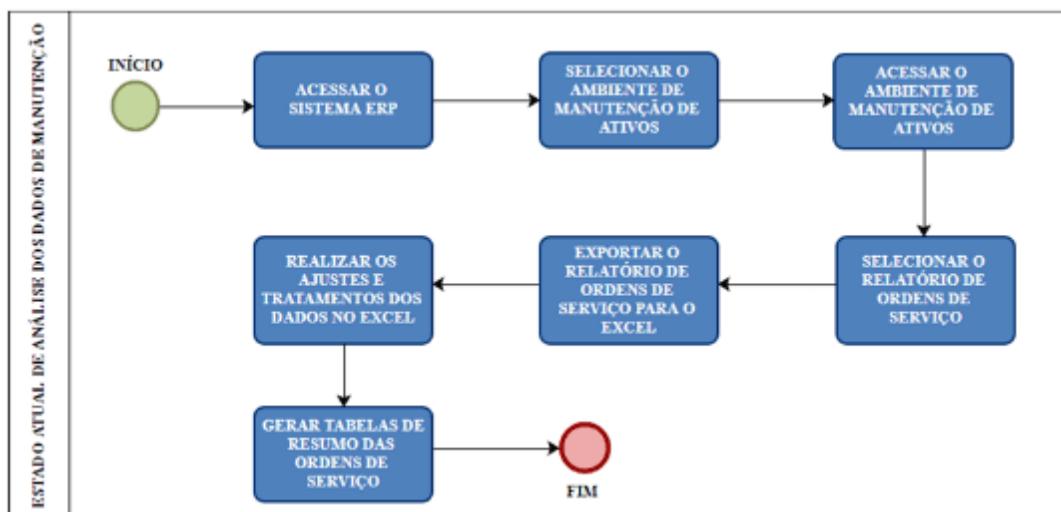
4 RESULTADOS

O processo de implementação do sistema analítico de BI foi conduzido de acordo com a metodologia descrita. Os resultados obtidos de tal implantação são detalhados nas seções subsequentes.

4.1 Mapeamento do processo atual

O processo atual de análise dos dados de manutenção de equipamentos da indústria em pauta depende de abordagens manuais, o que resulta em atrasos na geração de informações e na capacidade de tomar decisões assertivas e oportunas. Outrossim, o processo manual de extração, tratamento e análise dos dados é suscetível a erros, o que pode influenciar diretamente os resultados gerados e nas ações futuras. A Figura 2 demonstra as etapas do processo atual de análise dos dados de manutenção.

Figura 2 – Processo Estado atual de análise dos dados de manutenção



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

A análise manual dos dados de manutenção proporciona apenas uma visão superficial das ordens de serviço (OS), sem oferecer insights acerca de indicadores técnicos e do desempenho das máquinas. Essa abordagem compromete a capacidade do setor de PCM de avaliar integralmente a eficiência das

operações, prever falhas, evitar paradas não programadas, identificar áreas de melhoria e implementar estratégias de aprimoramento. A Figura 3 ilustra a planilha resultante do processo atual de análise dos dados de manutenção referente ao ano de 2023.

Figura 3 – Relatório mensal das ordens de serviço

| RELATÓRIO MENSAL DAS ORDENS DE SERVIÇO SOLICITADAS AO DEPARTAMENTO DE MANUTENÇÃO | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------|-----|-----|-----|-------|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|---|------|---|-------|
| MATRIZ | 82% | 80% | 80% | 80% | 74% | 71% | 55% | 60% | 42% | 41% | 42% | 45% | 36% | 71% | | | | |
| | JAN | FEV | MAR | ABR | MAY | JUN | JUL | | AGO | | SET | OUT | NOV | DEZ | | 2022 | | |
| MÁQUINA | 573 | 527 | 559 | 442 | 503 | 489 | 567 | 71 | 82 | 91 | 121 | 77 | 126 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.028 |
| PRÉDIO | 193 | 200 | 287 | 165 | 197 | 181 | 197 | 46 | 48 | 26 | 61 | 51 | 77 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1.724 |
| O.S.Realizada | 625 | 584 | 677 | 491 | 518 | 478 | 308 | 70 | 53 | 48 | 76 | 58 | 74 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.060 |
| O.S.Pendente | 141 | 143 | 169 | 120 | 182 | 192 | 236 | 47 | 72 | 69 | 106 | 70 | 129 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1.696 |
| O.S.P.Aquisição | 8 | 8 | 9 | 4 | 13 | 21 | 39 | 6 | 7 | 9 | 8 | 5 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 148 |
| Solicit. Serviço | 756 | 727 | 846 | 611 | 700 | 670 | 564 | 117 | 125 | 117 | 182 | 128 | 203 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5.756 |
| MATTRIZ 2023 | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| OSP.M | Ordens de Serviço Pendente MECÂNICA | | | | OSP.M | 383 | | | | | | | | | | | | |
| OSP.E | Ordens de Serviço Pendente ELÉTRICA | | | | OSP.E | 364 | | | | | | | | | | | | |
| OSP.S | Ordens de Serviço Pendente SOLDA | | | | OSP.S | 131 | | | | | | | | | | | | |
| OSP.P | Ordens de Serviço Pendente PINTURA | | | | OSP.P | 16 | | | | | | | | | | | | |
| OSP.R | Ordens de Serviço Pendente PRÉDIO | | | | OSP.R | 259 | | | | | | | | | | | | |
| OSP.C | Ordens de Serviço Pendente CIVIL | | | | OSP.C | 50 | | | | | | | | | | | | |
| TP | TOTAL DE PENDÊNCIAS | | | | TP | 1203 | | | | | | | | | | | | |

Fonte: Setor de PCM, 2025.

