



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO – UFOP**  
**ESCOLA DE MINAS**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA**



**THAÍS COSTA COUTO OLIVEIRA**

***MACHINE LEARNING: PROGRAMA PARA ANÁLISE DA DISPONIBILIDADE  
FÍSICA DOS EQUIPAMENTOS DA INDÚSTRIA MINERO-METALÚRGICA POR  
MEIO DE INDICADORES DO SISTEMA TRIBOLÓGICO***

**OURO PRETO - MG**

**2021**

**THAÍS COSTA COUTO OLIVEIRA**

**thais.couto1@aluno.ufop.edu.br**

***MACHINE LEARNING: PROGRAMA PARA ANÁLISE DA DISPONIBILIDADE  
FÍSICA DOS EQUIPAMENTOS DA INDÚSTRIA MINERO-METALÚRGICA POR  
MEIO DE INDICADORES DO SISTEMA TRIBOLÓGICO***

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

Professora orientadora: Zirlene Alves da Silva Santos, PhD.

**OURO PRETO – MG**

**2021**

## SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

O48m Oliveira, Thais Costa Couto .  
Machine learning [manuscrito]: programa para análise da disponibilidade física dos equipamentos da indústria minero-metalúrgica por meio de indicadores do sistema tribológico. / Thais Costa Couto Oliveira. - 2021.  
56 f.: il.: color., gráf., tab..

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

1. Tribologia. 2. Aprendizado de máquinas. 3. Equipamentos - Manutenção. I. Santos, Zirlene Alves da Silva. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 621

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



## FOLHA DE APROVAÇÃO

Thaís Costa Couto Oliveira

### **MACHINE LEARNING: PROGRAMA PARA ANÁLISE DA DISPONIBILIDADE FÍSICA DOS EQUIPAMENTOS DA INDÚSTRIA MINERO-METALÚRGICA POR MEIO DE INDICADORES DO SISTEMA TRIBOLÓGICO**

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 20 de Abril de 2021

#### Membros da banca

[PhD] - Zirlene Alves da Silva Santos - Orientador(a) Universidade Federal de Ouro Preto  
[DSc] - Diogo Antônio Souza - Universidade Federal de Ouro Preto  
[MSc] - Sávio Tade Tayer- 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 02/05/2021



Documento assinado eletronicamente por **Zirlene Alves da Silva Santos, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 02/05/2021, às 20:12, 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](http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **0166133** e o código CRC **A36796F2**.

Aos meus pais, dedico esse trabalho como forma de gratidão ao apoio e amor durante toda minha formação.

Sou grata à minha orientadora Zirlene, que cumpriu seu papel com excelência e profissionalismo.

## **AGRADECIMENTO**

Aos professores do curso de Engenharia Mecânica por suas importantes contribuições para minha formação. Em especial à minha orientadora Zirlene, pelo incentivo e orientação neste trabalho.

Ao meu colega de projeto de Iniciação Científica, Jonas, por toda colaboração e parceria.

À minha família, pelo apoio dado e confiança em mim depositada.

Aos amigos de Ouro Preto, pela amizade e companheirismo.

*“Que nada nos limite. Que nada nos defina. Que nada nos sujeite. Que a liberdade seja a nossa própria substância”.*

BEAUVOIR (2008)

## RESUMO

OLIVEIRA, Thaís Costa Couto: ***Machine Learning: Programa para análise da disponibilidade física dos equipamentos da indústria minero-metalúrgica por meio de indicadores do sistema tribológico***, 2021. (Graduação em Engenharia Mecânica). Universidade Federal de Ouro Preto.

Devido à competitividade contínua do setor minero-metalúrgico, as indústrias estão sempre em busca de inovação para garantir maior autonomia do sistema produtivo. Neste sentido, este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de um programa para analisar a eficiência do sistema tribológico dos equipamentos da indústria minero-metalúrgica, utilizando o *machine learning* na linguagem Python. A metodologia utilizada na pesquisa foi de natureza qualitativa e se classifica como exploratória, bibliográfica e experimental. Foi possível alcançar resultados satisfatórios, uma vez que o programa, após desenvolvido, demonstra ser efetivo na indicação da disponibilidade física dos equipamentos. Desta forma o programa *machine learning* contribui, de forma gráfica e textual, com a indicação dos equipamentos disponíveis e, portanto, permite a visualização dos equipamentos que estão conformes ou não-conformes possibilitando um melhor planejamento da manutenção.

**Palavras-chave:** Sistema tribológico. Disponibilidade física. Aprendizado de máquina. Planejamento e controle da manutenção.



## ABSTRACT

OLIVEIRA, Thaís Costa Couto: **Machine Learning: Program for the analysis of the physical availability of the equipment of the mining-metallurgical industry through tribological system indicators**, 2021. (Graduation in Mechanical Engineering). Federal University of Ouro Preto.

Due to the continuous competitiveness of the mining-metallurgical sector, the industries are always in search of innovation, to guarantee greater autonomy of the productive system. In this sense, this work aims to develop a program to analyze the efficiency of the tribological system of the equipment of the mining-metallurgical industry, using machine learning in the Python language. The methodology used in the research was of a qualitative nature and it is classified as exploratory, bibliographic and experimental. It was possible to achieve satisfactory results, since the program, after developed, shows to be of great contribution for the indication of the physical availability of the equipment. This machine learning program contributes, in a graphic and textual way, with the indication of the available equipment and, therefore, allows the visualization of the equipment that is in conformity or non-conformity, allowing a better maintenance planning.

**Key-words:** Tribological system. Physical availability. Machine learning. Maintenance planning and control.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Produção Mineral Brasileira .....	1
Figura 2 – Estrutura do Sistema Tribológico.....	3
Figura 3 - Tribômetros desenvolvidos por Leonardo Da Vinci: a) Superfícies horizontais e inclinadas com atrito. b) considerando o efeito da área aparente. c) considerando uma polia. d) considerando o torque.....	10
Figura 4 - Diferentes fatores de irregularidades superficiais.....	11
Figura 5 - Esquema representativo dos elementos do sistema tribológico.....	12
Figura 6 - Diagrama dos princípios do Modelo de Coloumb sobre atrito.....	13
Figura 7 - Principais processos de desgaste.....	14
Figura 8 - Esquema do desgaste abrasivo entre dois e três corpos.....	15
Figura 9 - Partícula idealizada deslizando sobre a superfície de um material dúctil.....	16
Figura 10 - Esquema de desgaste adesivo .....	17
Figura 11 - <i>Decision Tree</i> : Classificação de estudantes como aprovado ou reprovado .....	22
Figura 12 - Estrutura de um módulo típico em Python .....	24
Figura 13 - Tópicos abordados no capítulo 3 .....	26
Figura 14 - Exemplo de <i>input</i> dado ao algoritmo.....	32
Figura 15 - Gráfico Carga Aplicada x Equipamento.....	33
Figura 16 - Gráfico Rotação por minuto x Equipamento .....	34
Figura 17 - Gráfico de temperatura dos equipamentos.....	35
Figura 18 - Gráfico de vibração dos equipamentos.....	35
Figura 19 - <i>Status</i> de conformidade da categoria de equipamento selecionada .....	36

**LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 - Variáveis e indicadores .....	28
Tabela 2 - Cargas nominais .....	30
Tabela 3 - Rotação nominal.....	31
Tabela 4 - Entradas de temperatura .....	31

