UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO – UFOP

ESCOLA DE MINAS

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

DELANO JOÃO VIRGÍLIO DE SOUZA

MACHINE LEARNING NA LINGUAGEM *PYTHON* APLICADO AO CONTROLE DOS PROCEDIMENTOS OPERACIONAIS PADRONIZADOS (POP) NAS MANUTENÇÕES PREVENTIVAS DE EQUIPAMENTOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL

OURO PRETO - MG
2025

DELANO JOÃO VIRGÍLIO DE SOUZA
delano.souza@aluno.ufop.edu.br

MACHINE LEARNING NA LINGUAGEM *PYTHON* APLICADO AO CONTROLE DOS PROCEDIMENTOS OPERACIONAIS PADRONIZADOS (POP) NAS MANUTENÇÕES PREVENTIVAS DE EQUIPAMENTOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito para a obtenção do título de Engenheiro Mecânico.

Professora orientadora: Zirlene Alves da Silva Santos, PhD.

OURO PRETO – MG
2025

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

S729m Souza, Delano João Virgílio de.
Machine learning na linguagem python aplicado ao controle dos Procedimentos Operacionais Padronizados (POP) nas manutenções preventivas de equipamentos da construção civil. [manuscrito] / Delano João Virgílio de Souza. - 2025.
46 f.: il.: color., tab..

Orientadora: Profa. Dra. Zirlene Santos.
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto. Escola de Minas. Graduação em Engenharia Mecânica .

1. Aprendizado do computador. 2. Python (Linguagem de programação de computador). 3. Manutenção - Manutenção preventiva. 4. Máquinas - Equipamentos industriais - Escavadeira. 5. Máquinas - Equipamentos industriais - Retroescavadeira. I. Santos, Zirlene. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 621

Bibliotecário(a) Responsável: Maristela Sanches Lima Mesquita - CRB-1716

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECANICA

FOLHA DE APROVAÇÃO

DELANO JOÃO VIRGÍLIO DE SOUZA

MACHINE LEARNING NA LINGUAGEM PYTHON APLICADO AO CONTROLE DOS PROCEDIMENTOS OPERACIONAIS PADRONIZADOS (POP) NAS MANUTENÇÕES PREVENTIVAS DE EQUIPAMENTOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Mecânico

Aprovada em 12 de Agosto de 2025

Membros da banca

PhD. - Zirlene Alves da Silva Santos - Orientador(a)
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO

Dra. - Margarida Marcia Fernandes
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO

Dr. - Diogo Antônio de Sousa
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO

Zirlene Alves da Silva Santos, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 16/08/2025

Documento assinado eletronicamente por **Zirlene Alves da Silva Santos**, **PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 16/08/2025, às 19:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0 , informando o código verificador **0961399** e o código CRC **4401D592**.

R. Diogo de Vasconcelos, 122, - Bairro Pilar Ouro Preto/MG, CEP 35402-163
Telefone: (31)3559-1533 - www.ufop.br

Ao Santo Expedido, dedico mais esta etapa vencida; à minha mãe, Maria Lúcia, e aos meus irmãos, Adailton e Audaize; e à memória de meu pai, João de Souza Carmo. À minha orientadora, Zirlene, que sempre me apoiou e acreditou no meu potencial.

AGRADECIMENTO

Quero começar agradecendo a Deus e à Santo Expedito, que me deram força e proteção em cada passo da minha trajetória acadêmica e pessoal. Eles foram minha luz para superar os desafios e chegar até essa conquista tão especial.

À minha família, pelo apoio de sempre. À minha mãe, Lucinha, que é um exemplo de garra e superação, enfrentando a vida com coragem. Aos meus irmãos, Adailton e Audaíze, pelo carinho e incentivo que nunca faltaram. Ao meu pai, Carmo, que, mesmo não estando mais entre nós, deixou ensinamentos valiosos sobre caráter, respeito e dignidade, que orientam meus passos todos os dias.

Um agradecimento muito especial à Professora Zirlene, que foi muito mais que uma orientadora. Com sua paciência, dedicação e confiança em mim, me guiou, apresentou novas oportunidades e abriu caminhos na programação aplicada à manutenção. Seu incentivo constante, tanto acadêmico quanto pessoal, me permitiu crescer, enfrentar desafios e desenvolver meu potencial, além de me proporcionar experiências valiosas, como participar de iniciações científicas e apresentar trabalhos na ABM Week, que ampliaram minha visão profissional e acadêmica. Sou profundamente grato por todo o apoio e confiança que ela depositou em mim.

Também agradeço aos professores do curso técnico e da graduação em Engenharia Mecânica, que compartilharam seus conhecimentos e experiências. Eles construíram a base sólida da minha formação e me ajudaram a crescer.

Por fim, meu obrigado a todos que, de alguma forma, fizeram parte dessa jornada. Cada palavra de incentivo, gesto de apoio ou ensinamento foi essencial para chegar até aqui, celebrando essa conquista.

“O mundo gira, não ao redor dos inventores de estrondos novos, mas à roda dos inventores de valores novos: gira sem ruído.”

Friedrich Nietzsche

R E S U M O

As empresas que se destacam no mercado gerenciam seus ativos com eficiência, exigindo ferramentas que otimizem custos e maximizem a produtividade. Nesse contexto, este trabalho desenvolve um estudo de caso para criar um programa de *Machine Learning* em *Python* que controla Procedimentos Operacionais Padronizados (POP) na manutenção preventiva de equipamentos da construção civil, como escavadeiras hidráulicas e retroescavadeiras, em uma empresa sem sistema formal de manutenção. A ausência de planos preventivos estruturados eleva custos e compromete a confiabilidade dos equipamentos, justificando a necessidade de soluções alinhadas à Indústria 4.0. O objetivo consiste em desenvolver um programa que analise dados de pedidos de compra para avaliar a conformidade das manutenções preventivas. A metodologia combina pesquisa exploratória, descritiva, qualitativa e quantitativa, utilizando dados de 662 registros do sistema ERP SIENGE, processados em um *dataset* no *Microsoft Excel* e analisados pelo algoritmo *ExtraTreesClassifier* nas bibliotecas *Pandas*, *NumPy* e *Scikit-learn*. O programa classificou 489 pedidos como manutenções preventivas, identificando 172 como “Status Conforme” (dentro do intervalo recomendado). A acurácia do modelo foi de 66%, valor considerado abaixo do ideal, o que indica a limitação do *dataset* utilizado e a necessidade de maior volume de dados para elevar a confiabilidade do modelo. Assim, o resultado demonstra que o *Machine Learning* foi efetivo por sinalizar a oportunidade de melhoria na base de dados e por contribuir para o aperfeiçoamento dos processos de manutenção preventiva. Com base nessa análise, propõe-se um POP para troca de filtros de óleo, integrado ao programa, que reduz variações nos intervalos de manutenção. Conclui-se que o programa é útil como ferramenta inicial para padronização de POPs, embora a ampliação da base de dados seja essencial para aumentar sua precisão e confiabilidade.

Palavras-chave: *Machine Learning*, Manutenção Preventiva, Retroescavadeira, Escavadeira Hidráulica, *Python*.

ABSTRACT

Companies that stand out in the market manage their assets efficiently, requiring tools that optimize costs and maximize productivity. In this context, this work develops a case study to create a Machine Learning program in Python to control Standard Operating Procedures (SOP) in the preventive maintenance of civil construction equipment, such as hydraulic excavators and backhoes, in a company without a formal maintenance system. The absence of structured preventive plans increases costs and compromises equipment reliability, justifying the need for solutions aligned with Industry 4.0. The objective is to develop a program that analyzes purchase order data to assess the compliance of preventive maintenance. The methodology combines exploratory, descriptive, qualitative, and quantitative research, using data from 662 records from the ERP SIENGE system, processed in a dataset in Microsoft Excel and analyzed by the ExtraTreesClassifier algorithm with the Pandas, NumPy, and Scikit-learn libraries. The program classified 489 orders as preventive maintenance, identifying 172 as "Compliant Status" (within the recommended interval). The model achieved an accuracy of 66%, a value considered below the ideal, which indicates the limitation of the dataset used and the need for a larger data volume to increase model reliability. Thus, the result demonstrates that Machine Learning was effective in signaling the opportunity for improvement in the database and in contributing to the enhancement of preventive maintenance processes. Based on this analysis, an SOP for oil filter replacement is proposed, integrated with the program, which reduces variations in maintenance intervals. It is concluded that the program is useful as an initial tool for SOP standardization, although expanding the database is essential to increase its accuracy and reliability.