Conforme observado na Figura 3, o relatório atual referente ao processo de análise dos dados de manutenção não fornece informações suficientes para subsidiar as decisões do setor de PCM. Adicionalmente, o tempo despendido nesse processo é considerável, totalizando aproximadamente uma hora por dia. Esse tempo poderia ser melhor aproveitado na execução de atividades de maior valor agregado para a empresa. No entanto, devido processo manual vigente, não é possível realocar esse tempo para outras tarefas prioritárias.

4.2 Definição dos requisitos de análise

Após as investigações e os entendimentos da atual situação de análise de dados do setor da manutenção, foi realizada uma reunião com os colaboradores do PCM (gerente e analistas), com o intuito de definir os requisitos de análise para o sistema de BI, afim de identificar quais necessidades o sistema deveria atender para agregar valor às rotinas de trabalho da manutenção. Como resultado da reunião, foram elencados os seguintes requisitos: implantar indicadores técnicos de manutenção; exibir o custo total mensal, com comparações ao mesmo mês do ano anterior; exibir o custo médio mensal por hora de serviço; exibir o custo médio mensal por ordem de serviço; exibir as horas de manutenção mensais, com comparações ao mesmo mês do ano anterior; exibir o total de ordens de serviço emitidas a cada mês, com comparações ao mesmo mês do ano anterior; exibir o total de ordens de serviço realizadas; exibir o total de ordens de serviço pendentes; apresentar uma análise de Pareto para identificar a frequência de ordens por tipo de serviço; integrar dados das solicitações de serviços (SS).

4.3 Definição da máquina objeto de estudo

A definição da máquina objeto de estudo foi realizada com base na aplicação de dois critérios de seleção, visando potencializar os resultados. O primeiro critério consistiu em identificar a linha de produtos com o maior percentual de faturamento. Em seguida, considerando o processo de produção dessa linha de produtos, foi selecionada a máquina com a maior frequência de emissão de ordens de serviço.

Entre os produtos produzidos e comercializados pela empresa, a linha escolhida (aqui denominada "A", devido a sigilos industriais) se destaca como o principal segmento da organização em estudo. No período compreendido entre os anos de 2020 e 2024, essa linha de produtos representou 35% do faturamento total da empresa, tornando-se o grupo de produtos com a maior participação percentual em relação aos demais. Portanto, dada a relevância da linha de produtos A, é fundamental garantir o bom funcionamento das máquinas pertencentes ao processo de produção desse grupo de produtos.

O processo de produção da linha de produtos A é composto por quatro máquinas. Após uma análise preliminar das emissões de OS entre os anos de 2020 e 2024, constatou-se que a máquina 00012 foi responsável por aproximadamente 60% do total de OS emitidas para as quatro máquinas, resultando, consequentemente, em um maior número de paradas e tempo de inatividade. Essa máquina é responsável pelo processo de envase dos produtos da linha A. Portanto, diante desses fatores, a máquina 00012 foi selecionada como objeto de estudo desta pesquisa.

Esses critérios foram estabelecidos para garantir que a validação do sistema analítico de BI se concentrasse em uma máquina de alta relevância, tanto em termos de impacto financeiro quanto em demandas de manutenção.

4.4 Identificação dos dados

Os dados necessários para o desenvolvimento do sistema analítico de BI são provenientes do banco de dados (BD) do ERP (Enterprise Resource Planning) da empresa, que abrange diversos ambientes e rotinas de acesso. Esse ERP é da empresa TOTVS (versão 12.1.24). Dentre esses ambientes, destaca-se o módulo de manutenção de ativos, do qual os dados foram extraídos. No sistema ERP, os dados são inseridos e armazenados em forma de tabelas, conforme as rotinas são executadas.

Especificamente em relação ao ambiente de manutenção de ativos, os dados das tabelas de ordens de serviço (STJ) e solicitações de serviço (TQB) foram selecionados como tabelas de fatos primárias. No entanto, para complementar os dados necessários, também foram utilizados dados de outras tabelas, as quais são classificadas como tabelas de dimensão (ST4 - serviços de manutenção; ST9 - bens/equipamentos; STD - área de manutenção; e STE - tipo de manutenção).

4.5 Extração dos dados

Após a identificação dos dados essenciais para o desenvolvimento, procedeu-se à extração desses dados do BD do sistema ERP, por meio da formulação de uma consulta utilizando SQL (Structured Query Language).

A linguagem SQL, traduzida para o português como linguagem de consulta estruturada, é uma linguagem de programação utilizada para gerenciar e manipular bancos de dados relacionais. A consulta foi elaborada utilizando o software DBeaver (versão 23.3.2), após a inserção das credenciais de acesso ao banco de dados. A Figura 4 apresenta a consulta elaborada para a extração dos dados.