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1	Formulação do Problema .....	1
1.2	Justificativa .....	4
1.3	Objetivos.....	4
1.3.1	<i>Geral.....</i>	4
1.3.2	<i>Específicos.....</i>	5
1.4	Estrutura do Trabalho.....	5
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....</b>	<b>6</b>
2.1	Planejamento e Controle da Manutenção .....	6
2.1.1	<i>Disponibilidade do equipamento.....</i>	7
2.2	Equipamentos utilizados no processo de mineração .....	8
2.3	Tribologia .....	9
2.4	Rugosidade .....	10
2.5	Sistema Tribológico e Fenômenos Tribológicos .....	12
2.5.1	<i>Atrito.....</i>	12
2.5.2	<i>Processo de desgaste .....</i>	13
2.5.3	<i>Lubrificação .....</i>	18
2.6	<i>Machine Learning .....</i>	19
2.6.1	<i>Decision Tree.....</i>	21
2.7	Linguagem Python .....	23
2.7.1	<i>Módulos do Python.....</i>	23
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA.....</b>	<b>26</b>
3.1	Tipos de pesquisa.....	26
3.2	Materiais e métodos.....	27
3.3	Variáveis e indicadores .....	28
3.4	Instrumentos de coleta de dados .....	28
3.5	Tabulação e análise de dados .....	28
3.6	Considerações finais.....	29
<b>4</b>	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>30</b>
4.1	Identificação e classificação dos parâmetros controláveis.....	30
4.2	Algoritmo <i>Learning</i> na linguagem Python.....	31
4.3	Vantagens e limitações do programa.....	36

<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>37</b>
5.1	Conclusão .....	37
5.2	Recomendações.....	37
<b>6</b>	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>39</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Formulação do Problema

Os setores de mineração e metalurgia são tradicionalmente identificados como produtores de *commodities*. Na última década, a indústria de mineração respondeu por mais de 20% das exportações do Brasil (CARVALHO *et al.*, 2016). Na figura 1, pode-se observar a evolução da Produção Mineral Brasileira (PMB) ao longo dos anos, os dados foram publicados em janeiro de 2020. Os valores são mostrados em bilhões de dólares e são exclusivos da Indústria Extrativa Mineral. O gráfico não inclui dados de petróleo e gás e corresponde a soma de todos os bens minerais produzidos no país (IBRAM, 2020).

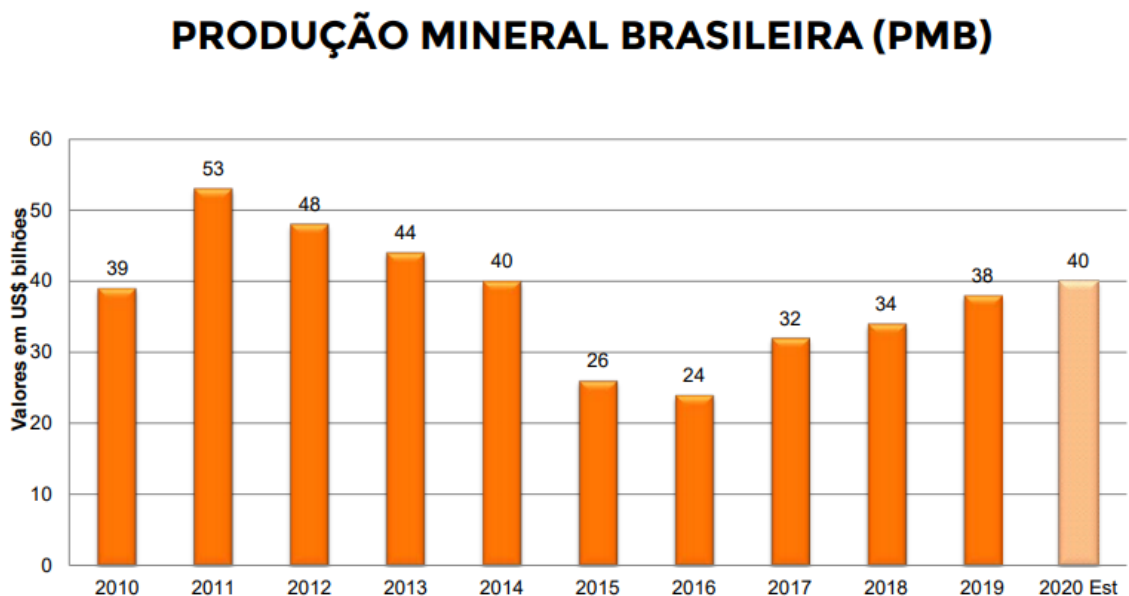


Figura 1 - Produção Mineral Brasileira  
Fonte: IBRAM (2020)

Conforme Ferrante (2014), um dos principais pontos de preocupação das indústrias minero-metalúrgicas é a eficiência operacional. Para tanto, a melhoria contínua da manutenção dos equipamentos garante a disponibilidade física, que é obtida por meio de aprimoramentos nos sistemas de gestão da manutenção.

Para Suzuki (2013), para a realização dos processos de exploração mineral, são utilizados equipamentos específicos para tais atividades. Desde o processo de extração até o beneficiamento do minério de ferro, os equipamentos são desenvolvidos com o objetivo de simplificar e otimizar a produção, normalmente projetados para exploração em larga escala.

Os equipamentos da indústria minero-metalúrgica são submetidos a esforços constantes, normalmente trabalham em sua capacidade de carga máxima. Com isso, os planos de manutenção aplicados a esses equipamentos devem ser muito bem elaborados, evitando paradas não programadas da produção ou desgaste prematuro dos componentes (SUZUKI, 2013).

A manutenção é definida pela Associação Brasileira de Normas Técnicas, NBR 5674, (ABNT, 1994) como uma combinação de medidas técnicas e administrativas, para fins de restauração de um determinado item de manutenção ou retorno a um estado onde possa desempenhar uma função necessária. Segundo Xenos (1998), as atividades de manutenção podem ser divididas em: (i) atividades de manutenção e (ii) atividades de melhoria.

As atividades de manutenção objetivam manter as condições operacionais originais e condições de desempenho ao restaurar eventuais deteriorações, enquanto as atividades de melhoria visam melhorar suas condições operacionais originais, desempenho e confiabilidade inerente (XENOS, 1998).

De acordo com pesquisa de Suzuki (2013), na indústria de mineração e metalurgia, em que se tem o desgaste como causa de parada ou perda de produção, é necessário se atentar ao sistema tribológico, além dos conhecimentos em materiais e processos metalúrgicos. Devido a fenômenos causados principalmente pela umidade, pelo tipo de matéria-prima, por partículas suspensas e por poluentes que afetarão o desempenho de equipamentos e componentes.

Segundo Martins e Laugeni (2006), o desempenho dos equipamentos tem ligação direta com sua disponibilidade física na linha de produção. Anteriormente, considerada mal necessário para os equipamentos, após estudos mais aprofundados, a manutenção passou a ser considerada uma estratégia de garantia da disponibilidade física do equipamento.

Para Hutchings (1992), o sistema tribológico consiste em dois componentes em contato móvel entre si e com a área adjacente. O tipo, evolução e grau de desgaste depende do material e do tratamento de superfície dos componentes, possíveis materiais intermediários, influências das áreas adjacentes e condições operativas. A Figura 2 de Czichos (2020) demonstra os elementos e fatores que podem constituir um sistema tribológico.

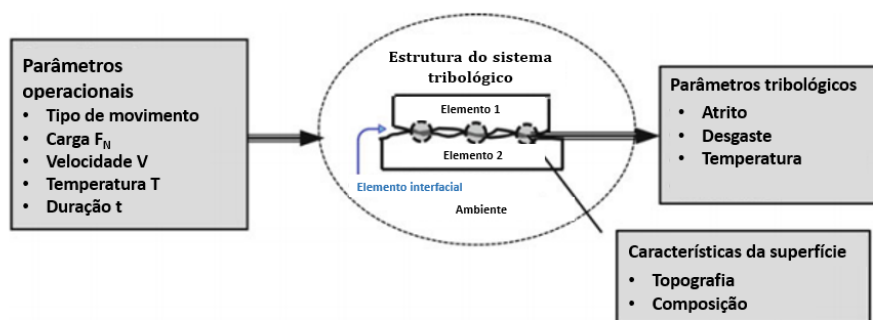


Figura 2 – Estrutura do Sistema Tribológico  
Fonte: Czichos (2020)

Sabe-se que o ritmo atual de desenvolvimento de novas tecnologias tem o potencial de impulsionar mudanças em toda a indústria, incluindo as indústrias de mineração e metalurgia. Esses setores enfrentam pressões de mercado, pressões ambientais e desafios relacionados à integração de conhecimento e tecnologia (CARVALHO *et al.*, 2016).