Keywords: Machine Learning, Backhoes, Hydraulic Excavators, Python.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Ilustração do Decision Tree 7
Figura 2 - Relação custo x tempo – manutenção corretiva e manutenção preventiva..... 10
Figura 3 - Escavadeira Hidráulica, modelo PC 200 14
Figura 4 - Retroescavadeira, modelo B110B..... 15
Figura 5 - Fluxograma com a Estrutura do Trabalho 18
Figura 6 - Saída do Programa *Machine Learning* 24

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Variáveis e Indicadores da Pesquisa 19
Tabela 2 - Relação custo x tempo – manutenção corretiva e manutenção preventiva 23
Tabela 3 - Escavadeira Hidráulica, modelo PC 200 25

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 1
1.1 Formulação do Problema 1
1.2 Justificativa 2
1.3 Objetivos 3
1.4 Estrutura do Trabalho 4

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 5
2.1 Machine Learning 5
2.2 Processo de treinamento ou aprendizagem 6
2.3 Decision Tree 6
2.4 Linguagem *Python* 8
- Bibliotecas do *Python* 8

1. Pandas 9
2. Matplotlib 9
2.5 Tipos de Manutenção 10
- Manutenção Corretiva 11
- Manutenção Preventiva 12
- Manutenção Preditiva 13

2.6 Procedimentos Operacionais Padronizados 13
2.7 Equipamentos da Construção Civil 14

3 METODOLOGIA 16
3.1 Tipo de pesquisa 16
3.2 Materiais e métodos 17
3.3 Variáveis e indicadores 19
3.4 Instrumento de coleta de dados 20
3.5 Tabulação e análise dos dados 21
3.6 Considerações finais do capítulo 21

4 RESULTADOS 22
4.1 Características da empresa 22
4.2 Aplicação do Modelo de Machine Learning para Análise de Manutenção 22
- Pré-processamento e Criação de Variáveis 23

4.3 Resultados Obtidos 23
4.4 Análise do Planejamento da Manutenção 25
4.5 Proposta de POP para Troca de Filtros com Suporte do Programa de Machine Learning 26
4.6 Objetivos do POP 28

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES 29
5.1 Conclusões 29
5.2 Recomendações 29

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 31

1 INTRODUÇÃO

1.1 Formulação do Problema

Conforme Andrade (2018), a adaptação a fatores como concorrência, mudanças tecnológicas e crises econômicas é crucial para a sobrevivência e prosperidade das organizações em um ambiente desafiador. Novak *apud* Andrade (2018) afirma que a integração de novas tecnologias e a criatividade, impulsionadas por pesquisas acadêmicas e empíricas, são essenciais para o desenvolvimento e o sucesso das organizações.

Segundo Mendonça (2023), a Indústria 4.0 integra tecnologias emergentes como inteligência artificial, robótica avançada e impressão 3D, alterando profundamente os sistemas produtivos e a sociedade, mas exigindo também investimentos em tecnologia e talentos especializados. Para Santos (2023), a manutenção, ao utilizar a inteligência artificial, pode se tornar mais eficiente e eficaz nesse novo cenário.

Além disso, Santos *et al*. (2024) observam que os avanços tecnológicos da Indústria 4.0 apresentaram à indústria a inteligência artificial como uma forma de aprimorar e agilizar processos em vários setores.

A NBR 5462-1994 *apud* Xenos (2019, p. 6) define manutenção como “a combinação de todas as ações técnicas e administrativas, incluindo as de supervisão, destinadas a manter ou realocar um item em um estado no qual possa desempenhar uma função requerida”. Segundo a BS - *British Standards Institution apud* Filho (2008), a manutenção combina técnicas e medidas administrativas para conservar um item em seu estado original, de modo que ele possa desempenhar sua função.

Pereira (2010) enfatiza a importância de uma abordagem estratégica para a manutenção. Xenos (2019) expande essa ideia, sugerindo que as atividades de manutenção também devem envolver a modificação das condições originais do equipamento por meio de melhorias que evitem falhas, reduzam custos e aumentem a produtividade.

Para Xenos (2019), planejar e padronizar as atividades de manutenção são fundamentais para aprimorar o gerenciamento da manutenção, assegurando a confiabilidade e previsibilidade dos recursos, e permitindo um gerenciamento de orçamento com maior precisão. Complementarmente, Viana (2002) destaca que sistemas informatizados para manutenção organizam e padronizam procedimentos ligados aos serviços de manutenção.

Segundo Filho (2008), como existe uma grande massa de dados a ser manuseada, computadores com programas adequados tornam o planejamento da manutenção mais rápido, ágil e eficiente, além de possibilitar a redução dos custos de manutenção, promovendo melhor utilização dos recursos financeiros, humanos e materiais da empresa.

A utilização de tecnologias avançadas, como o *Machine Learning*, promete detecção precoce de problemas, otimização dos intervalos de manutenção e redução de custos operacionais, atendendo às demandas por eficiência e sustentabilidade (PEREIRA, 2022). Mitchell (1997) destaca que o uso do *Machine Learning* envolve a pesquisa em um grande conjunto de hipóteses para validar aquela que melhor se ajusta aos dados analisados.

Segundo Rezende (2018), o desenvolvimento de soluções computacionais utilizando a linguagem *Python* é uma escolha apropriada, pois essa linguagem é versátil, possui comandos simples e é amplamente utilizada no desenvolvimento de soluções de *Machine Learning*.

Diante do contexto apresentado, tem-se a seguinte pergunta problema:

Como o *Machine Learning* na linguagem *Python* pode contribuir para o controle das atividades dos Procedimentos Operacionais Padronizados (POP) da manutenção preventiva de equipamentos utilizados na construção civil?

1.2 Justificativa

Falconi *apud* Xenos (2019) diz que a alta produtividade garante competitividade. Uma organização competitiva é aquela que tem a maior produtividade entre todos os seus concorrentes e esta é a melhor garantia de sobrevivência. Por isso, é fundamental que as empresas implementem estratégias eficazes para maximizar seus resultados, o que inclui a manutenção de equipamentos.

De acordo com Filho (2008), é essencial que as empresas do setor industrial utilizem tecnologia para administrar e operar a enorme quantidade de dados na área de manutenção, por meio de sistemas informatizados, levando em consideração a disponibilidade, confiabilidade e custos. Xenos (2019) menciona que, para controlar o processo de manutenção, é necessário medir seus resultados. Dessa forma, precisamos estabelecer itens de controle sobre os resultados desse processo gerencial.

Além disso, Filho (2008) indica que se deve buscar uma melhora da vida útil dos equipamentos, com programas com tecnologias mais atuais para evitar a obsolescência, principalmente em máquinas de difícil aquisição e alto custo.

Portanto, este trabalho se justifica pela necessidade de adotar melhores práticas para otimizar a manutenção preditiva na mineração, utilizando a tecnologia *Machine Learning* com a linguagem *Python*, alinhando-se às demandas da Indústria 4.0.

1.3 Objetivos

1.3..1 Geral

Desenvolver um programa *Machine Learning* na linguagem Python para o controle das atividades dos Procedimentos Operacionais Padronizados (POP) da manutenção preventiva de equipamentos utilizados na construção civil.

1.3..2 Específicos

- Realizar um estudo teórico sobre *Machine Learning*, Python, manutenção preventiva e Procedimentos Operacionais Padrão na manutenção preventiva;
- Coletar dados sobre dados da periodicidade na manutenção preventiva dos equipamentos que atuam na construção civil e as atividades que são realizadas;
- Desenvolver o *dataset* utilizando os dados coletados;
- Desenvolver o programa/código utilizando *Python* e bibliotecas de *Machine Learning*;
- Testar e avaliar os resultados obtidos pelo programa;
- Apresentar as contribuições do programa de *Machine Learning* na linguagem Python para o controle dos Procedimentos Operacionais Padronizados (POP) da manutenção preventiva dos equipamentos.

1.4 Estrutura do Trabalho

O trabalho está dividido em cinco capítulos. No primeiro capítulo é apresentada a formulação da pergunta-problema, a justificativa para a realização do estudo, os objetivos geral e específicos, e por fim, a estrutura do trabalho.

No segundo capítulo é apresentado o estudo teórico tratando dos principais assuntos relacionados ao trabalho, sendo eles: a importância das novas tecnologias na Engenharia Mecânica, Inteligência Artificial, *Machine Learning*, Linguagem *Python* e as aplicações de *Machine Learning* em manutenção industrial.

No terceiro capítulo são descritos os procedimentos metodológicos, bem como as ferramentas utilizadas para a realização do estudo, inicialmente abordando o tipo de pesquisa com as suas principais classificações, objetivos, os materiais e os métodos empregados, assim como as variáveis indicadoras, toda a parte de coleta, tabulação e análise dos dados obtidos, e por fim, as considerações finais.

O quarto capítulo está destinado à apresentação dos resultados de pesquisa. A discussão dos resultados pode reforçar as visões dos autores já citados no trabalho para confirmar os resultados obtidos durante a pesquisa.

No quinto capítulo apresenta-se as conclusões do estudo realizado.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Machine Learning

Samuel *apud.* Géron (2019) define *Machine Learning* como o campo de estudo que dá aos computadores a capacidade de aprender sem serem explicitamente programados. Para Géron (2019), o *Machine Learning* é útil para resolver tarefas manuais, encontrar soluções para questões complexas em que abordagens tradicionais falham, na adaptação a ambientes dinâmicos e para analisar grandes volumes de dados.

Burkov (2022, p. 1) afirma que o *Machine Learning* tem o objetivo de resolver problemas práticos por meio da coleta de dados para a construção algorítmica de um modelo estatístico. Complementando, Domingos (2017, p. 27) destaca que o *Machine Learning* requer pensamento estatístico, criando hipóteses, projetando experimentos para teste, analisando resultados e criando hipóteses até atingir um resultado satisfatório, tudo em questão de segundos.

Escovedo e Koshiyama (2020, p. 2) reforçam que o foco do *Machine Learning* é identificar padrões ou fórmulas matemáticas entre os dados buscando automatizar tarefas complexas.

As técnicas de *Machine Learning*, segundo Xiao *et al. apud* HENRIQUE *et al.* (2019), procuram extrair padrões de dados históricos por meio de um processo de treinamento ou aprendizagem do modelo permitindo fazer previsões sobre novos dados. Na construção civil, o Machine Learning pode ser aplicado para prever falhas em equipamentos, otimizar intervalos de manutenção e reduzir custos operacionais (Pereira, 2022).