Figura 4 – Consulta SQL

```
SELECT DISTINCT
    TJ_FILIAL AS FILIAL,
    TJ_DTORIGI AS DATA_EMISSAO,
    TJ_ORDEM AS NUM_OS,
    TJ_TIPOOS AS TIPO_OS,
    TJ_DTULTMA AS DATA_ULTIMA_MANUTENCAO,
    TJ_TIPO AS COD_MANUTENCAO,
    TE_NOME AS TIPO_MANUTENCAO,
    TJ_CODBEM AS COD_EQUIPAMENTO,
    T9_NOME AS NOME_EQUIPAMENTO,
    TJ_SERVICO AS COD_SERVICO,
    T4_NOME AS SERVICO,
    TJ_CODAREA AS COD_SETOR,
    TD_NOME AS SETOR,
    TJ_CCUSTO AS CENTRO_CUSTO,
    TJ_CUSTMDO AS CUSTO_MAO_OBRA,
    TJ_CUSTMAT AS CUSTO_MATERIAL_TROCA,
    TJ_CUSTMAA AS CUSTO_MATERIAL_APOIO,
    TJ_CUSTMAS AS CUSTO_SUBSTITUICAO,
    TJ_CUSTTER AS CUSTO_TERCEIROS,
    TJ_CUSTFER AS CUSTO_FERRAMENTAS,
    TJ_DTMRINI AS DATA_INICIO_REAL,
    TJ_HOMRINI AS HORA_INICIO_REAL,
    TJ_DTMRFIM AS DATA_FIM_REAL,
    TJ_HOMRFIM AS HORA_FIM_REAL,
    TJ_USUARIO AS USUARIO,
    TJ_TERMINO AS TERMINO_OS,
    TJ_SITUACA AS SITUACAO_OS,
    utl_raw.cast_to_varchar2(dbms_lob.substr(TJ_OBSERVA)) AS OBS,
    TJ_SOLICI AS SOLICITACAO_SERVICO,
    TQB_LOCALI AS LOCAL_BEM,
    TQB_SOLUCA AS SITUACAO_SS,
    TQB_DTABER AS DATA_SS,
    TQB_HOABER AS HORA_SS,
    TQB_USUARI AS SOLICITANTE
FROM STJ010 STJ
LEFT JOIN STE010 STE ON (TJ_TIPO = TE_TIPOMAN)
LEFT JOIN ST4010 ST4 ON (TJ_SERVICO = T4_SERVICO AND TJ_TIPO = T4_TIPOMAN AND TJ_CODAREA = T4_CODAREA)
LEFT JOIN STD010 STD ON (TJ_CODAREA = TD_CODAREA)
LEFT JOIN ST9010 ST9 ON (TS_CODBEM = TJ_CODBEM)
LEFT JOIN TQB010 TQB ON (TQB_SOLICI = TJ_SOLICI)
WHERE STJ.D_E_L_E_T_ <> '**'
AND TJ_DTORIGI >= '20200101'
AND TJ_CODBEM = '00012'
AND TJ_SITUACA <> 'C'
```

Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

O comando “SELECT DISTINCT” seleciona registros únicos, eliminando duplicações e retornando os campos especificados na consulta, com o uso de “AS” para atribuir nomes mais legíveis. A cláusula “FROM” define a tabela principal da consulta, neste caso, a tabela STJ, enquanto o comando “LEFT JOIN” é utilizado para integrar tabelas adicionais (STE, ST4, STD, ST9 e TQB0) por meio de relacionamentos, adicionando informações complementares à análise. Embora o Power BI permita a criação de relacionamentos entre tabelas, realizar as junções diretamente na consulta SQL resulta em maior eficiência e menor tempo de atualização.

A cláusula WHERE filtra os registros conforme critérios específicos. Na consulta, a condição "STJ.D_E_L_E_T_ <> '*' exclui registros marcados como deletados. Já "TJ_DTORIGI >= '20200101'" seleciona ordens de serviço emitidas desde 01/01/2020. O filtro "TJ_CODBEM = '00012'" restringe os dados à máquina especificada, enquanto "TJ_SITUACA <> 'C'" exclui ordens canceladas.

A consulta resultou em 561 registros extraídos do ERP, formando a base de dados para análise no Power BI. Este volume de dados é adequado para subsidiar decisões relacionadas à problemática discutida. Além disso, o sistema é atualizado continuamente à medida que novas ordens são criadas, garantindo análises dinâmicas e precisas. A formulação adequada da consulta SQL é fundamental para a automação do sistema analítico de BI, permitindo a integração e atualização contínua dos dados entre o ERP e o Power BI.

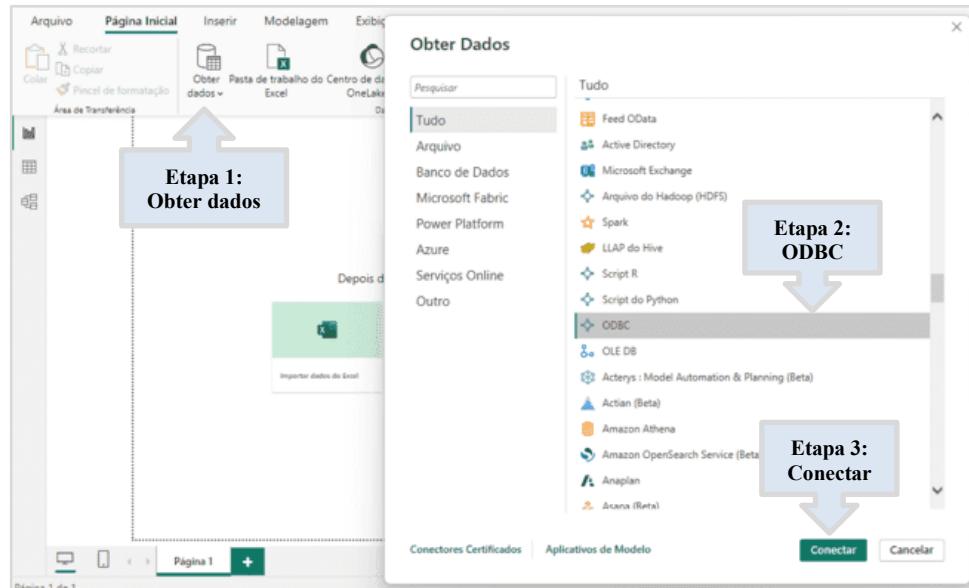
4.6 Importação dos dados para o Power BI

Para a importação dos dados extraídos por meio da consulta SQL para o Power BI, foi utilizada a conexão de fonte de dados ODBC (Open Database Connectivity).