O desenvolvimento do setor minero-metalúrgico com foco em melhoria e redução de riscos e mitigação de impactos socioambientais tende a aumentar o conteúdo tecnológico das mineradoras, principalmente pela adoção de sistemas de desenvolvimento de mina e uma série de máquinas e equipamentos de monitoramento para alcançar operações mais automatizadas e eficientes. Esse movimento pode ser observado com a adoção de um sistema de produção cada vez mais autônomo (CARVALHO *et al.*, 2016).

Em busca da autonomia dos sistemas de produção e manutenção, os estudos em *Business Intelligence* (BI), *Machine Learning* ou Aprendizado de Máquinas vem sendo cada vez mais implementado. Segundo Rezende *et al.* (1999), um programa de aprendizado toma decisões baseado em dados acumulados através de soluções bem-sucedidas de problemas anteriores.

Nas últimas duas décadas, o Aprendizado de Máquina se tornou um dos pilares da tecnologia da informação. Com a quantidade cada vez maior de dados disponíveis, há boas razões para acreditar que a análise de dados inteligentes se tornará ainda mais difundido como um fator necessário para o progresso tecnológico (SMOLA; VISHWANATHAN, 2008).

Uma linguagem de programação com excelente aplicabilidade em programas de *Machine Learning* é a linguagem Python. Segundo Borges (2014), o Python tem uma linguagem clara e que leitura e compreensão do código-fonte de forma concisa, tornando-a mais produtiva.



Dessa forma, desenvolver programas que tomem decisões inteligentes de acordo com o histórico bem-sucedido é a forma mais promissora de se controlar o funcionamento de equipamentos em produção.

Considerando o contexto apresentado, tem-se como pergunta-problema do estudo:

**Como um programa de *Machine Learning* em linguagem Python pode contribuir para a análise da eficiência dos sistemas tribológicos dos equipamentos da Indústria Mineralo-Metalúrgica?**

## **1.2 Justificativa**

Segundo Gonçalves (2017), o desgaste prematuro é uma das maiores preocupações da indústria mineralo-metalúrgica, devido ao fato de ser a maior causa de paralisações inesperadas e perdas de produtividade por falha mecânica ou falha parcial.

Com o objetivo de reduzir o custo da manutenção não planejada e a necessidade de entender as variáveis relacionadas ao desgaste abrasivo na indústria metalúrgica e de mineração, foi estudada uma forma de desenvolver um programa de *Machine Learning* na linguagem Python para analisar a eficiência do sistema tribológico do equipamento e prever suas possíveis falhas.

Portanto, este estudo é significativo principalmente pelo conhecimento do sistema tribológico da indústria de mineração, que envolve a instalação e operação de equipamentos para aumentar a vida útil das peças, evitar manutenções corretivas e melhorar a gestão da produção. Assim como, tornar o processo mais autônomo e eficiente com decisões inteligentes a partir do aprendizado de máquinas.

## **1.3 Objetivos**

### *1.3.1 Geral*

Desenvolver um programa para analisar a eficiência de sistemas tribológicos dos equipamentos da indústria mineralo-metalúrgica, utilizando o *machine learning* na linguagem Python.

### 1.3.2 Específicos

- Realizar fundamentação teórica sobre Tribologia, Sistema Tribológico, PCM – Manutenção Produtiva Total, *Machine Learning* e Linguagem Python.
- Identificar os parâmetros controláveis dos equipamentos, classificá-los e montar o *Dataset*;
- Desenvolver o algoritmo *Learning* na linguagem Python;
- Demonstrar vantagens e desvantagens da utilização de um programa *Machine Learning* em linguagem Python para análise da eficiência do Sistema Tribológico na Indústria Minero-Metalúrgica.

## 1.4 Estrutura do Trabalho

O trabalho é composto por cinco capítulos, que estão divididos da seguinte forma: o primeiro trata da introdução, composta pela formulação do problema, pela justificativa, pelos objetivos gerais e específicos e pela estrutura do trabalho. O segundo capítulo consiste no embasamento teórico a respeito do tema abordado no trabalho, que engloba fundamentos teóricos de tribologia, manutenção, *machine learning* e Python. O terceiro capítulo é dedicado a expor a metodologia utilizada nos estudos e desenvolvimento do programa. No quarto capítulo consta os resultados e discussões obtidos a partir das análises, assim como as vantagens e desvantagens assinaladas. E por fim, o quinto capítulo descreve as conclusões do estudo.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 Planejamento e Controle da Manutenção

Segundo Kardec e Nascif (2009), no período antecedente a Segunda Guerra Mundial, as falhas dos equipamentos eram tratadas como algo natural, que derivavam do desgaste do equipamento devido à idade. Somente após a parada do equipamento que se estudavam soluções para o problema, o que hoje se conhece como manutenção corretiva, em que os estudos são voltados para a reparação do ativo.

Sendo assim, Kardec e Nascif (2009), afirmam que naquela época, devido à pouca utilização de máquinas nas indústrias, as paradas não programadas não geravam tamanha preocupação como nos dias atuais, uma vez que os impactos na produção eram baixos.

Conforme Freitas (2016), após a Segunda Guerra Mundial, devido à escassez de mão de obra, as indústrias se viram na necessidade de aumentar a mecanização da produção, empregando máquinas mais complexas e de amplas funções. A partir disso, evitar as falhas desses equipamentos se tornou algo extremamente necessário e de maior foco no desenvolvimento das empresas.

Com isso, Kardec e Nascif (2009) trazem a afirmação de que houve o reconhecimento geral por parte das indústrias da importância da manutenção preventiva do maquinário em períodos pré-determinados. Com o objetivo de evitar a queda de desempenho desses ativos e mitigar as falhas, começam os estudos relacionados a manutenção preventiva.

Segundo Freitas (2016), junto ao desenvolvimento de planos de manutenção mais elaborados, surgiram falhas cada vez mais complexas e distintas das corriqueiras da indústria, que se dá ao fato também de que os equipamentos serem mais exigidos, trabalhando sempre no limite.

Frente a essa situação desafiadora, Kardec e Nascif (2009) afirmam que esta fase do desenvolvimento da manutenção é marcada pelo uso de computadores pessoais rápidos, *softwares* poderosos que podem planejar, controlar e monitorar os serviços e desempenho do maquinário.

Segundo Costa (2009), além disso, o desenvolvimento tecnológico desse período trouxe à tona a utilização de técnica de manutenção preditiva, em que se utiliza computadores e *softwares* de monitoramento do estado do equipamento. Com os dados coletados é possível identificar a anomalia e traçar o diagnóstico da falha com a comparação de dados previamente coletados.

Outro importante conceito estudado por Fogliatto e Ribeiro (2009) durante esse período é o de confiabilidade, utilizado cada vez mais em manutenção. Com foco em manutenção centrada em confiabilidade, estabelecem uma melhor estratégia de reparo dos equipamentos, gerando maior segurança na operação do equipamento, com maior benefício e menor custo.

Para Xenos (1998), existem dois principais fatores que influenciam na minimização das falhas prematuras dos equipamentos. O primeiro deles é o estabelecimento de comunicação entre as áreas e o outro é o Método de Prevenção da Manutenção. O autor define esse método como conduzir atividades juntamente com o fabricante do equipamento, para reduzir a quantidade de manutenções dadas durante a sua operação.