2.1..1 *Scikit-learn*

Pedregosa *et al*. (2011) descreve o *Scikit-learn* como uma biblioteca em *Python* que integra algoritmos de *Machine Learning* para problemas, supervisionados e não supervisionados de médio porte, focando na facilidade de uso e desempenho.

Harrison (2019) destaca que o *scikit-learn* faz uma ótima modelagem preditiva, sendo muito utilizado em diversos programas.

2.2 Processo de treinamento ou aprendizagem

Segundo Burkov (2022), as abordagens de *Machine Learning* são classificadas de acordo com o mecanismo de aprendizado:

- Supervisionada: esse tipo de aprendizagem usa um conjunto de dados rotulado, em que cada exemplo é uma combinação de características e um rótulo correspondente. O objetivo é criar um modelo que, dado um vetor de características, possa prever o rótulo ou a saída associada;
- Não supervisionada: o conjunto de dados não possui rótulos. O modelo busca identificar padrões ou estruturas nos dados, como agrupamentos ou reduções de dimensão, com o objetivo de transformar ou classificar os vetores de características em categorias úteis ou reduzir suas dimensões;
- Semissupervisionada: combina dados rotulados e não rotulados, geralmente com uma maior quantidade de exemplos não rotulados. O objetivo é melhorar a qualidade do modelo ao aproveitar a informação adicional dos exemplos não rotulados para aprimorar a performance do modelo;
- Por reforço: é um tipo de aprendizagem em que a máquina aprende a tomar decisões através de interações com um ambiente buscando maximizar recompensas. A máquina aprende uma política, que é uma função que determina a melhor ação a ser tomada em cada estado, para maximizar a recompensa média esperada.

Mitchell (1997) destaca que a aprendizagem por *Decision Tree* é um método amplamente utilizado em *Machine Learning* por ter a capacidade de criar modelos que lidam bem com dados imprecisos e de aprender padrões complexos.

2.3 Decision Tree

Grąbczewski (2014) descreve as *Decision Trees* como modelos muito utilizados por sua simplicidade e pela facilidade com que podem ser representadas por regras lógicas compreensíveis. Harrison (2019) explica que, em cada nível da *Decision Tree*, são avaliadas várias separações nos atributos, e é escolhido aquela que gera o menor erro ou impureza. Burkov (2022) define a *Decision Tree* como uma estrutura acíclica usada para tomar decisões, na qual cada nó de ramificação avalia uma característica para determinar o caminho a seguir.

Para ilustrar a estrutura de uma *Decision Tree,* a Figura 1 apresenta um diagrama simplificado, destacando os nós. Esses nós representam os pontos de decisão ou classificação, incluindo o nó raiz, os nós de ramificação e os nós folha. A figura ajuda a visualizar como as decisões são tomadas em cada etapa do processo.

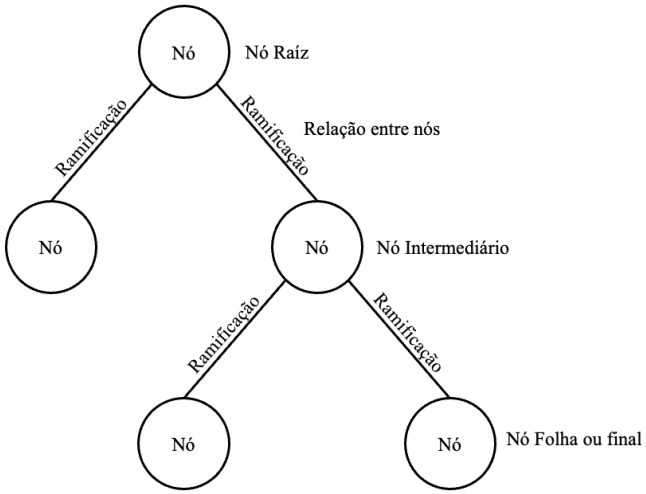


Figura 1: Diagrama da estrutura de uma Decision Tree.
Fonte: Pesquisa Direta (2024).

A Figura 1 representa a estrutura de uma *Decision Tree* composta por:

- Nó Raiz: Ponto de partida, representando o primeiro critério de decisão.
- Nós de Ramificação: Pontos onde novas divisões são feitas com base em características, com regras destinadas a reduzir o erro ou impureza.
- Nós Folha (ou Nós Finais): Nós terminais que representam as decisões ou previsões finais.
- Ramificações: Ligações representando o caminho de decisão baseado nas condições verificadas em cada etapa.

Cada caminho da raiz até uma folha corresponde a uma regra de decisão baseada nas variáveis de entrada. A árvore é percorrida avaliando sucessivamente os critérios nos nós intermediários até alcançar uma folha que representa o resultado da decisão.

2.4 Linguagem *Python*

Borges (2010) conta que a linguagem *Python* foi criada em 1990 por Guido van Rossum, no Instituto Nacional de Pesquisa para Matemática e Ciência da Computação da Holanda (CWI) e tinha originalmente foco em usuários como físicos e engenheiros.

Segundo Coelho (2007), o *Python* é uma linguagem de programação que pode ser utilizada em computadores de diferentes modelos de sistemas operacionais, podendo ser usada no desenvolvimento de qualquer tipo de aplicação. O uso do *Python* é frequentemente associado com grandes ganhos de produtividade e ainda, com a produção de programas de alta qualidade e fácil manutenção (COELHO, 2007).

Swaroop (2003, p. 1) diz que "*Python* é uma linguagem fácil de aprender e poderosa. Ela tem estruturas de dados de alto nível eficientes e uma abordagem simples mas efetiva de programação orientada a objetos." Borges (2010) complementa ao afirmar que o *Python* possui uma sintaxe clara e concisa que favorece a legibilidade do código fonte tornando a linguagem mais produtiva.

Menezes (2014) destaca que *Python*, mesmo sendo uma linguagem simples e clara, é poderosa, e é famosa por ter "*batteries included*", ou seja, um produto completo, pois tem uma vasta disponibilidade de bibliotecas que permitem aplicar para resolver problemas reais.

Rossum (2024) faz uma definição detalhada das características da linguagem:

> A elegância de sintaxe e a tipagem dinâmica de *Python,* aliadas com sua natureza interpretativa, o fazem a linguagem ideal para programas e desenvolvimento de aplicações rápidas em diversas áreas e na maioria das plataformas.

- **Bibliotecas do *Python***

De acordo com Burkov (2022), o uso de bibliotecas científicas é geralmente mais confiável, pois foram desenvolvidas por cientistas e engenheiros experientes com foco em eficiência.

Burkov (2022) descreve uma biblioteca como uma coleção de algoritmos e ferramentas de suporte implementadas com estabilidade e eficiência, destacando que a scikit-learn é a biblioteca de *Machine Learning* de código aberto mais utilizada na prática.

Coelho (2007) destaca que o *Python* tem como uma grande vantagem a vasta biblioteca já incluída como padrão. E um dos pacotes mais importantes em computação

científica é o Numpy, voltado para resolução de problemas numéricos de forma eficiente (COELHO, 2007).

- ***Numpy***

A documentação do NumPy (2024) define que é uma biblioteca de código aberto utilizada nas áreas de ciência e engenharia, contendo estruturas de dados de *arrays* multidimensionais e uma vasta biblioteca de funções eficientes que operam sobre essas estruturas. Além disso, a documentação explica que um *array* é uma estrutura usada para armazenar e recuperar dados, frequentemente visualizada como uma grade no espaço, em que cada célula armazena um elemento.

De acordo com Coelho (2007), dentro do módulo, a função *array* é a mais utilizada em programas de *Machine Learning*, pois gera uma estrutura que organiza os dados em categorias conforme a base de dados importada. Heredia e Santos (2022) acrescentam que essa função cria uma estrutura de dados que classifica as informações com base nas colunas fornecidas pela base de dados.

1. Pandas

Borges (2014) destaca o Pandas como um dos pacotes *Python* mais utilizados em *Machine Learning* por sua capacidade de manipulação e análise de dados. Coelho (2007) complementa que o Pandas facilita a importação de arquivos nos formatos .xls, .xlsx e .csv, convertendo-os em *dataframes*, estruturas bidimensionais organizadas em linhas e colunas que permitem uma análise eficiente dos dados.

Além disso, Stančin e Jović (2019) enfatizam que o Pandas se consolidou como a principal biblioteca para preparação de dados, oferecendo suporte a diversos formatos. Por fim, Heredia e Santos (2023) reforçam seu uso essencial para a manipulação e análise de dados. Harrison (2019) complementa dizendo que a biblioteca pandas nos fornece as ferramentas para facilitar a manipulação dos dados.

2. Matplotlib

Segundo McGreggor (2015), o *Matplotlib* foi criado por John Hunter e sua equipe que estavam insatisfeitos com as limitações de *softwares* de análise de dados. A proposta era lidar com diferentes formatos de dados e permitir a geração dinâmica de gráficos de forma interativa, similar ao MATLAB.

Coelho (2007) explica que o *Matplotlib* foi desenvolvido para gerar gráficos bidimensionais, permitindo criar visualizações de dados facilmente e, ainda, fazer a exportação em vários formatos.

Segundo Tosi (2009), o *Matplotlib* é um pacote *Python* voltado para a plotagem em 2D que gera gráficos de qualidade profissional. Ele suporta, tanto plotagens interativas quanto não interativas, permitindo salvar imagens em vários formatos e utilizando diferentes bibliotecas de janelas.