A ODBC, traduzida para o português como conectividade aberta de banco de dados, é uma interface padrão que permite que aplicações acessem e manipulem dados em uma variedade de sistemas de gerenciamento de banco de dados (SGBD) utilizando a linguagem SQL. Essa tecnologia facilita a conectividade de aplicativos com diferentes bancos de dados, independentemente do SGBD subjacente, permitindo interoperabilidade e portabilidade de dados.

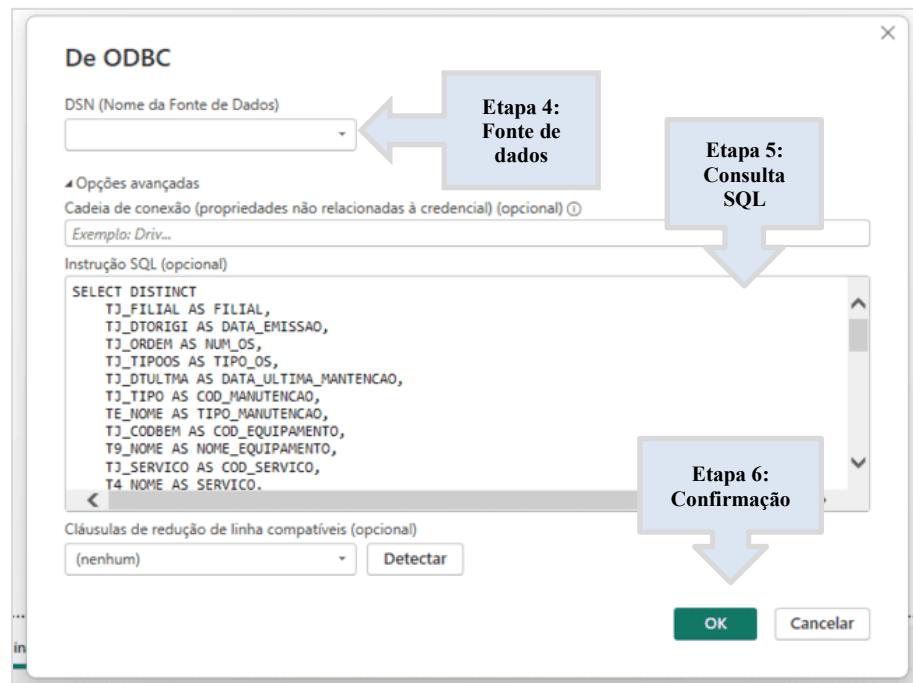
A seguir, nas Figuras 5 e 6, são apresentadas as interfaces iniciais do Power BI (versão 2.136.1202.0 64-bit), demonstrando as etapas para a importação dos dados da consulta SQL por meio da conexão ODBC.

Figura 5 - Importação dos dados para o Power BI via conexão ODBC



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

Figura 6 – Inclusão da consulta SQL no Power BI



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

4.7 Tratamento dos dados

O tratamento de dados no Power BI foi executado por meio da ferramenta Power Query, a qual destaca-se como uma interface para a preparação de dados, sendo possível conectar uma vasta gama de fontes e aplicar diversas transformações. Ao realizar uma etapa de transformação por meio da interação com os componentes da interface do Power Query, o código necessário em linguagem M é gerado automaticamente. A linguagem M é uma linguagem de programação desenvolvida pela Microsoft especificamente para a manipulação de dados, permitindo a importação, limpeza, transformação e combinação de dados provenientes de várias fontes.

A Figura 7 ilustra o ambiente de edição do Power Query. No lado direito da figura, são exibidas as etapas de transformação aplicadas aos dados. Na barra de edição, é possível visualizar o código gerado pela linguagem M em uma das etapas aplicadas, proporcionando uma visão detalhada e controlada do processo de transformação dos dados.

Figura 7 – Interface do Power Query

The screenshot shows the Microsoft Power Query interface. At the top, there's a ribbon with tabs like 'Arquivo', 'Página Inicial', 'Transformar', 'Adicionar Coluna', 'Exibição', 'Ferramentas', and 'Ajuda'. Below the ribbon, there's a toolbar with icons for 'Fazer e Aplicar', 'Fazer', 'Ferramentas', 'Inserir Dados', 'Configurações de Fórmula de dados', 'Calcular Parâmetros', 'Visualização', 'Geral', 'Editor Avançado', 'Escolher Colunas', 'Remover Colunas', 'Reduzir Linhas', 'Gerenciar Colunas', 'Classificar', 'Dividir', 'Agrupar', 'Usar a Primeira Linha como Cabeçalho', 'Substituir Valores', 'Consultar', 'Transformar', and 'Insights da IA'. On the right side, there are sections for 'Config. Consulta' (with tabs for 'Análise de Texto', 'Pesquisa Visual', 'Azure Machine Learning', and 'Insights da IA'), 'PROPRIEDADES' (with a 'Nome' field set to 'ORDENS DE SERVIÇO (DS)'), and 'ETAPAS APLICADAS' (listing steps like 'Tipo Alterado', 'Coluna Mesclada Inserida', 'Coluna Mesclada Inserida', 'Tipo Alterado', 'Texto Aparado', 'Coluna Mesclada Inserida', 'Coluna Condicional Adic.', 'Valor Substituído', 'Valor Substituído1', 'Colunas Mescladas', and 'Tipo Alterado'). The main area shows a preview of a table with columns: 'ID', 'DATA_EMISSAO', 'NUM_DS', 'TIPO_DS', 'CDS_MANUTENCAO', and 'TIPO_MANUTENCAO'. The table data is as follows:

| ID | DATA_EMISSAO | NUM_DS | TIPO_DS | CDS_MANUTENCAO | TIPO_MANUTENCAO |
|----|-------------------|--------|---------|---------------------|-----------------|
| 1 | 15/05/2023 089938 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 2 | 19/06/2023 082668 | B | R01 | CORRETIVAS MECÂNICA | |
| 3 | 01/04/2023 089902 | B | R01 | CORRETIVAS MECÂNICA | |
| 4 | 08/03/2023 087569 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 5 | 11/11/2022 085483 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 6 | 23/02/2022 088358 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 7 | 03/08/2022 077522 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 8 | 02/10/2021 075897 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 9 | 18/09/2021 074357 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 10 | 24/08/2021 073814 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 11 | 23/06/2021 072855 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 12 | 16/05/2021 071928 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 13 | 30/08/2023 092327 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 14 | 22/06/2023 090800 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 15 | 09/05/2023 089801 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 16 | 13/03/2023 088472 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |
| 17 | 03/11/2022 085302 | B | R01 | ROTINAS CORRETIVAS | |

Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

4.8 Modelo de dados

A modelagem de dados é fundamental para estruturar e organizar informações em sistemas de BI, contribuindo para um desempenho analítico mais eficiente. Neste estudo, os relacionamentos entre tabelas foram realizados na consulta SQL, resultando em um modelo simplificado no Power BI, composto por duas tabelas principais: "ORDENS DE SERVIÇO", gerada pela consulta SQL, e "DCALENDARIO", criada no Power BI com a função CALENDAR da linguagem DAX (Data Analysis Expressions), contendo informações sobre datas úteis à modelagem.

Os relacionamentos foram estabelecidos com base em chaves primárias compartilhadas entre as tabelas, adotando cardinalidade muitos-para-um (*:1) e direção de filtro cruzado única. Além disso, a tabela "TEMPO DE PROJEÇÃO" foi incorporada ao modelo para cálculos de indicadores de confiabilidade e mantinabilidade.

A estrutura final do modelo de dados, ilustrada na Figura 8, evidencia os relacionamentos estabelecidos entre as tabelas "ORDENS DE SERVIÇO" e "DCALENDARIO", proporcionando suporte às análises realizadas no Power BI.

Figura 8 – Modelo de dados no Power BI



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

4.9 Definição e cálculo dos indicadores de desempenho de manutenção

Após o tratamento dos dados e a definição da estrutura do modelo, foram estabelecidos e calculados os indicadores de desempenho da manutenção. Em conjunto com o setor de PCM, e considerando os requisitos definidos para esta pesquisa, foram especificados os seguintes indicadores: a) tempo de manutenção (horas); b) número de ordens de serviço (falhas); c) tempo médio de reparo (MTTR); tempo médio entre falhas (MTBF); d) disponibilidade; e) indisponibilidade; f) confiabilidade; g) probabilidade de falha; h) mantenabilidade.

Os indicadores de manutenção foram calculados no Power BI por meio de medidas desenvolvidas em DAX. A DAX, cuja tradução para o português significa expressões de análise de dados, é uma linguagem de fórmula e de expressão que engloba uma variedade de funções, operadores e valores que permitem a realização de cálculos avançados e consultas sobre os dados presentes nas tabelas e colunas relacionadas nos modelos de dados tabulares.

4.10 Painel Visual (dashboard)

O painel visual, comumente denominado dashboard, representa um dos resultados finais do processo de BI e constitui a principal interface de interação entre essa ferramenta computacional e os usuários. Geralmente, os dashboards são compostos por gráficos, tabelas, medidores e outros elementos visuais que permitem aos usuários monitorar e analisar informações relevantes para subsidiar a tomada de decisões.

Após a estruturação dos cálculos, as medidas foram integradas aos visuais do Power BI para a apresentação dos resultados dos referidos cálculos, em conjunto com outras informações provenientes das tabelas de dados. Nessa etapa, foram adicionados gráficos, tabelas e demais representações destinadas a evidenciar o comportamento dos indicadores de desempenho de manutenção. Os visuais do Power BI são interativos, dinâmicos e de fácil interpretação, o que contribui para maior usabilidade do sistema.

Para o desenvolvimento do dashboard, adotou-se o conceito de one page, que se consiste em organizar todas as informações em uma única página ou tela. Esse conceito visa proporcionar uma visualização mais eficiente e intuitiva, permitindo que o usuário acesse todos os dados relevantes sem a necessidade de navegação entre abas ou telas. Dessa forma, o processo de análise e tomada de decisão torna-se mais ágil e objetivo.

A Figura 9 apresenta o dashboard desenvolvido para o referido sistema analítico de BI, considerando exclusivamente os dados do ano de 2024.

Figura 9 - Dashboard: gestão da manutenção industrial



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

Na lateral esquerda do dashboard, estão dispostos o título, a data e a hora da última atualização dos dados, além de cartões contendo as seguintes informações: total de OS, percentual de OS realizadas, percentual de OS pendentes e o custo total de insumos e peças necessárias para a execução dos serviços de manutenção. Há também filtros de pesquisa que facilitam a segmentação e análise dos dados, como filtros por data (ano, mês e dia), status da ordem (pendente ou realizada), tipo de manutenção, solicitação de serviço e ordens de serviço.