Os autores Kardec e Nascif (2009) ainda complementam que as práticas de manutenção preditiva e acompanhamentos do *status* dos equipamentos e dos processos estão cada vez mais frequentes na rotina das empresas, visto que esse monitoramento diminui o número de paradas produtivas ocasionadas pela manutenção preventiva, resultando em uma maior disponibilidade física do equipamento. Para esses autores, a quarta geração de novos projetos de equipamentos concentra-se em aspectos confiabilidade da instalação, disponibilidade e custo do ciclo de vida; e trazem grandes benefícios econômicos para toda a empresa.

### *2.1.1 Disponibilidade do equipamento*

Segundo Fogliatto e Ribeiro (2009), programas de manutenção centrados em confiabilidade vêm sendo adotados por indústrias com o intuito de conter os custos e aprimorar a manutenção, promovendo assim avanços na disponibilidade física e segurança do maquinário.

Para Kardec e Nascif (2009), a disponibilidade mede a capacidade do projeto estar em condições de pleno uso com relação a sua confiabilidade, sua manutenibilidade e seu suporte técnico, em um determinado momento ou período de tempo. Os autores ainda mencionam que o grau de grandeza pode ser dividido em: (i) disponibilidade inerente, (ii) disponibilidade técnica e (iii) disponibilidade operacional.

Xenos (1998) ressalta que a principal diferença entre essas classificações é o tempo médio de disponibilização do ativo. Nem a disponibilidade inerente nem a disponibilidade técnica consideram o tempo adicional em logística, espera, atrasos e outros tempos durante a manutenção, ou seja, essas disponibilidades refletem a porcentagem de tempo que o ativo fica

disponível sem demora ou perda de tempo. Por outro lado, a disponibilidade inerente considera apenas o tempo gasto na manutenção corretiva, enquanto a disponibilidade técnica inclui tanto a manutenção corretiva quanto a preventiva.

Kardec e Nascif (2009) afirmam que a disponibilidade operacional é a de maior importância para o setor produtivo, a partir dela se tem uma reposte real da situação da produção. A equação (2) apresenta as variáveis que influenciam na disponibilidade operacional. Esta é calculada a partir do tempo médio entre manutenções (TMEM) e o tempo médio de paralisações (TMP), que se obtém o tempo médio de reparos (TMPR), de esperas, de atrasos, paradas de manutenção preventiva ou qualquer forma de indisponibilizar a máquina.

$$\text{Disponibilidade Operacional (\%)} = \frac{TMEM}{TMEM + TMP} \times 100 \quad (2)$$

Kardec e Nascif (2009) destacam em sua pesquisa que o o TMPR é o mais importante indicador para manutenção. Ele é definido a partir da mantabilidade do equipamento, que é a facilidade de se consertar o equipamento, do plano de manutenção elaborado e da capacidade técnica do operador da manutenção.

## **2.2 Equipamentos utilizados nos processos de mineração**

### **2.2.1 Correia transportadora**

Segundo SSRUBER (2013), o princípio básico de funcionamento da correia transportador consiste em duas ou mais polias que movimentam uma superfície em que determinados materiais ou objetos, são transportados. Seu uso é muito comum em indústrias de mineração.

Para Sacramento (2004), os principais componentes da correia transportadora são: 1 – Correia; 2 – Tambores; 3- Guias laterais; 5 –Roletes; 6 –Freios; 7 – Chute; 8 – Estrutura; 9 – Drive. O Drive é o conjunto de acionamento do sistema, composto por um motor elétrico e um sistema de transmissão redutor de velocidade, geralmente as correias tem uma baixa velocidade. E, em alguns casos, possui um inversor de frequência a fim de minimizar os solavancos na partida do motor.

Portanto, para Sacramento (2004), é importante destacar que o funcionamento normal e diário de um transportador de correia se traduz em fenômenos tribológicos. O material sendo transportado já é um gerador de atrito e desgaste. Entretanto, a falta de inspeção e manutenção, poderá se traduzir em atrito e desgaste abrasivo. O desgaste abrasivo pode

abreviar a vida útil de componentes e do próprio equipamento, comprometendo sua disponibilidade física na linha produtiva.

### 2.2.2 *Britador*

Os britadores são máquinas usadas para reduzir o tamanho de rochas e pedras na produção de agregados, em aplicações de reciclagem de materiais de construção e em operações de mineração. Os equipamentos padrões de britagem na indústria mineral são os britadores de mandíbulas, giratórios e cônicos. No entanto, devido as enormes diferenças físico-químicas entre os diversos tipos de minérios, os teores cada vez mais empobrecidos e, principalmente devido à busca pela otimização e baixa de custos, existem atualmente no mercado uma variedade de britadores para atender o mercado mineral (MULLAR, *et al.* 2002).

Segundo Adonis (2019), o princípio de funcionamento do britador giratório consta do movimento de aproximação e distanciamento do cone central em relação à carcaça invertida. Este movimento circular (85 a 150 rpm) faz com que toda a área da carcaça seja utilizada na britagem, o que fornece ao britador uma grande capacidade de operação.

### 2.2.3 *Empilhadeira*

Segundo Schofield (1980), o empilhamento de granéis minerais pode ser realizado através de diversos equipamentos. Além das máquinas apoiadas sobre trilhos, existem máquinas apoiadas sobre esteiras. No caso dos pátios, a maior parte das máquinas está sobre trilhos com raras exceções em que, por exemplo, a pilha seja extremamente larga ou que a adoção de máquinas sobre trilhos não se justifique

As empilhadeiras normalmente são classificadas a partir de quantas lanças para empilhamento possuem e quantidade de graus de liberdade de seus movimentos. Os requisitos para escolha do modelo devem levar em consideração a utilização do equipamento, o pátio onde será instalada e os custos relacionados à instalação da máquina, bem como sua manutenção (SCHOFIELD, 1980).

## 2.3 **Tribologia**

Após o Renascimento, Leonardo Da Vinci (1452-1519), que foi considerado o pai Tribologia moderna, fez contribuições importantes para a compreensão deste fenômeno de fricção e desgaste. Por meio de sua pesquisa, ele mediu o atrito no plano horizontal e no plano inclinado, provou que quando o corpo desliza, eles dependem da força normal e são

independentes da área de contato aparente. Da Vinci também levantou uma diferença entre o atrito de deslizamento e o atrito de rolamento e elencou o coeficiente de atrito como proporcional a força normal (ZUM GAHR, 1987 *apud* RADI *et al.*, 2007).

Na figura 3, são mostrados os desenhos dos equipamentos desenvolvidos por Da Vinci, com as forças de atrito em diferentes áreas. Estes são os primeiros registros de tribômetros da história (RADI, 2007).

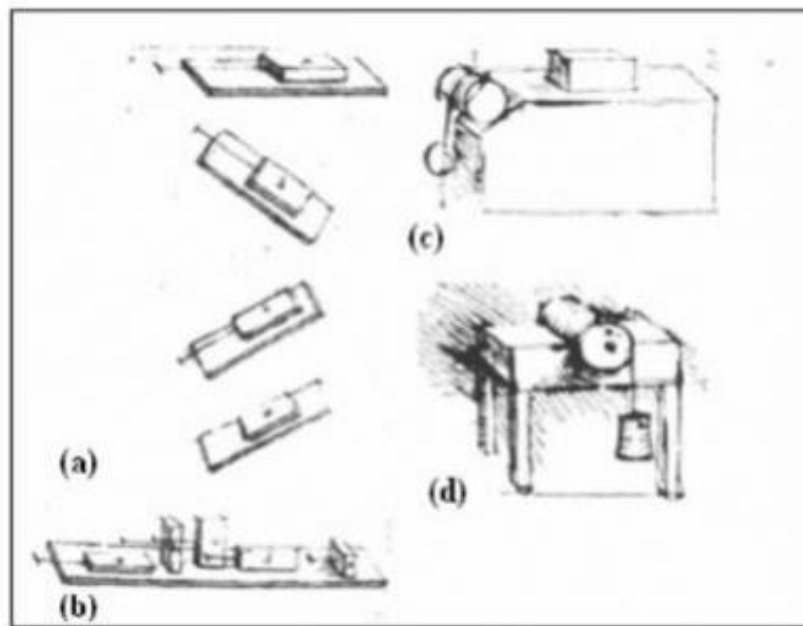


Figura 3 - Tribômetros desenvolvidos por Leonardo Da Vinci: a) Superfícies horizontais e inclinadas com atrito. b) considerando o efeito da área aparente. c) considerando uma polia. d) considerando o torque.  
 Fonte: Adaptado de Radi *et al.* (2007).