2.5 Tipos de Manutenção

Para Júnior (2019), a forma como as intervenções são realizadas nos equipamentos caracteriza os diversos tipos de manutenção. As mais reconhecidas são a Manutenção Corretiva, Preventiva e Preditiva. Cada uma desempenhando um papel distinto na garantia da eficiência operacional e na minimização de falhas.

Xenos (2019) alerta que, embora os termos relacionados aos tipos de manutenção sejam muito utilizados, ainda pode haver dificuldades em compreender seu real significado. Conforme indicado por Filho (2008), para ter maior sucesso, é importante que o administrador saiba aplicar todo os diferentes tipos de manutenção, de forma balanceada, para cada caso.

A Figura 2 ilustra a relação entre custo e tempo para as manutenções corretiva e preventiva, destacando que a manutenção corretiva apresenta custos inicialmente baixos, mas crescentes ao longo do tempo, enquanto a manutenção preventiva, embora com maior custo inicial, tende a estabilizar-se em valores menores no longo prazo (Filho apud Júnior, 2019).

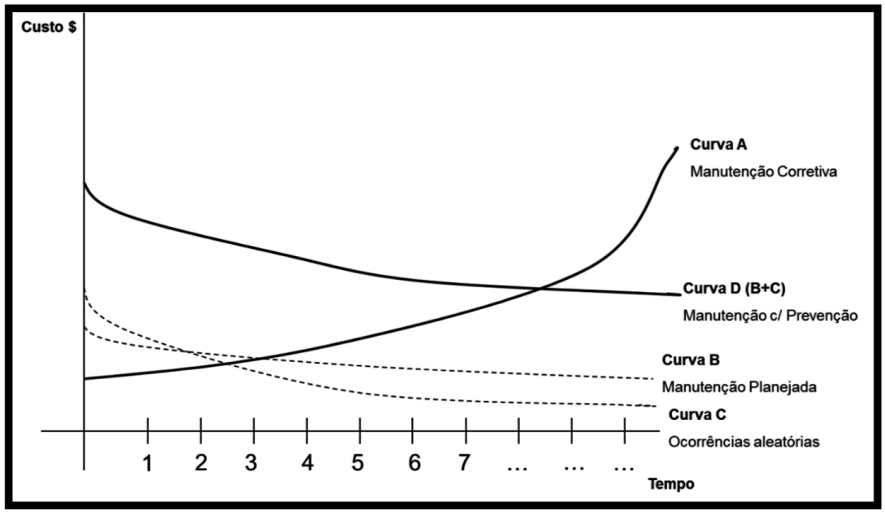


Figura 2: Relação custo x tempo – manutenção corretiva e manutenção preventiva.
Fonte: Adaptado de Filho *apud* Júnior (2019).

A Figura 2 ilustra a relação entre custo e tempo entre diferentes tipos de manutenção. Na Manutenção Corretiva, os custos são baixos em um primeiro momento, mas tendem a aumentar exponencialmente à medida que o tempo passa. Por outro lado, uma Manutenção Planejada, inicia com alto custo, mas mantém em uma faixa constante e menor que a Corretiva ao final de um período.

- **Manutenção Corretiva**

Júnior (2019) descreve que a manutenção corretiva acontece quando o equipamento deixar de executar suas atividades esperadas, sendo popularmente conhecida como “apagar incêndio”. A intervenção da equipe de manutenção apenas atuará quando uma falha é identificada buscando recolocar o equipamento em funcionamento, mas apresenta o maior custo em comparação aos demais tipos.

Por outro lado, Kardec e Nascif (2010) fazem uma separação em duas classes: Manutenção Corretiva Não Planejada e Manutenção Corretiva Planejada. A primeira é chamada de “Emergencial”, caracterizada pela correção aleatória de falhas, em que não há tempo para preparação do serviço, implicando altos custos, interrompendo a produção.

Enquanto, a Manutenção Corretiva Planejada é uma decisão gerencial e consciente de atuar apenas quando a falha ocorrer. Essa abordagem busca ter uma solução rápida, já à disposição para que tenha maior garantia da disponibilidade.

Xenos (2019) observa que a manutenção corretiva é, pensando apenas no equipamento, mais barata, mas lembra que esse tipo pode gerar grandes perdas por interrupções inesperadas na produção. Mesmo que tenha casos em que seja vantajosa, é preciso se esforçar para identificar as causas de uma falha.

Filho (2008) destaca que o uso exclusivo da Manutenção Corretiva pode levar a uma degradação contínua das máquinas e instalações, sendo essa abordagem considerada viável apenas em situações em que o custo de reparo após uma falha se mostra inferior ao de implementar programas de inspeção ou revisões periódicas; contudo, sua aplicação torna-se inaceitável em setores ou equipamentos críticos devido aos riscos associados.

- **Manutenção Preventiva**

Para Kardec e Nascif (2010), a Manutenção Preventiva é uma forma de reduzir ou evitar uma falha seguindo um plano baseado em intervalos definidos de tempo. A norma ABNT – 5462-94 *apud* Filho (2008) define como um trabalho de manutenção realizado em máquinas que estejam em condições operacionais. A ideia é fazer substituições e revisões periódicas de componentes, mesmo que ainda não tenham falhado, o que pode elevar o custo inicial de manutenção, mas tende a reduzir falhas e paradas inesperadas.

Júnior (2019) apresenta que uma grande vantagem ao obedecer um plano baseado em intervalos definidos de tempo é a possibilidade de uma gestão mais eficiente do estoque de peças sobressalentes, pois já é conhecida a data em que serão necessárias. Entretanto, Xenos (2019) aponta que para ter o resultado esperado, precisa ter um padrão e procedimentos eficientes, porque se não forem cumpridos, pode ter efeito oposto, aumento de falhas inesperadas.

Kardec e Nascif (2010) também mostram que, apesar dos benefícios, a manutenção preventiva também tem desafios, sendo a principal a retirada do equipamento para executar os serviços programados, além de ter a possibilidade de adicionar defeitos durante essa intervenção.

Por fim, Xenos (2019) pontua que, embora a manutenção preventiva possa ser inicialmente mais cara, ela se torna vantajosa a longo prazo, porque reduz a frequência de falhas, aumenta a disponibilidade dos equipamentos e minimiza paradas inesperadas. Ela envolve tarefas de:

- **Manutenção Preditiva**

Conforme Verri *apud* Júnior (2019), a Manutenção Preditiva se baseia em monitorar variáveis como temperatura, vibração, desgaste, etc. para intervir no equipamento quando essas medidas indicarem, conforme critérios pré-estabelecidos, a necessidade. E segundo Nascif *apud* Júnior (2019), a atuação é feita quando há alterações desses parâmetros de condição ou desempenho. Assim, esse tipo de manutenção visa, além de evitar falhas inesperadas e paradas não programadas, ter maior disponibilidade dos equipamentos e reduzir os custos (JUNIOR, 2019).

Xenos (2019) destaca que, ao prever o fim da vida útil de peças e componentes, a Manutenção Preditiva otimiza o momento da intervenção, diferindo-se da Manutenção Preventiva, que realiza trocas antes desse limite, muitas vezes a um custo maior. Filho (2008) define-a como um processo eficiente de acompanhamento das condições e degradação das máquinas, especialmente em unidades industriais de alto custo de falha, utilizando técnicas como inspeções visuais e instrumentadas, análise de óleo, termografia e monitoramento de vibração para prolongar a vida útil e minimizar intervenções desnecessárias.

2.6 Procedimentos Operacionais Padronizados

Xenos (1998) reforça que os “padrões de inspeção são documentos que detalham os itens a serem inspecionados e sua frequência, os métodos de inspeção a serem utilizados, os critérios de julgamento do resultado das inspeções e as contramedidas, em caso de anomalia” (XENOS, 1998, p. 188).

Conforme Molena (2016), os Procedimentos Operacionais Padronizados (POP) são documentos técnicos que descrevem, de forma clara e sequencial, as etapas, responsabilidades e recursos necessários para executar tarefas específicas, promovendo repetibilidade, segurança e rastreabilidade. Branco (2020) complementa, afirmando que os POPs, junto com manuais técnicos e instruções de manutenção, detalham a execução de tarefas, garantem a qualidade e fornecem diretrizes para a tomada de decisão, sendo essenciais para evitar erros em atividades como inspeções e testes.

Xenos (2011) destaca que os POPs permitem a melhoria contínua por meio do ciclo PDCA com revisões periódicas que incorporam novos conhecimentos aos planos de manutenção.

Segundo Viana (2002), sistemas informatizados potencializam a padronização ao organizar procedimentos, gerenciar planos preventivos, facilitar o acesso a informações (ex.: custos, performance) e fornecer relatórios de índices como MTTR. Esses sistemas são cruciais para gerenciar POPs de equipamentos como escavadeiras e retroescavadeiras, garantindo eficiência na construção civil (Pereira, 2010). No contexto da Indústria 4.0, o Machine Learning pode otimizar o controle desses POPs, ajustando dinamicamente os procedimentos com base em dados históricos e predições de falhas (Pereira, 2022).

2.7 Equipamentos da Construção Civil

2.7..1 Escavadeira hidráulica:

O Manual de Operação e Manutenção Komatsu (2008) indica que a escavadeira hidráulica, modelo PC 200, ilustrada na Figura 3, foi projetada principalmente para escavação, nivelamento, abertura de valas, carregamento e demolição.