A área de resumo gerencial, localizada na parte superior esquerda, apresenta um panorama resumido, mês a mês, incluindo o total de OS emitidas no mês corrente, o total de OS emitidas no mesmo mês do ano anterior (-1 ano), e a variação percentual no número de OS emitidas, destacando se houve aumento ou redução. A mesma análise é realizada para as horas de manutenção e de custo total.

Além disso, o resumo gerencial apresenta o custo médio por hora de manutenção e o custo médio por OS. O visual utiliza uma formatação condicional nas células, com preenchimento que reflete proporcionalmente os valores exibidos.

A seção MTTR (h) por tipo de serviço mostra o tempo médio de reparo para cada tipo de serviço. A análise revela que, em média, o serviço de corretivo/mecânico é o mais demorado (10.28 horas), considerando o total de

OS desse tipo. Em contrapartida, o serviço corretivo/elétrico tem o menor MTTR (1,71 horas).

A seção Horas de manutenção por tipo de serviço evidencia que o serviço corretivo/mecânico responde pelo maior percentual de horas de manutenção (53,80%), enquanto o serviço de usinagem apresenta o menor percentual (6,08%).

Na área Análise de Pareto por tipo de serviço, observa-se que os serviços corretivo/mecânico e corretivo/elétrico correspondem a mais de 80% das ocorrências de falhas da máquina. Embora o serviço corretivo/elétrico tenha o menor tempo de reparo, esse serviço é o segundo com maior número de ocorrências de falhas.

A seção Evolução das ordens de serviço apresenta um gráfico de linha que mostra a distribuição das OS ao longo do tempo (linha azul escuro), comparando com o mesmo período do ano anterior (linha azul claro) e a linha tracejada indica a média do número de falhas.

O detalhamento das ordens de serviço fornece informações relevantes para a gestão operacional, como o número, data e hora da solicitação, tipo de serviço, início e fim da OS, duração, custo do serviço e observações sobre as falhas.

A área “ordem de serviço por situação” evidencia as OS pendentes e realizadas, segmentadas por tipo de serviço e mês. Além disso, é possível verificar o número da OS, facilitando a rastreabilidade dos serviços já executados e daqueles ainda pendentes.

A seção de “horas manutenção x horas de operação” compara, as horas de operação com as horas de indisponibilidade mensalmente. A linha superior indica o tempo total disponível, enquanto as colunas são divididas entre horas de manutenção e horas de operação. Essa análise permite entender a proporção de tempo em que a máquina esteve parada ou em produção em um período específico.

Na parte superior direita do dashboard, encontra-se um gráfico de linha que apresenta os valores dos indicadores de manutenção. Inicialmente, o gráfico exibe a confiabilidade conforme o tempo de projeção, porém o visual é dinâmico e pode mostrar outros indicadores (MTTR, MTBF, disponibilidade, indisponibilidade, probabilidade de falha e mantinabilidade) mediante a seleção dos botões localizados no topo da barra lateral direita.

Essa barra lateral também disponibiliza um resumo geral dos principais indicadores relacionados à máquina monitorada, considerando o período selecionado (ano de 2024). Entre eles, destacam-se: horas disponíveis, horas de operação, horas de manutenção, MTTR, MTBF, disponibilidade e indisponibilidade.

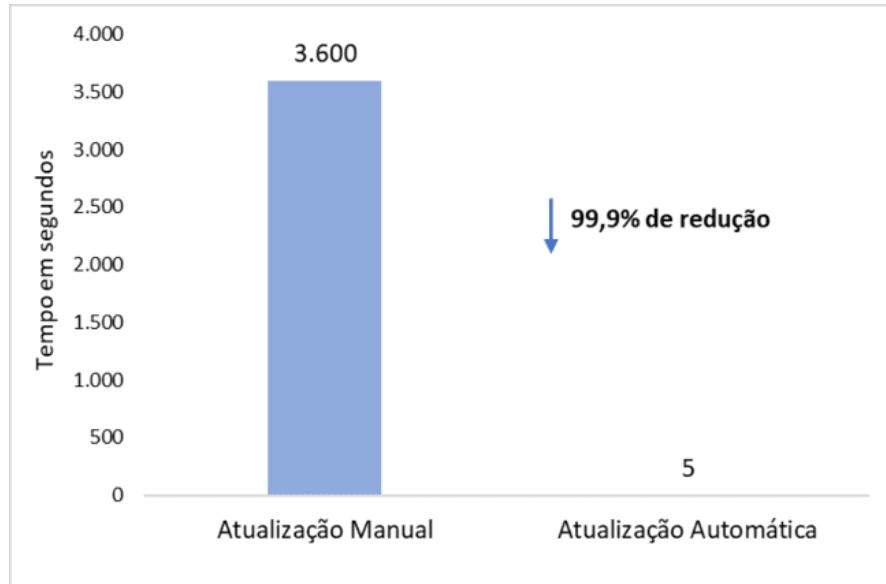
4.11 Compartilhamento e atualização automática

Após o desenvolvimento no Power BI Desktop, o dashboard foi publicado no workspace do Power BI Service, plataforma online destinada ao compartilhamento e interação entre usuários e desenvolvedores. O acesso ao sistema ocorre por meio de um link de compartilhamento ou aplicativo, sendo necessária uma conta registrada no Power BI.

Além de facilitar o compartilhamento, o Power BI Service permite programar atualizações automáticas por meio do gateway, ferramenta responsável por conectar o serviço em nuvem às fontes de dados locais ou privadas. Esse recurso assegura o acesso e a atualização dos dados em tempo real ou conforme cronogramas predefinidos, garantindo a segurança e integridade durante a transmissão.