De acordo com Jost (1990), o termo tribologia é derivado do grego TRIBOS que significa atrito, e LOGOS que significa aprendizado, então a tradução literal seria "Estudo do Atrito" ou a ciência de estudar atrito. Para SKF (2013), tribologia é definida como "A ciência e a tecnologia da interação entre superfícies com movimento relativo e dos assuntos e práticas relacionadas".

Segundo Zum Gahr (1987), a tribologia também é responsável pela pesquisa científica dos diferentes tipos de atrito, lubrificação e desgaste, assim como, as aplicações técnicas do conhecimento tribológico. De acordo com Hutchings (1992), o movimento relativo entre as superfícies de dois sólidos é fundamental para o funcionamento dos mecanismos.

## 2.4 Rugosidade

Para Parra *et al.* (2006), a rugosidade é “um conjunto de irregularidades, fundamentalmente salientadas e reentrâncias, que caracteriza uma determinada superfície”, bastante estudada no campo de engenharia mecânica.

Segundo Santos (2007), qualquer superfície possui irregularidades do seu próprio processo de geração. Suas características são definidas em três níveis: erros de forma, ondulação e rugosidade. A rugosidade é definida por irregularidades de menor espaçamento, diferentemente da ondulação.

Na figura 4 é possível observar os diferentes fatores que causam as irregularidades superficiais que provocam as rugosidades nos materiais. Segundo Ewalds e Wanhill (1993), todas as irregularidades mostradas são básicas/geométricas, como defeitos pontuais, lineares, superficiais e volumétricos. Para isso, é preciso que uma representação matemática apropriada seja elaborada de forma a descrever o movimento cinético relativo e a dinâmica desses efeitos.

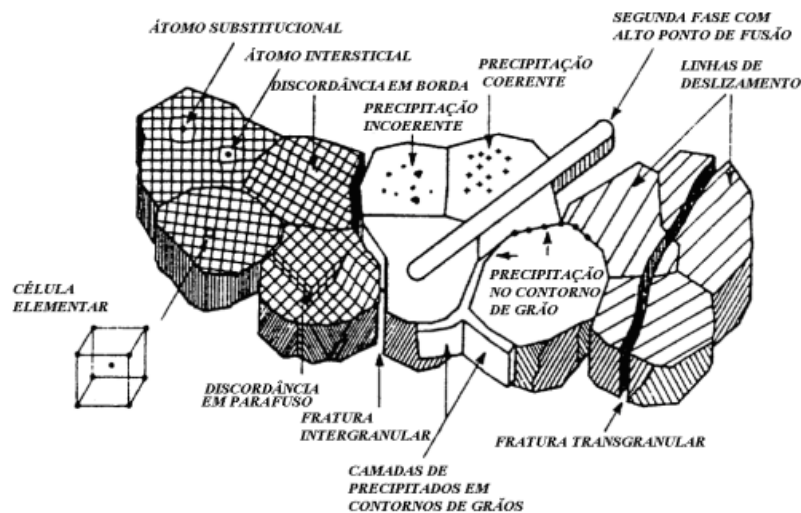


Figura 4 - Diferentes fatores de irregularidades superficiais  
 Fonte: Adaptado Ewalds e Wanhill (1993)



## 2.5 Sistema Tribológico e Fenômenos Tribológicos

De acordo com Hutchings (1992), o movimento relativo entre sólidos é crucial para o funcionamento de componentes mecânicos e são raras as máquinas e/ou equipamentos que não possuem peças móveis em sua composição. Todavia, esse movimento de contato entre sólidos provoca desgaste das peças devido ao atrito, que é a maior causa de perda de material e degradação de peças mecânicas.

Para Czichos (2020), o conhecimento de tribologia pode ser usado em todos os tipos de projetos mecânicos que envolvam peças móveis em movimento relativo a outras. Para demonstrar esses eventos, criou-se um modelo esquemático, apresentado na figura 5, constituído por quatro elementos: corpo sólido (1), contra corpo (2), elementos de interface (como, por exemplo, os lubrificantes) e ambiente externo onde os componentes estão inseridos.

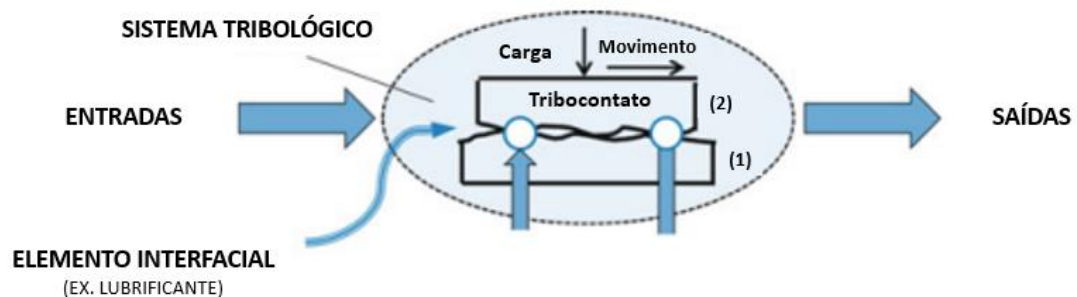


Figura 5 - Esquema representativo dos elementos do sistema tribológico  
Fonte: Adaptado de Czichos (2020)

Com isso, a finalidade do tribologia é estudar as transformações decorrentes do que acontece entre as entradas e saídas, interligando os distúrbios do atrito que é inerente ao sistema e as diversas perda geradas (CZICHOS, 2020).

### 2.5.1 Atrito

Para Fisher *et al.* (2006), o conceito de atrito envolve estática e cinética e está relacionado às superfícies dos objetos em contato com a força externa. O atrito é causado pela deformação entre as superfícies de contato entre os materiais e a adesão entre átomos e moléculas em superfícies opostas. Ocorre de forma tangente à superfície e seu módulo não

tem relação com a área de contato aparente entre as superfícies, porém depende diretamente do valor normal da força.

Conforme Bueno *apud* Cetlin e Helman (2010), o atrito é uma força natural e seu mecanismo acontece através da resistência superficial causada pelo deslizamento de dois objetos em contato.

Na figura 6, Hutchings (1992) apresenta um esquema para exemplificar o contato entre duas superfícies de materiais diferentes. É importante ressaltar que a olho nu é praticamente impossível notar as irregularidades presentes nas superfícies, mas essas rugosidades são a principal causa do atrito gerado com a movimentação das partes.

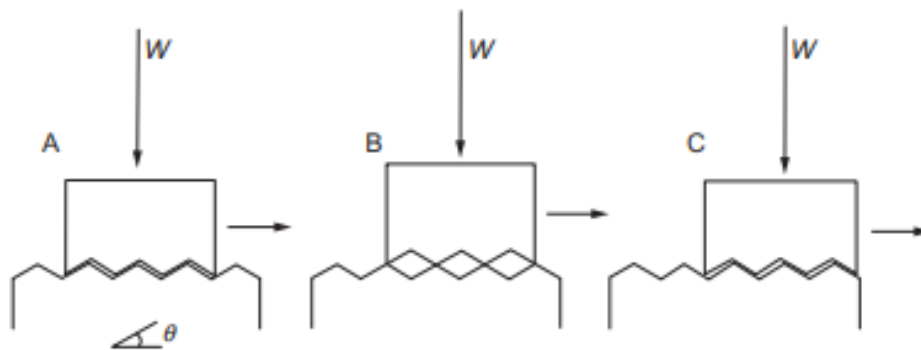


Figura 6 - Diagrama dos princípios do Modelo de Coloumb sobre atrito  
Fonte: Hutchings (1992)

### 2.5.2 Processo de desgaste

Segundo Czichos (2020), desgaste é um processo de deterioração da superfície de um sólido, geralmente envolve perda de material devido ao movimento relativo entre as partes do sistema tribológico.