Figura 3: Escavadeira Hidráulica, modelo PC 200.
Fonte: KOMATSU (2025).

Como citado por RICARDO e CATALANI (2007), as escavadeiras são equipamentos de trabalho estáticos em que seus sistemas rodantes servem apenas para permitir o deslocamento. Se destacam por sua robustez, eficiência e durabilidade, sendo projetados para atividades intensivas como escavação, demolição e movimentação de materiais (TRAC-VEL, 2023).

São categorizadas como médio porte (classe III), segundo classificação técnica do mercado (MÁQUINAS NOVAS, 2025). Projetada para reduzir a necessidade de manutenção,

essas escavadeiras podem operar por até 15.000 h com demandas mínimas de reparo, limitadas geralmente à substituição de componentes básicos (ISEEKPLANT, 2023).

2.7..2 Retroescavadeira:

O Folheto Técnico da New Holland (2016) explica que as retroescavadeiras da Série B da New Holland, como os modelos B95B e B110B, são projetadas para atender às demandas de serviços pesados em setores como construção civil e mineração. Conheça o equipamento com a figura 4.

Figura 4: Retroescavadeira, modelo B110B.
Fonte: Máquinas Novas (2025).

Como ilustrado na Figura 4 e descrito por Vrental (2022), a retroescavadeira é uma máquina versátil que combina as funções de uma escavadeira e de uma pá carregadeira em uma única unidade, muito utilizada em serviços de preparação do terreno e terraplanagem. Essas retroescavadeiras Série B versáteis e eficientes, adaptam-se às condições mais adversas e mantêm baixos custos operacionais, o que preserva o valor do equipamento ao longo do tempo (FOLHETO TÉCNICO DA NEW HOLLAND, 2016).

3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve a metodologia utilizada no desenvolvimento e realização do trabalho. Os tópicos abordados incluem o tipo de pesquisa, materiais e métodos, variáveis e indicadores, instrumento de coleta de dados, tabulação dos dados e considerações finais.

3.1 Tipo de pesquisa

A pesquisa científica, segundo Gil (2017), é um procedimento racional e sistemático para responder aos problemas que são propostos. Complementando, para Tartuce (2006), a metodologia científica é o "estudo sistemático e lógico dos métodos empregados nas ciências, seus fundamentos, sua validade e sua relação com as teorias científicas". Este estudo é classificado quanto aos objetivos, abordagem e procedimentos técnicos.

Quanto aos objetivos, a pesquisa é exploratória e descritiva. Andrade (2010) indica que uma pesquisa exploratória é o primeiro passo de um trabalho científico, sendo um trabalho preparatório para outro tipo de pesquisa mais profunda. Em linha com isso, Gil (2017) define as pesquisas exploratórias como aquelas que buscam obter uma maior compreensão sobre um problema por meio de métodos flexíveis, como levantamento bibliográfico e entrevistas.

Quanto à pesquisa descritiva, para Andrade (2010), é aquela em que os fatos são observados, registrados, analisados, classificados e interpretados, sem a interferência do pesquisador. Gil (2017) explica que o objetivo é detalhar características de uma população ou fenômeno e identificar relações entre variáveis, utilizando técnicas padronizadas de coleta de dados. Lose e Magalhães (2019) mostram que pode ser usada para verificar opiniões, analisar associações entre variáveis ou para estudar as características de um grupo.

A forma de abordagem da pesquisa pode ser subdividida em qualitativa e quantitativa. Lose e Magalhães (2019) mostram que a pesquisa qualitativa é um processo de reflexão do pesquisador, aprofundando sobre o tema por meio de leitura, análise e debate. Por outro lado, a pesquisa quantitativa busca resultados em análise de estatística.

Gil (2017) aponta que pesquisas quantitativas apresentam resultados em termos numéricos e incluem métodos como pesquisa experimental e levantamento, seguindo um enfoque positivista e objetivo. Já as pesquisas qualitativas, como estudo de caso e pesquisa

etnográfica, com enfoque interpretativista, buscando entender o mundo a partir da perspectiva dos participantes e reconhecendo o objeto de pesquisa como uma construção social.

Quanto aos procedimentos técnicos, a pesquisa é pesquisa-ação, bibliográfica, documental e experimental. A pesquisa bibliográfica, conforme Lose e Magalhães (2019), utiliza material já publicado, como livros e artigos, sendo fundamental em qualquer trabalho científico. Para Gil (2017), essa modalidade ajuda a compreender o que já se sabe sobre um tema e a fundamentar teoricamente a pesquisa.

Lose e Magalhães (2019) explicam que a pesquisa documental se diferencia por usar fontes que ainda não foram analisadas, como documentos institucionais ou arquivos. Gil (2017) complementa dizendo que a pesquisa documental pode explorar desde textos escritos até objetos e materiais que servem de evidência para eventos ou fatos.

Na pesquisa experimental, conforme Lose e Magalhães (2019), há o controle e a manipulação de variáveis para observar seus efeitos sobre um fenômeno. Para Gil (2017), essa abordagem é considerada uma das mais precisas, especialmente nas ciências naturais, devido ao rigor no controle das condições experimentais.

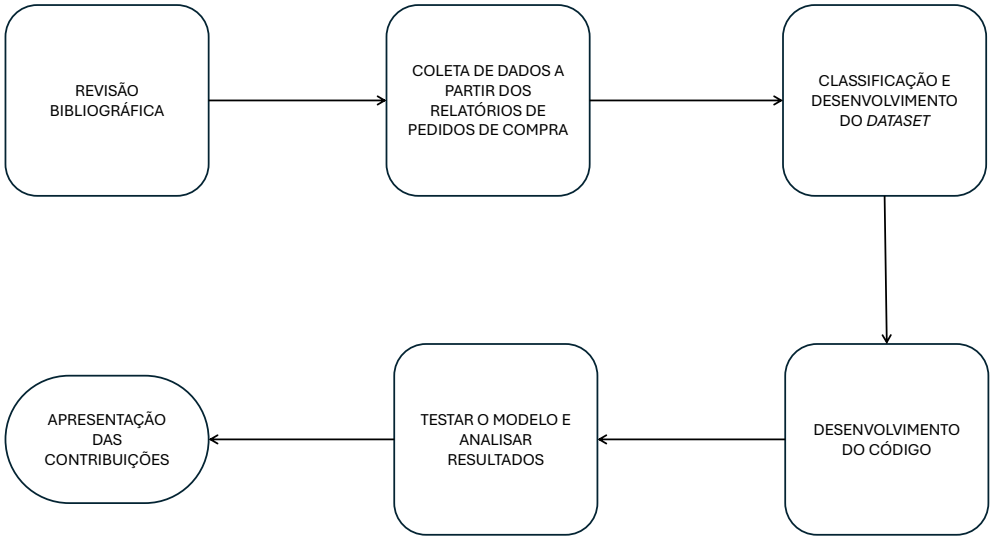
Gil (2017) define a pesquisa-ação como um método que visa resolver problemas práticos ao mesmo tempo que conduz à produção de conhecimento.

Com base nos conceitos das metodologias de pesquisa apresentadas, esse estudo pode ser caracterizado como de natureza qualitativa e quantitativa; e classificada como exploratória e descritiva; com procedimentos de pesquisa-ação, bibliográficos, documentais e experimentais.

3.2 Materiais e métodos

Os materiais utilizados nesta pesquisa incluem artigos, livros, dissertações e teses sobre manutenção industrial e o método *Machine Learning* supervisionado. Sendo os manuais da escavadeira PC200 e retroescavadeira B110B os principais objetos estudados para selecionar parâmetros relevantes ao processo de Manutenção Preventiva.

O programa foi desenvolvido pelo método experimental, utilizando o editor de código-fonte *Visual Studio Code* e implementado em *Python*, com as bibliotecas *Pandas*, *Numpy* e *Scikit-learn* como módulos principais. O *dataset* foi criado e estruturado no Microsoft Excel.



Para facilitar a compreensão dos passos metodológicos adotados, como mostrado na Figura 5, um fluxograma ilustra a estrutura do trabalho, destacando a sequência das etapas descritas.

Figura 5: Fluxograma com a Estrutura do Trabalho
Fonte: Pesquisa Direta (2025).

A Figura 5 detalha o fluxograma das etapas adotadas neste trabalho, que visam à construção de um programa *Machine Learning* para análise de manutenção de equipamentos a partir de relatórios de pedidos de compra.

- Revisão Bibliográfica: A pesquisa começou com uma revisão da literatura sobre manutenção preventiva, manual dos equipamentos e *Machine Learning*.
- Coleta de Dados a partir dos Relatórios de Pedidos de Compra: Em seguida, ocorreu a coleta dos dados a partir de relatórios de pedidos de compra do *software* ERP.
- Classificação e Desenvolvimento do *Dataset:* Após a coleta, os dados foram classificados, para desenvolvimento do *dataset* e treinamento do modelo.
- Desenvolvimento do Código: Com o *dataset* estruturado, iniciou o desenvolvimento do código em linguagem *Python*, utilizando as bibliotecas *pandas* e *scikit-learn*.
- Teste e Analise: O modelo foi treinado, testado e sua eficácia foi avaliada por meio de métricas como acurácia.

- Apresentação das Contribuições: Por fim, os resultados foram interpretados e apresentados, destacando as contribuições práticas do modelo para planos de manutenção preventiva dos equipamentos.