A automação das atualizações reduziu o tempo médio de 1 hora (3.600 segundos) para apenas 5 segundos, representando uma redução de 99,9%. A Figura 10 ilustra a comparação entre os métodos de atualização manual e automática.

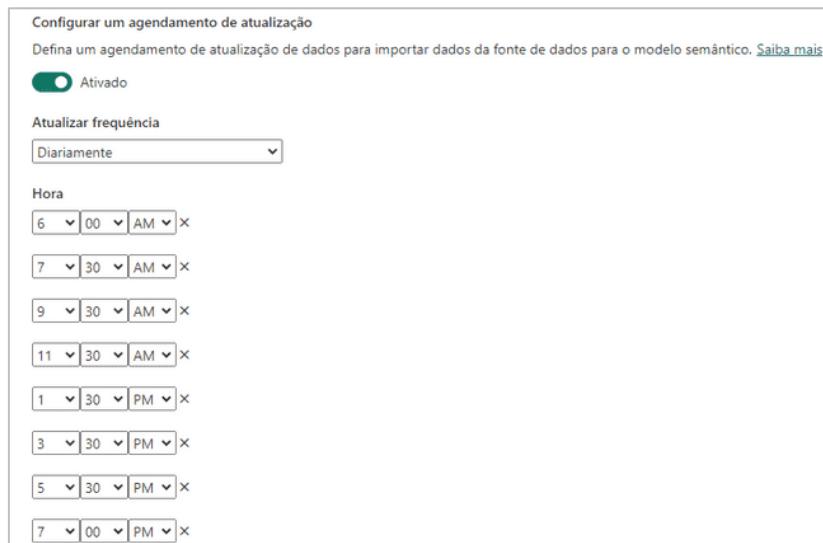
Figura 10 – Comparaçao dos tempos de atualização



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

Em parceria com o setor de PCM, foram definidos horários para atualizações automáticas dos dados, executadas oito vezes ao dia, conforme apresentado na Figura 11. Adicionalmente, o sistema permite a realização de sincronizações manuais a qualquer momento, garantindo agilidade e eficiência na atualização dos dados no ambiente online.

Figura 11 – Programação de atualizações do sistema analítico de BI



Fonte: Elaborado pelos autores, 2025.

Por fim, após a validação do sistema analítico de BI junto ao setor de PCM, foi conduzido um treinamento para os usuários finais com o intuito de fornecer conhecimento sobre as funcionalidades do sistema e promover a completa usabilidade, capacitando os usuários não apenas na operação do

sistema, mas também na análise dos indicadores de desempenho de manutenção e das demais informações que o compõem.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo teve como objetivo apresentar os resultados de uma análise automatizada dos dados de manutenção de uma máquina envasadora, realizada por meio de um sistema analítico de Business Intelligence (BI), com o propósito de apoiar a tomada de decisões em uma indústria alimentícia. Inicialmente, foi realizada uma revisão da literatura sobre o uso de BI na automação de dados de manutenção, identificando o Power BI como a principal ferramenta adotada. Embora muitos estudos tenham demonstrado sucesso na automação com o Power BI, alguns enfrentaram dificuldades devido à ausência de procedimentos claros para implementação, comprometendo a usabilidade e o valor agregado à área de manutenção. Ainda assim, os trabalhos revisados evidenciaram melhorias no planejamento e nas atividades de manutenção.

Verificou-se, ainda, uma escassez de aplicações de BI na área de manutenção do setor alimentício, o que motivou o desenvolvimento de um sistema analítico para automatizar a aquisição e interpretação de dados de manutenção, gerando conhecimento técnico e científico aplicável às empresas do segmento.

A implantação do sistema teve início com o mapeamento das atividades de coleta, tratamento e análise de dados de manutenção na empresa, com o objetivo de projetar um sistema de BI alinhado às necessidades do setor. A análise concentrou-se em uma máquina com alta criticidade operacional, destacada pelo maior número de ordens de serviço e pela sua relevância na principal linha de produtos da empresa.

Os dados necessários foram extraídos do ERP da empresa, tratados no Power BI para garantir sua qualidade e estruturados em um modelo de dados capaz de suportar os indicadores de manutenção, definidos em colaboração com o setor de PCM. Como resultado, foi desenvolvido um dashboard interativo para análise das informações, disponibilizado em ambiente online e acompanhado de treinamento para os usuários.

A automação dos dados reduziu em 99,9% o tempo necessário para gerar relatórios de manutenção, em comparação com o método anterior. Além disso, a implementação do sistema analítico de BI demonstrou ser uma estratégia eficaz para aprimorar o desempenho do setor de manutenção, facilitando o planejamento, a execução das atividades, o controle de custos e a disponibilidade dos ativos.

REFERÊNCIAS

- ABIA. (2024). *Indústria de alimentos do Brasil gera 70 mil vagas de emprego em 2023.* <https://www.abia.org.br/noticias/industria-de-alimentos-do-brasil-gera-70-mil-vagas-de-emprego-em-2023>
- Ahmad, S., Ahmad, N., & Bibi, P. (2021). Statistical assessment of business intelligence system adoption model for sustainable textile and apparel industry. *IEEE Access*, 9, 106560-106574.
- Borges, F. V., Büchner, P. C., & Villibor, G. P. (2024). Maintenance management using reliability centered maintenance method applied with business intelligence tools. *JCEC - Engineering and Extractive Sciences.* <https://periodicos.ufv.br/jcec/article/view/19399>

CNI. (2024). *A importância da indústria para o Brasil*. <https://www.portaldaindustria.com.br/estatisticas/importancia-da-industria/>

Corallo, A., Lazoi, M., Lezzi, M., & Margherita, A. (2022). Model-based big data analytics-as-a-service framework in smart manufacturing: A case study. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 76, 102331.