Hutchings (1992) afirma que o desgaste é um fenômeno determinado por meio de testes no sistema, e analisa parâmetros como características da superfície, composição química do material, distância de deslizamento, a velocidade e a carga aplicadas. Portanto, para definir a eficácia das propriedades tribológicas, é necessário especificar um sistema ao qual o equipamento está inserido.

Conforme Ludema (1996), o desgaste superficial ocorre conjuntamente por meio de dois ou mais processos ativos. A ação do ciclo interativo entre objetos pode assumir muitas formas e continuará a mudar com o tempo. O desgaste pode ser controlado entre as taxas de desgaste, geração e perda de partículas.

De acordo com Peterson *apud* Radi *et al.* (2007), o desgaste é causado pela cinemática do sistema. As partículas resultantes do processo de desgaste ainda podem ser classificadas pelo estado físico do corpo, (sólido ou líquido) ou alto ângulo de ação (alto ou baixo).

Para Kato (2001), existem três principais movimentos relativos que originam o desgaste, são eles: movimento de deslizamento, movimento de rolamento e a combinação desses dois. Além disso, os tipos de desgaste podem existir de maneira separada ou conjuntamente com outros tipos. Na figura 7, pode-se observar as quatro subdivisões de desgaste que existem.

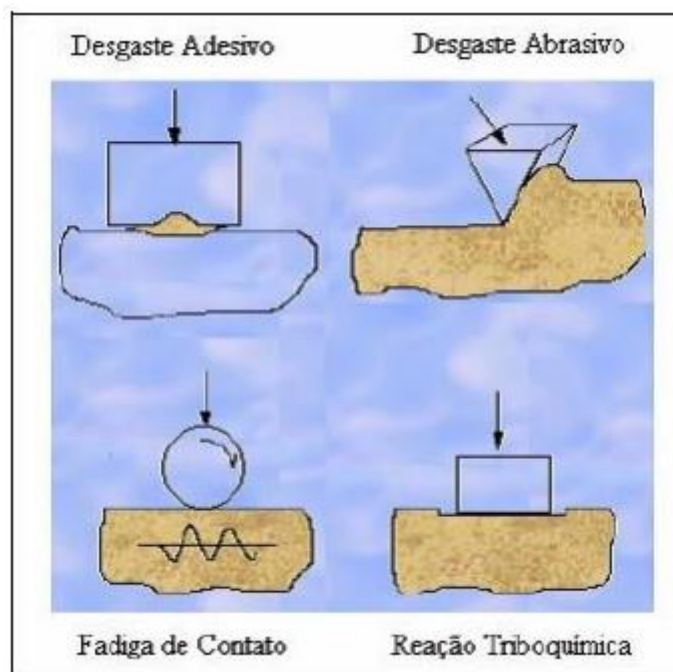


Figura 7 - Principais processos de desgaste  
Fonte: Zum Gahr (1987)

Ainda de acordo com Kato (2001) e mostrado na figura de Zum Gahr (1987), adesão é a formação e ruptura da união adesiva interfacial, como por exemplo juntas por solda a frio e desgaste por atrito. A abrasão é a remoção de material mediante processo de riscamento, como processo de microusinagem. A fadiga de contato é a formação de trincas na superfície devido a ciclos de esforços causando a separação do material. Por último, as reações triboquímicas são devidos a reações de produtos que ocasionam o desgaste por reações químicas no corpo do equipamento.

- **Desgaste Abrasivo**

O desgaste abrasivo é o tipo de desgaste mais recorrente nos equipamentos industriais, ele acontece quando partículas fixas são colocadas em movimento relativo (HUTCHINGS, 1992). Segundo Stachowiak e Batchelor (2005), para a ocorrência do desgaste abrasivo, um objeto sólido deve ser pressionado contra outro objeto de dureza igual ou maior.

Conforme Zum Gahr (1987), a abrasão de dois corpos ocorre quando uma superfície dura e rugosa desliza por uma superfície de menor dureza, gerando ranhuras. Já a abrasão entre três corpos acontece quando partículas duras possuem movimento de rolamento livre entre duas superfícies. A figura 8 apresenta um esquema referente aos dois tipos de desgaste abrasivo.

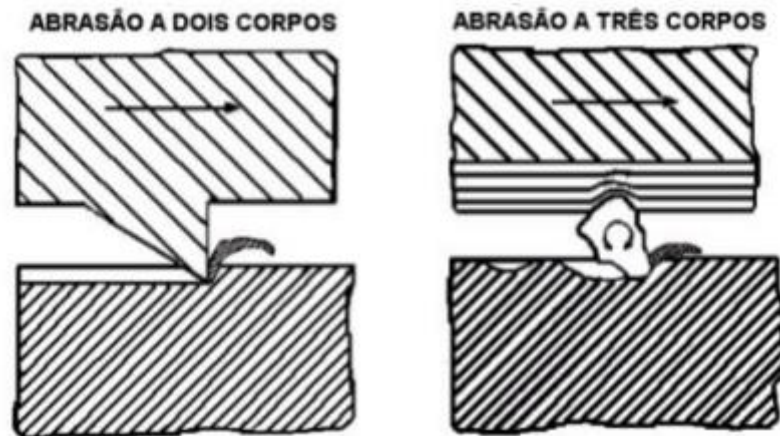


Figura 8 - Esquema do desgaste abrasivo entre dois e três corpos  
Fonte: Adaptado Zum Gahr (1987)

Uma diferença importante entre o desgaste abrasivo a dois corpos e o desgaste abrasivo entre três corpos é o tipo de movimento entre os corpos. Segundo Hutchings (1992), o desgaste abrasivo por dois corpos acontece pelo movimento de deslizamento, enquanto por três corpos acontece por rolamento.

- **Equação de Archard**

De acordo com Hutchings (1992), a equação de Archard para desgaste abrasivo é crucial para determinar a taxa de desgaste de material removido por unidade de distância de deslizamento. Considerando condições de movimento de deslizamento, a equação de Archard (1) pode ser definida como: o volume de material removido ( $Q$ ), diretamente proporcional à carga aplicada à superfície ( $W$ ) e à constante ( $k$ ) que mede a severidade do desgaste e inversamente proporcional a dureza do material desgastado ( $H$ ).

$$Q = k * W/H \quad (1)$$

É possível observar um exemplo de Hutchings (1992) na figura 9, em que se tem o esquema de uma partícula idealizada com movimento de deslizamento relativo a uma superfície de material dúctil. Essa partícula sofre a força de uma carga normal  $\Delta F_N$ , que forma um ângulo  $\alpha$  com o plano do centro da partícula em direção ao material desgastado. (HUTCHINGS, 1992) A taxa de desgaste abrasivo gerado pelas partículas atuantes é definida pela equação de Archard (1) conforme mencionado anteriormente.

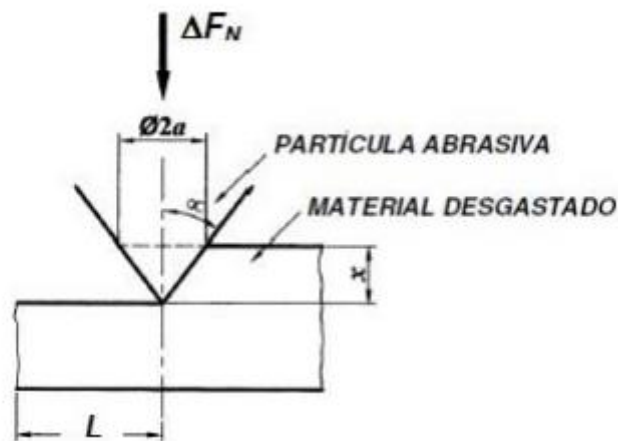


Figura 9 - Partícula idealizada deslizando sobre a superfície de um material dúctil

Fonte: Hutchings (1992)

- **Desgaste Adesivo**

Conforme Rabinowicz (1995), a ocorrência do desgaste adesivo se dá no escorregamento de duas superfícies com pressões intensas entre as partes, devido a aspereza de cada superfície. O aumento da temperatura durante o processo é algo bastante notável, além de envolver deformação plástica, adesão e formação de junções.