3.3 Variáveis e indicadores

De acordo com Galtung *apud* Lakatos (1992, p. 124), uma hipótese é definida como um conjunto de variáveis inter-relacionadas. Kerlinger *apud* Gil (2017, p. 11) complementa essa ideia ao afirmar que as variáveis são elementos que podem assumir diferentes valores; suas variações podem estar relacionadas a outras, formando hipóteses sobre essas interações.

Os indicadores, conforme Lakatos e Marconi (2003, p. 112), são essenciais na análise de dados observáveis, sendo utilizados para apreender a presença ou ausência de um determinado atributo em uma dimensão específica. Para Gil (2002), os indicadores são usados para mensurar as variáveis e auxiliar no acompanhamento e controle, para assim obter o resultado de forma prática e objetiva.

Na Tabela 1 são apresentados as variáveis e os indicadores utilizados no trabalho em questão.

Tabela 1 – Variáveis e Indicadores da Pesquisa

VARIÁVEIS	INDICADORES
MANUTENÇÃO PREVENTIVA	- PERIODICIDADE - ITENS A SER SUBSTITUÍDOS - ATIVIDADES REALIZADAS
EQUIPAMENTOS DE CONSTRUÇÃO CIVIL	- EQUIPAMENTO - DATA DO PEDIDO - INSUMO - QUANTIDADE - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS

Fonte: Pesquisa direta (2025).

A variável Manutenção Preventiva refere-se às atividades planejadas de manutenção, sendo avaliada por meio dos indicadores: periodicidade (intervalos de tempo recomendados para as intervenções, conforme especificações do fabricante), itens a serem substituídos (ex: filtros, lubrificantes) e atividades realizadas (tarefas executadas, como trocas de componentes ou inspeções). Já a variável Equipamentos de Construção Civil abrange os equipamentos analisados, que são escavadeiras hidráulicas e retroescavadeiras, sendo avaliada pelos indicadores: equipamento, data do pedido (registro no sistema SIENGE), insumo (material comprado, como filtro de óleo), quantidade (nº de peças adquirido) e número de ocorrências (frequência de pedidos relacionados à manutenção). Esses indicadores foram extraídos dos relatórios de pedidos de compra do sistema ERP SIENGE e utilizados na construção do *dataset*. A partir desses dados, o programa *Machine Learning* foi treinado para classificar as manutenções como “Status Conforme” ou “Status Não-conforme”, com base na aderência aos intervalos recomendados para cada tipo de insumo.

3.4 Instrumento de coleta de dados

Os dados foram extraídos de relatórios de pedidos de compra gerados por um sistema SIENGE utilizado por uma empresa do setor da construção civil. As informações foram armazenadas no formato *Excel* (.xlsx) e adaptadas para o *dataset*. Complementarmente, também foram consultados manuais técnicos dos equipamentos analisados.

3.4..1 Sistema SIENGE

O SIENGE é uma plataforma de gestão empresarial (ERP - Enterprise Resource Planning) desenvolvida pela Softplan, especializada para a indústria da construção civil e, segundo a Softplan (2025), o SIENGE integra processos de áreas como engenharia, compras, finanças e recursos humanos, oferecendo uma plataforma com informações centralizadas.

No contexto deste estudo, o SIENGE foi utilizado para extrair relatórios de pedidos de compra no formato Excel (.xlsx), contendo informações sobre equipamentos.

3.5 Tabulação e análise dos dados

A tabulação dos dados foi feita usando o *Microsoft Excel* para armazenar os dados coletados; e a leitura desse *Data-Frame* foi feita pelo módulo *Pandas* para organizar e estruturar as informações dentro do programa. O modelo *ExtraTreesClassifier*, implementado via *scikit-learn*, processou as variáveis para prever o *Status* e gerar probabilidades de manutenção corretiva e preventiva. O *Visual Studio Code* foi usado para desenvolvimento do código.

A análise das informações é feita diretamente no programa desenvolvido em *Python* para processar as variáveis de entrada e fornecer, como saída, uma análise de plano de manutenção.

3.6 Considerações finais do capítulo

Este capítulo apresentou os tipos de pesquisa, materiais e métodos utilizados para o desenvolvimento do estudo, além das variáveis, indicadores e instrumentos de coleta e tabulação de dados.

No próximo capítulo serão testados e avaliados os resultados obtidos pelo programa e apresentar as contribuições do programa de *Machine Learning* para a análise de risco-benefício nos processos de manutenção industrial.

4 RESULTADOS

4.1 Características da empresa

A empresa analisada neste estudo atua no setor da construção civil, com foco em infraestrutura urbana e obras de terraplanagem. Com sede em Minas Gerais, atua em diferentes cidades, atendendo, em sua maioria, contratos de médio e grande porte do setor público.

A empresa conta com uma frota de equipamentos pesados de caminhões basculantes, caminhões-pipa, pás carregadeiras, motoniveladoras, escavadeiras hidráulicas, retroescavadeiras e tratores de esteira, caminhões prancha, caminhões munck, entre outros. Grande parte dessa frota é própria, mas sendo complementada por equipamentos locados, sendo quase 60 ativos em operação. Os equipamentos da linha amarela são considerados os principais e mais críticos para manutenção.

Os equipamentos classificados como linha amarela são tratores, usados na escavação e movimentação de solo, como escavadeiras, retroescavadeiras, pás carregadeiras, rolos compactadores e motoniveladoras. Já os equipamentos da linha branca são todos os caminhões da frota, como caminhões basculantes, caminhões-pipa, caminhões comboio, pranchas e outros modelos que dão suporte às atividades.

Do total de quase 60 equipamentos, cerca de 15 são escavadeiras hidráulicas e retroescavadeiras. Esses equipamentos concentram grande parte do consumo de insumos e das intervenções programadas, sendo considerados essenciais para o desempenho produtivo da empresa.

A manutenção desses equipamentos ainda não é baseada em planos preventivos, mas em datas sugeridas pelos mecânicos responsáveis e as recomendações dos fornecedores. As intervenções preventivas geralmente envolvem a substituição de filtros, fluidos e peças em desgaste. No entanto, essas manutenções não são monitoradas por um sistema informatizado específico para manutenção, nem contam com registro de Ordens de Serviço. Apesar disso, o sistema ERP SIENGE registra o histórico de compras de insumos e componentes, servindo como fonte alternativa de dados para análise das manutenções feitas.

4.2 Aplicação do Modelo de Machine Learning para Análise de Manutenção

Diante da ausência de um plano de manutenção na empresa analisada, foi desenvolvido um programa de *machine learning* na linguagem *Python* com o objetivo de avaliar a conformidade das manutenções preventivas com base nos registros históricos de pedidos de compra. O dataset utilizado foi extraído do sistema ERP SIENGE e complementado com informações organizadas em planilhas estruturadas. Ao todo, foram analisados 662 registros de pedidos de compra, dos quais 489 foram classificados como manutenções preventivas, representando aproximadamente 74% do total.

O programa foi desenvolvido em *Python*, utilizando bibliotecas, como *pandas*, *sklearn* e *matplotlib*. A abordagem de *machine learning* adotada foi supervisionada, utilizando o algoritmo *ExtraTreesClassifier*.

- **Pré-processamento e Criação de Variáveis**

Antes de utilizar o programa *machine learning* desenvolvido em *Python* com o *dataset*, foi necessário preparar os dados, com o objetivo de criar variáveis importantes para a análise. O primeiro passo foi o cálculo do tempo estimado entre manutenções, definido pela variável HORAS_ESTIMADAS. Para isso, foi atribuído a cada tipo de insumo um intervalo médio de substituição, considerando recomendações de fabricantes e a experiência prática de campo.

Em seguida, foi criada uma variável com valores binários, chamada de HORAS_ESTIMADAS_BIN, que indica se um pedido de insumo foi feito dentro da faixa de tempo recomendada. Para isso, considerou-se uma margem de tolerância de 10% em relação ao previsto pelo fabricante. Quando a manutenção ocorreu dentro desse intervalo, o valor registrado foi 0 (indicando "Status Conforme") e, quando ocorreu fora do tempo ideal, foi registrado o valor 1 (indicando "Status Não-conforme").

Também foi feita a identificação do tipo de manutenção, separando os pedidos em duas categorias principais: manutenções preventivas, relacionadas à troca regular de itens como filtros e lubrificantes, e manutenções corretivas, ligadas à substituição de peças após falha.

Essas informações serviram de base para a execução do programa de *machine learning*, que buscou prever se uma manutenção preventiva foi realizada dentro do ciclo estimado (indicando "Status Conforme") ou fora do tempo previsto (indicando "Status Não-conforme").

4.3 Resultados Obtidos

Após o treinamento do programa, foram obtidos os seguintes indicadores de desempenho:

Tabela 2 – Resultados do Programa Machine Learning

INFORMAÇÃO	RESULTADO
Total de registros analisados:	662
Pedidos classificados como preventivos:	489
Pedidos classificados como "Status Conforme":	179
Pedidos como "Status Não-conforme":	0
Acurácia do modelo:	0.6599

Fonte: Pesquisa direta (2025).

O programa analisou 662 registros de pedidos de compra do sistema ERP SIENGE. A partir da filtragem por tipo de insumo (como filtros e lubrificantes), 489 registros foram classificados como manutenções preventivas. Em seguida, o modelo aplicou a variável binária HORAS_ESTIMADAS_BIN que verifica se o pedido está dentro do intervalo recomendado para substituição, considerando uma tolerância de 10%.