Costa, G. R. S. (2023). *Manutenção e confiabilidade: Um modelo para análise de dados de performance em caminhões de mineração utilizando o Power BI* [Trabalho de conclusão de curso, Universidade Federal Rural da Amazônia]. Biblioteca Digital de Trabalhos Acadêmicos. <https://bdta.ufra.edu.br/jspui/handle/123456789/2798>

Da Silva, C. H. L. A., Gonçalves, A. T. P., Lins Filho, M. L., & Pereira Filho, J. M. (2024). Aplicação do business intelligence e de ferramentas da qualidade na logística de uma indústria de acumuladores elétricos. *Navus*. <https://navus.sc.senac.br/navus/article/view/1864>

Ferreira, P. H. A. (2021). *Estudo das contribuições da manutenção centrada na confiabilidade na implementação do perfil de perdas com auxílio do business intelligence: O caso da manutenção de equipamentos móveis de uma empresa de mineração* [Trabalho de conclusão de curso, Universidade Federal de Ouro Preto]. Repositório Institucional. <https://monografias.ufop.br/handle/35400000/3281>

Gonçalves, C. D. S. (2022). *Automação da análise de dados no planejamento e controle da manutenção com aplicação de business intelligence* [Trabalho de conclusão de curso, Universidade Federal de Ouro Preto]. Repositório Institucional. <https://monografias.ufop.br/handle/35400000/4250>

Huamán, W. (2022). *Proposal for the improvement of the maintenance planning system using e-maintenance and data analysis: Case study*. *LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education and Technology*. <https://laccei.org/LACCEI2022-BocaRaton/meta/FP661.html>

Lopes, S. S. (2023). *A aplicabilidade de business intelligence para gestão da manutenção industrial no setor da mineração utilizando o software Power BI* [Trabalho de conclusão de curso, Instituto Federal do Espírito Santo]. Repositório Institucional. <https://repositorio.ifes.edu.br/handle/123456789/3448>

Mueller, J. P., & Massaron, L. (2021). *Artificial intelligence for dummies* (2nd ed.). Wiley.

Müller, R. M., & Lenz, H.-J. (2013). *Business intelligence*. Springer.

Paixão, E. S., Campos, P. S., & Alves, H. L. L. (2025). Business intelligence as an integration tool for fault detection of the board assembly process. *Revista Aracê*. <https://periodicos.newsciencepubl.com/arace/article/view/2667>

Paula, J. C. B. D., & Corrêa, V. A. (2020). Integration between desk manager® systems and business intelligence in maintenance management. *Brazilian*

Journal of Development, 6(9), 70615-70633.
<https://ojs.brazilianjournals.com.br/ojs/index.php/BRJD/article/view/17057>

Pereira, A. C., & Sousa, C. A. (2020). Implementação da manutenção preditiva: Um estudo de caso em uma indústria metalúrgica. *Revista Brasileira de Engenharia de Produção*, 40(1), 129-142. <https://periodicos.ufes.br/bjpe>

Picozzi, P. (2024). The use of business intelligence software to monitor key performance indicators (KPIs) for the evaluation of a computerized maintenance management system (CMMS). *Electronics*, 13(12), 2286. <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/12/2286>

Rajkumar, N., & Viji, C. (2025). *Business intelligence and big data analytics for Industry 5.0*. IGI Global. <https://www.igi-global.com/chapter/business-intelligence-and-big-data-analytics-for-industry-50/366180>

Santos, A. C., Silva, M. J., & Oliveira, A. C. (2021). Indicadores de manutenção para a gestão eficiente de ativos industriais. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 23(4), 7-20. <https://www.scielo.br/j/rbgn/>

Santos, H. V. (2019). *Business intelligence aplicado no desenvolvimento de indicadores da manutenção* [Trabalho de conclusão de curso, Universidade Federal de Ouro Preto]. Repositório Institucional. <https://www.monografias.ufop.br/handle/35400000/2183>

Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2019). *Business intelligence e análise de dados para gestão do negócio* (4th ed.). Bookman.

Siqueira, L. G. M. (2024). Implementation of a business intelligence system in the Brazilian nuclear industry: An action research. *Procedia Computer Science*, 232, 956-965. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050924000954>

Soares, V. M. (2023). *Business intelligence aplicado à manutenção de equipamentos móveis* [Trabalho de conclusão de curso, Universidade Federal de Ouro Preto]. Repositório Institucional. <https://monografias.ufop.br/handle/35400000/5930>

Souza, A. M. F. (2019). Soft sensors in the primary aluminum production process based on neural networks using clustering methods. *Sensors*, 19(23), 5255. <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/23/5255>

Stoker, J. (2019). *The evolution of maintenance management*. Springer.

Teixeira, R. L. P. (2019). Avaliação da melhoria de desempenho da frota de transporte e carregamento de uma mineradora aliando ferramentas estatísticas ao software de despacho eletrônico. *Brazilian Journal of Development*, 5(12), 30928-30939.

<https://ojs.brazilianjournals.com.br/ojs/index.php/BRJD/article/view/5416>

Viveros, P. (2022). Reportability tool design: Assessing grouping schemes for strategic decision making in maintenance planning from a stochastic

perspective. Applied Sciences, 12(11), 5386. <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/11/5386>