Para Hutchings (1992), este tipo de desgaste é o principal problema quando se tem contato de duas faces do mesmo material, como aços e suas ligas. A lubrificação deficiente, velocidades elevadas combinadas de altas temperaturas contribuem ainda mais para o desgaste adesivo.

Segundo Sikorski (1995), a força de adesão varia de acordo com a área de contato com o material, com a deformação plástica ocorrida e a estrutura cristalina do material. O

coeficiente de adesão de um material é definido como a razão entre a força contrária ao desgaste e a força normal a compressão aplicada.

A figura 10 de Rabinowicz (1995) apresenta um esquema de deslizamento de materiais de diferentes durezas. A superfície azul possui dureza maior que a pontilhada, por isso causa plastificação e soldagem a frio do material retirado.

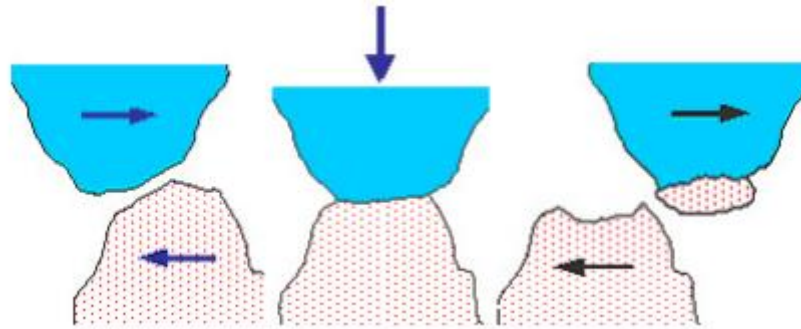


Figura 10 - Esquema de desgaste adesivo  
Fonte: Adaptado de Rabinowicz (1995)

- **Desgaste Erosivo**

Segundo Sundararajan e Roy (1997), a erosão é um fenômeno considerado puramente mecânico, em que há remoção de material forçada em determinada região do corpo. A perda de material começa no contato de sua superfície com partículas sólidas que provocam a erosão.

Para Hutchings (1992), o desgaste erosivo está associado ao desprendimento de material por ruptura plástica de metal deslocado dos locais de impacto para as bordas da cratera formada. Embora cada impacto desloque o material do entalhe formado, muitas vezes não se tornará destacado como detritos de desgaste até que tenha experimentado vários ciclos de deformação plástica e se tornar extremamente endurecido.

Tassi (2010) apresenta os tipos de desgaste por erosão, sendo eles: erosão-corrosão, erosão por partículas sólidas, erosão por líquidos e erosão por cavitação. O desgaste resultante de um fluxo de partículas se chocando com o material depende das condições de incidência do fluxo e as propriedades do material e das partículas.

Finnie *apud* Marques (2006) apresentam os principais fatores de influência do desgaste:

- Operacionais: velocidade da partícula; ângulo de impacto, temperatura, números de partículas por unidade de área e tempo; corrosividade do meio;

- Propriedades da superfície: tipo de material, morfologia, nível de tensão, dureza, porosidade, tamanho do grão e rugosidade;
- Propriedades das partículas: tipo de material, morfologia, nível de tensão, dureza.

- **Desgaste Triboquímico**

Para Zum Gahr (1987), o desgaste triboquímico ocorre devido ao atrito entre duas superfícies sólidas em um ambiente corrosivo, que provoca a formação e remoção contínua da camada de reação na superfície de contato. Em um meio com presença de oxigênio, os fragmentos de desgaste são formados por óxidos presentes nas superfícies e removidos por atrito.

Rabinowicz (1995) afirma que o dano e a perda de qualidade da superfície desgastada pelo processo bioquímico são causados por diversos motivos. Ou seja, o desgaste triboquímico é estreitamente determinado pela cinética de formação das partículas e suas propriedades as quais determinam sua resistência à remoção, como por exemplo a ductilidade do material, resistência mecânica e adesão ao substrato.

Para Rabinowicz (1995), a resistência à trinca das camadas triboquímicas é proporcional a resistência mecânica do meio. Para diminuir o desgaste a camada de reação produzida precisa ter dureza igual a dureza do corpo desgastado, para que o ataque abrasivo de partículas da superfície seja reduzido.

Segundo Hutchings (1992), a maioria das superfícies cerâmicas estão sujeitas a desgaste triboquímico, que ocasionam a formação de um filme na superfície do material que pode modificar o comportamento de atrito relativo entre os corpos. Essas reações ocorrem muito mais rapidamente em contatos deslizantes do que uma superfície livre na mesma temperatura.

### 2.5.3 *Lubrificação*

Segundo Fuller (1984), a força de atrito total depende principalmente da resistência ao cisalhamento do material. O objetivo da lubrificação é introduzir uma película de baixa resistência ao cisalhamento entre as peças, para enfraquecer a resistência dessas juntas, reduzindo o atrito. Em alguns casos, os lubrificantes não podem parar completamente o contato com a rugosidade, embora possa reduzir a gravidade dessa situação. Portanto, o uso de lubrificantes sempre reduzirá a taxa de desgaste, que será uma função direta do tipo atual de lubrificação.

Equipamentos podem ser danificados, devido ao tipo de lubrificante utilizado, causando corrosão nas superfícies de contato. Por isso as propriedades físicas básicas do fluido lubrificante que determinam a sua lubrificação e o seu desempenho devem ser consideradas; propriedades como viscosidade, dependência da temperatura de viscosidade, índice de viscosidade, ponto de fluidez, ponto de fulgor, volatilidade, estabilidade à oxidação, estabilidade térmica e etc. Juntamente com as unidades e métodos apropriados de medição desses valores (STACHOWIAK, 2007).

Stachowiak (2007) também apontou que óleos minerais e sintéticos, emulsões, graxas e fluidos têm sido usados como lubrificante de máquinas. Os principais elementos de escolha dos lubrificantes são: antioxidante, resistente ao desgaste e corrosão, mantendo a viscosidade em altas temperaturas e configuração de lubrificação de película fina. Poucos lubrificantes atendem a esses padrões, por isso aditivos líquidos ou semissólidos são adicionados para melhorar seu desempenho. Porém, a incompatibilidade de lubrificantes e aditivos básicos pode levar a falhas industriais caras, visto isso, lubrificantes sintéticos foram desenvolvidos em todos os quesitos para minimizar esse problema.

Para Falcão (2012), ainda mais importante que o uso de lubrificantes, é realizar a sua troca periódica de acordo com as recomendações do fabricante, principalmente na indústria de mineração e metalurgia devido ao excesso de partículas contaminantes. Depois de usar por um período de tempo, o lubrificante perde suas propriedades. Portanto, uma substituição é necessária para que continue a execução as funções recomendadas durante o processo e garanta o funcionamento adequado de equipamentos e peças.

## **2.6 *Machine Learning***

De acordo com Urbina e De La Calleja (2017), a enorme quantidade de conteúdo digital disponível em diferentes áreas tem motivado pesquisas e desenvolvimento de diferentes disciplinas que facilitam a busca, organização e análise desse conteúdo. A Mineração de Dados, conhecida pelo termo em inglês *Data Mining*, e o Aprendizado de Máquina, ou *Machine Learning*, são disciplinas que surgiram para analisar essas informações de uma maneira automatizada, encontrando padrões e relações em dados brutos, contribuindo para a resolução de problemas complexos.