Entre os pedidos preventivos, 172 foram classificados como “Status Conforme”, ou seja, realizados dentro do intervalo ideal de manutenção. Nenhum registro foi classificado como “Status Não-conforme”, o que pode indicar que os dados disponíveis representam apenas manutenções realizadas dentro do prazo esperado. Essa ausência de registros não conformes, no entanto, levanta uma limitação importante do estudo: o desequilíbrio de classes, que compromete o treinamento do modelo e influencia diretamente sua capacidade preditiva.

Apesar disso, o modelo alcançou uma acurácia de 0,6599 (ou 65,99%), calculada com o algoritmo *ExtraTreesClassifier.* Esse valor indica um desempenho razoável, mas ainda abaixo do ideal esperado (≥ 90%). Isso evidencia que o *dataset* analisado, composto por 662 registros, dos quais 489 foram manutenções preventivas, não possui volume suficiente ou diversidade de classes para treinar adequadamente o modelo. Em outras palavras, a principal limitação encontrada foi o desequilíbrio e a escassez de dados, que restringem a confiabilidade dos resultados.

Essa limitação, entretanto, não invalida o uso do *Machine Learning*. Pelo contrário, demonstra sua efetividade como ferramenta, já que o modelo sinalizou a necessidade de aumentar a amostragem e enriquecer a base de dados para que previsões mais robustas possam ser alcançadas em estudos futuros.

A Figura 6 exibe captura da tela com a saída do código confirmando o funcionamento e os resultados obtidos.

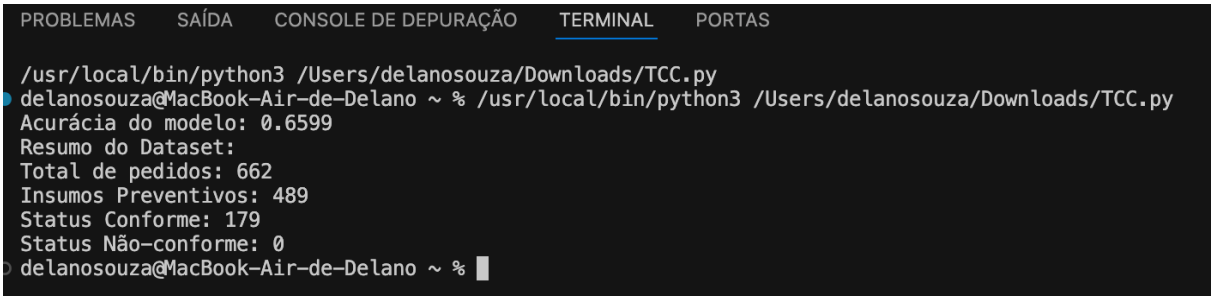


Figura 6: Saída do Programa *Machine Learning*
Fonte: Pesquisa Direta (2025).

Os resultados apontam para o potencial do programa como ferramenta de apoio à padronização dos Procedimentos Operacionais Padronizados (POPs) e à identificação de padrões de manutenção. Porém, essa limitação sugere a necessidade de enriquecer o *dataset* com outras variáveis para melhorar a precisão das previsões. Apesar disso, o programa demonstra potencial para identificar padrões de manutenção, contribuindo para a padronização de POPs e a redução de variações nos ciclos de manutenção.

4.4 Análise do Planejamento da Manutenção

Com base na análise dos 662 pedidos de insumos contidos no *dataset*, observou-se que 489 pedidos foram classificados como manutenções preventivas, o que representa aproximadamente 73,87% do total. Essa predominância indica que a empresa realiza, de forma recorrente, ações preventivas como trocas de filtros, lubrificantes e fluidos. No entanto, a ausência de um controle sistematizado com ordens de serviço dificulta o monitoramento da efetividade dessas ações.

Durante a análise, foi identificado que a empresa não adota um plano de manutenção preventiva formalizado, e as substituições de componentes seguem orientações informais de mecânicos ou recomendações gerais dos fornecedores. Esse modelo de manutenção, embora comum em muitas organizações, tende a gerar variações no tempo de substituição de insumos, o que impacta diretamente na confiabilidade dos equipamentos e no controle de custos.

Além disso, não há um sistema específico para controle de manutenção. As informações analisadas foram extraídas do sistema ERP SIENGE, que registra apenas os pedidos de compra, sem associá-los diretamente a um plano de manutenção. Apesar dessa limitação, a análise dos pedidos permitiu criar uma estimativa de ciclos de manutenção e avaliar a aderência aos intervalos recomendados por meio do programa *machine learning.*

Na prática, o *Machine Learning* cumpriu o papel de evidenciar essa limitação e indicar a necessidade de melhoria na qualidade e quantidade de dados. Dessa forma, a aplicação do algoritmo não deve ser interpretada apenas pelos valores absolutos da métrica, mas pelo seu potencial de revelar fragilidades do processo atual de manutenção, servindo como ponto de partida para aprimoramentos.

4.5 Proposta de POP para Troca de Filtros com Suporte do Programa de Machine Learning

Com base nos resultados obtidos, foi elaborado um Procedimento Operacional Padrão (POP) para a atividade de troca de filtros de óleo em escavadeiras hidráulicas. Essa atividade foi escolhida por ser uma das mais recorrentes e críticas para a conservação do motor e o funcionamento adequado dos equipamentos da linha amarela.

O POP foi estruturado considerando a integração com o programa *machine learning* que pode auxiliar na definição de prioridades, na previsão de conformidade e na geração de alertas para trocas dentro do intervalo ideal.

Tabela 3 – Resultados do Programa *Machine Learning*

ETAPA	DESCRIÇÃO DA ATIVIDADE
1. Identificação	Verificar a TAG do equipamento e registrar no sistema SIENGE.
2. Verificação de Horas	Consultar a última troca registrada e calcular as horas desde a última manutenção.
3. Avaliação via ML	Utilizar o programa de machine learning para indicar se a troca está dentro do ciclo ideal.
4. Separação de Insumos	Reunir os filtros de óleo, fluido lubrificante e ferramentas adequadas.
5. Execução da Troca	Realizar a substituição dos filtros conforme as instruções do fabricante.
6. Registro	Anotar a data, hora e horímetro no SIENGE, anexando a nota de compra e o tipo de insumo.
7. Validação	Validar se a troca foi classificada como “Status Conforme” pelo programa.
8. Relatório de Controle	Atualizar o relatório mensal de manutenção com o status da atividade.

Fonte: Pesquisa direta (2025).

A Tabela 3 mostra o Procedimento Operacional Padrão (POP) proposto para a troca de filtros de óleo em escavadeiras hidráulicas, estruturado em oito etapas que integram o programa *Machine Learning* desenvolvido para otimizar a manutenção preventiva. A seguir, detalham-se as etapas:

Identificação: Etapa em que consiste verificar a TAG do equipamento e registrar no sistema SIENGE. A TAG permite associar a manutenção a um equipamento específico, garantindo rastreabilidade no histórico de manutenções. O registro no SIENGE é essencial para alimentar o *dataset* do programa *Machine Learning* que utiliza essas informações para correlacionar pedidos de compra e intervalos de manutenção.

Verificação de Horas: Se faz uma consulta do histórico de trocas de filtros de óleo no sistema SIENGE, verificando a data e o horímetro da última manutenção. Com base nessas informações, calcula-se o intervalo de horas desde a última troca, comparando com o intervalo recomendado pelo fabricante. Essa verificação fornece os dados brutos necessários para a próxima etapa, em que o programa *Machine Learning* avalia a conformidade do ciclo.

Avaliação via *Machine Learning*: Nesta etapa, o programa *Machine Learning*, desenvolvido em *Python* com a biblioteca *Scikit-learn* e o algoritmo *ExtraTreesClassifier*, analisa os dados (horas desde a última troca, tipo de insumo e equipamento) para determinar se a troca está dentro do intervalo ideal. O programa classifica a manutenção como “Status Conforme” (realizada dentro do intervalo recomendado) ou “Status Não-conforme” (fora do intervalo), fornecendo suporte à tomada de decisão sobre a realização da manutenção.

Separação de Insumos: Com base na avaliação do programa, a equipe reúne os insumos necessários, como filtros de óleo específicos para a escavadeira (ex.: modelo PC200), fluidos lubrificantes.

Execução da Troca: A substituição dos filtros de óleo é realizada seguindo as instruções do manual do fabricante.

Registro: Concluída a manutenção, são atualizados no sistema SIENGE os dados da intervenção: data, horímetro e tipo de insumo utilizado. Este registro contribui para a atualização do histórico de manutenções.

Validação: Com os dados atualizados, o programa *Machine Learning* é executado novamente para verificar se a intervenção ocorreu dentro do intervalo esperado, classificando-a como “Status Conforme”, ou não.

Relatório de Controle: Mensalmente, o SIENGE é atualizado com um relatório que detalha o status das intervenções realizadas. Este relatório ajuda a avaliar a eficácia do plano

de manutenção preventiva, monitora tendências e apoia decisões gerenciais para reduzir custos e aumentar a disponibilidade dos equipamentos.

Este POP, integrado ao programa *Machine Learning*, padroniza a troca de filtros de óleo, reduz variações nos intervalos de manutenção e aumenta a confiabilidade dos equipamentos. A utilização do sistema SIENGE para registro e do algoritmo *ExtraTreesClassifier* para análise permite uma gestão proativa, buscando eficiência e produtividade na construção civil.

4.6 Objetivos do POP

O principal objetivo do POP proposto é padronizar a atividade de troca de filtros de óleo em escavadeiras hidráulicas, garantindo que essa manutenção preventiva ocorra de forma regular e dentro do intervalo de horas recomendado. Com isso, busca-se reduzir as variações nos ciclos de manutenção, que atualmente são definidas de forma informal. Além disso, o programa *machine learning* desenvolvido em *Python* será utilizado como ferramenta de apoio, fornecendo informações sobre a aderência dos pedidos ao ciclo estimado, com base na análise do histórico de compras.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 Conclusões

Este trabalho teve como objetivo principal desenvolver um programa *Machine Learning* em *Python* para apoiar a análise e o controle das manutenções preventivas em equipamentos pesados, com foco em escavadeiras hidráulicas e retroescavadeiras, em uma empresa do setor da construção civil.

Durante a pesquisa, foi possível compreender o cenário atual da empresa analisada, que conta com uma frota diversificada e sem um sistema estruturado de manutenção preventiva. O programa desenvolvido transformou registros de pedidos de insumos em uma base de dados para avaliação da aderência aos intervalos recomendados.

O modelo de classificação binária, treinado com 662 registros, obteve uma acurácia de aproximadamente 66%. Esse valor, considerado moderado, evidencia a limitação do dataset, marcado por desequilíbrio de classes e quantidade reduzida de dados. Apesar disso, o *Machine Learning* demonstrou efetividade, pois sinalizou a necessidade de maior amostragem e melhor qualidade de dados para aumentar a confiabilidade das previsões. Em outras palavras, a principal contribuição do trabalho está em mostrar que o uso de algoritmos de aprendizado de máquina não apenas apoia a padronização de POPs, mas também indica oportunidades de melhoria na coleta e gestão de dados de manutenção.

Além disso, foi proposto um Procedimento Operacional Padrão (POP) para troca de filtros de óleo, integrando o programa ao processo decisório. Assim, conclui-se que a aplicação de *Machine Learning* em ambientes industriais é viável e promissora, ainda que os resultados iniciais apresentem limitações. O estudo representa uma etapa inicial, com potencial de expansão a partir da ampliação da base de dados e do uso de sensores IoT, possibilitando análises mais precisas e confiáveis.

5.2 Recomendações

A partir do trabalho realizado recomenda-se a realização de três trabalhos:

- Aplicar o programa *Machine Learning* em *Python*, utilizando a mesma metodologia, em outros setores industriais, como siderurgia e mineração, adaptando o modelo para diferentes tipos de equipamentos (ex: fornos, britadores);

- Incorporar um *dataset* com mais informações, como tempo médio entre falhas (MTBF) e outros indicadores;
- Adaptar o programa para prever falhas antes que ocorram, avançando da manutenção preventiva para a preditiva.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, Darly. **Gestão pela Qualidade**. 3. ed. Poisson, 2018.

SANTOS, Zirlene. **Manutenção Preventiva: Programa Machine Learning Utilizando Linguagem *Python***. 2024.

SANTOS, Zirlene. **Programa de Análise de Falhas para o Equipamento CNC Utilizando o Machine Learning**. 2023.

MENDONÇA, Márcio. **Inteligência Artificial: Fundamentos, Conceitos, Aplicações e Tendências**. 2023.

XENOS, Harilaus Georgius D'Philippos. **Gerenciando a Manutenção Produtiva**. Rio de Janeiro: Falconi Editora, 2019.

FILHO, Gil Branco. **A Organização, o Planejamento e o Controle da Manutenção**. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2008.

PEREIRA, Márcio Filipe Godinho. **Manutenção Preventiva na Gestão de Falhas em Redes Móveis Usando Machine Learning**. 2022. Tese (Doutorado) – Instituto Superior de Engenharia de Lisboa.

MITCHELL, Tom M. **Machine Learning**. 1997.

REZENDE, Jefter. **Uma Abordagem de Aprendizado de Máquinas para Auxílio no Planejamento e Controle de Manutenção**. 2018.

LOBO, Luiz Carlos. **Inteligência Artificial e Medicina**. *Revista Brasileira de Educação Médica*, v. 41, p. 185-193, 2017.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda, 2013.

GÉRON, Aurélien. **Mãos à Obra: Aprendizado de Máquina com Scikit-Learn & TensorFlow**. 1. ed. Rio de Janeiro: Alta Books, 2019. Volume único.

BURKOV, Andriy. **The Hundred-Page Machine Learning Book**. Tradução para o português. 2022.

DOMINGOS, Pedro. **O Algoritmo Mestre: Como a Busca pelo Algoritmo de Machine Learning Definitivo Recriará Nosso Mundo**. São Paulo: Novatec Editora, 2017.

ESCOVEDO, Tatiana; KOSHIYAMA, Adriano. **INTRODUÇÃO À DATA SCIENCE: Algoritmos de Machine Learning**. São Paulo: Casa do Código, 2020.

HENRIQUE, Bruno Miranda; SOBREIRO, Vinicius Amorim; KIMURA, Herbert. **Literature Review: Machine Learning Techniques Applied to Financial Market Prediction**. ResearchGate, 2019. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/330404678_Literature_Review_Machine_Learning_Techniques_Applied_to_Financial_Market_Prediction. Acesso em: 20 set. 2024.

PEDREGOSA, F. *et al*. **Scikit-learn: Machine Learning in *Python***. Journal of Machine Learning Research, v. 12, p. 2825-2830, 2011. Disponível em: https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf. Acesso em: 20 set. 2024.

HARRISON, Matt. **Machine Learning – Guia de Referência Rápida**. 1. ed. São Paulo: Novatec Editora, 2019.

GRĄBCZEWSKI, Krzysztof. **Meta-Learning in Decision Tree Induction**. v. 498. Berlin: Springer, 2014.

BORGES, Luiz Eduardo. ***Python* para Desenvolvedores**. 1. ed. São Paulo: Novatec, 2010.

COELHO, Flávio Codeço. **Computação Científica com *Python*: Uma Introdução à Programação para Cientistas**. 1. ed. Petrópolis, RJ: Edição do Autor, 2007.

CH, Swaroop. **A Byte of *Python***. 1. ed. 2005. Disponível sob a licença Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 2.0.

MENEZES, Nilo Ney Coutinho. **Introdução à programação com *Python*: algoritmos e lógica de programação para iniciantes**. Novatec, 2014.

VAN ROSSUM, Guido; *PYTHON* DEVELOPMENT TEAM. ***Python* Tutorial**. Release 3.12.6. *Python* Software Foundation, 13 set. 2024. Disponível em: *python*.org. Acesso em: 20 set. 2024.

STANCIN, Igor; JOVIĆ, Alan. **An overview and comparison of free *Python* libraries for data mining and big data analysis**. 2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO), 2019. p. 977-982. Disponível em: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:195883151. Acesso em: 20 set. 2024.

McGREGGOR, **Duncan M. Mastering Matplotlib**. Packt Publishing, 2015.

TOSI, Sandro. **Matplotlib for *Python* Developers**. Packt Publishing, 2009.

JÚNIOR, Elias Costa Moura. **Sistema de manutenção: proposta de um modelo para empresa que não possua sistema integrado de manutenção**. 1. ed. Piracanjuba: Editora Conhecimento Livre, 2019.

KARDEC, Alan; NASCIF, Julio. **Manutenção: função estratégica**. 3. ed. São Paulo: Qualitymark, 2010.

BARROS, Sergio Silveira de. **Análise de riscos**. Curitiba, PR: [s.n.], 2013.

BAKER, Scott; PONNIAH, David; SMITH, Simon. **Risk response techniques employed currently for major projects. Construction Management and Economics**, v. 17, n. 2, p. 205-213, 1999. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1080/014461999371709. Acesso em: 20 set. 2024.

Adam, Mohammad; Alizadeh, Majid; Naderpour, Mohammad; Abbaszadeh, Javad. **Risk Assessment in Project Management: A Comprehensive Review**. Journal of Project Management, vol. 9, no. 1, 2019.

ANDRADE, Maria Margarida de. **Introdução à Metodologia do Trabalho Científico: elaboração de trabalhos na graduação**. 2010.

GIL, Antonio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

LOSE, Ana Lúcia; MAGALHÃES, Lívia Borges Sousa. **Metodologia do trabalho científico: elaboração de projeto**. 2019.

SEVERINO, Antonio Joaquim**. Metodologia do trabalho científico**. 3. ed. São Paulo: Cortez, 2014.

LAKATOS, Eva Maria; MARCONI, Marina de Andrade. **Metodologia Científica: Ciência e Conhecimento Científico, Métodos Científicos, Teoria, Hipóteses e Variáveis**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 1992.

TRAC-VEL. **Escavadeira Komatsu PC200 Série 8: potência e eficiência em uma só máquina.** Disponível em: https://www.tracvel.com.br/produto/escavadeira-komatsu-pc200-8. Acesso em: 25 maio 2025.

MÁQUINAS NOVAS. **Komatsu PC200-8: escavadeira usada à venda.** Disponível em: https://www.maquinasnovas.com.br/komatsu-pc200-8. Acesso em: 25 maio 2025.

VRENTAL. **O que é retroescavadeira?** Disponível em: https://vrental.com.br/o-que-e-retroescavadeira/. Acesso em: 25 mai. 2025.

RICARDO, H. S.; CATALANI, G. **Manual prático de escavação: terraplenagem e escavação de rocha.** 3. ed. São Paulo: Pini, 2007.