Witten, Frank e Hall *apud* Urbina e De La Calleja (2017) consideram a mineração de dados como o processo de extração de conhecimento oculto em grandes volumes de dados.



Tecnicamente, a mineração de dados é o processo de encontrar correlações ou padrões entre milhares de campos em grandes bancos de dados. Neles os registros de dados são retornados de acordo com uma consulta, enquanto na mineração de dados, o que é recuperado não está explícito no banco de dados, ou seja, padrões implícitos. A mineração de dados encontra esses padrões e relacionamentos usando ferramentas de análise de dados e técnicas para construir modelos, portanto se configura um aprendizado de máquina

Segundo Mitchell *apud* Urbina e De La Calleja (2017), a aprendizagem pode ser a característica mais distinta da inteligência humana, e inclui aquisição de conhecimento, desenvolvimento de habilidades, organização do conhecimento e descoberta de fatos, entre outros aspectos. Para Bishop *apud* Urbina e De La Calleja (2017), os processos de aprendizagem humana estudando e modelando computacionalmente, geralmente, são divididos em duas abordagens: aprendizagem supervisionada (classificação) e aprendizagem não supervisionada (agrupamento), que também são conhecidos como preditivos e descritivos, respectivamente.

Mitchell (1997) afirma que a aprendizagem supervisionada depende de um conjunto de exemplos de treinamento para os quais a propriedade alvo, por exemplo, uma classificação, é conhecida com confiança. Em seguida, um algoritmo é treinado neste conjunto de exemplos e o mapeamento resultante é aplicado a outros exemplos para os quais a propriedade de destino não é acessível. O conjunto de treinamento deve ser representativo, o que significa que o espaço de parâmetros coberto pelo os atributos de entrada devem abranger aquele para o qual o algoritmo será usado.

Urbina e De La Calleja (2017) mostram, em contraste com a aprendizagem supervisionada, a abordagem não supervisionada não usa informações sobre o alvo propriedade para as instâncias e tenta identificar padrões nos dados criando grupos naturais. Algoritmos não supervisionados geralmente requerem algum tipo de entrada inicial.

Segundo Xiao *et al. apud* HENRIQUE *et al.* (2019) as técnicas de aprendizado de máquina, que integram sistemas de inteligência artificial, buscam extrair padrões aprendidos de dados históricos - em um processo conhecido como treinamento ou aprendizagem. Após a extração dos dados inicia-se o processo de previsões sobre novos dados.

Para Henrique *et al.* (2019), estudos empíricos usando aprendizado de máquina geralmente têm duas fases principais. O primeiro aborda a seleção de relevantes variáveis e modelos para a previsão, separando uma parte do dados para o treinamento e validação dos modelos, otimizando assim eles. A segunda fase aplica os modelos otimizados aos dados destinados a testes, medindo assim o desempenho preditivo.

### 2.6.1 *Decision Tree*

Para Mitchell (1997), *Decision Tree Learning* é um método amplamente utilizado para conclusão indutiva, é aplicado com sucesso a uma vasta variedade de problemas práticos. O *Decision Tree*, ou árvore de decisão, fornece uma descrição gráfica das decisões a serem tomadas, os atributos selecionados e os resultados associados a combinações de decisões e atributos.

Segundo Scikit-learn (2021), *Decision Tree* é um método de aprendizado supervisionado não paramétrico, utilizado para classificação e regressão. Seu objetivo é criar um modelo de preveja o valor de uma variável destino, aprendendo regras de decisão simples inferidas dos recursos de dados. Uma árvore de decisão pode ser vista como uma aproximação constante por partes.

A figura 11 foi adaptada da pesquisa de Urbina e De La Calleja (2017) e apresenta um exemplo de árvore de decisão para classificar estudantes como aprovados ou não aprovados. Basicamente, as árvores de decisão são feitas a partir de nós e ramos. Os nós estão representados na figura como as caixas de quesitos a serem analisados nos estudantes para o resultado de aprovação ou reprovação. De maneira geral, os nós são os pontos onde uma escolha deve ser feita, enquanto os ramos representam uma das alternativas ou rotas de decisão possíveis. Um nó raiz é onde o processo de decisão começa, no caso do exemplo apresentado o nó raiz é a performance acadêmica.

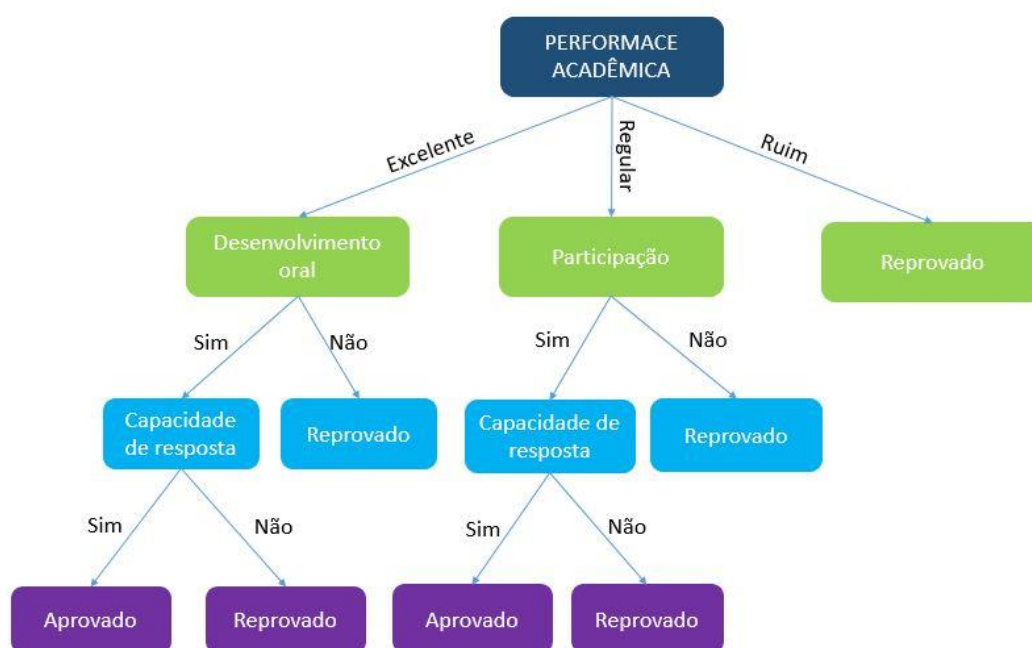


Figura 11 - *Decision Tree*: Classificação de estudantes como aprovado ou reprovado  
 Fonte: Adaptado de Urbina e De La Calleja (2017)

Segundo Quilan *apud* Mitchell (1997), a maioria dos algoritmos que foram desenvolvidos para aprendizados de árvores de decisão são variações em um algoritmo central que busca de cima para baixo através do espaço de possíveis decisões.

Para Monard e Baranauskas (2003), os algoritmos que induzem o método de árvores de decisão são pertencentes à família de algoritmos *Top Down Induction of Decision Trees (TDIDT)*. As árvores de decisão são estruturas de dados que contém um nó folha que corresponde a uma classe e é o “fim de uma decisão”; ou um nó de decisão que corresponde a um teste de atributo, para cada resposta ao teste a decisão é direcionada a outra aresta da árvore.

Existem diversas vantagens para utilizar o método de aprendizagem de árvore de decisão. Como, por exemplo, a facilidade de entender e interpretar o código; requer pouca preparação dos dados que serão utilizados; os dados de previsão são logarítmicos ao número de pontos de dados usados para treinar a árvore; o modelo é validado por meio de testes estatísticos, o que torna possível contabilizar a confiabilidade do modelo (SCIKIT-LEARN, 2021).

Acurácia é o nome dado à contabilização da confiabilidade do modelo. Através desse número é possível prever a assertividade do modelo de acordo com o conjunto de dados oferecidos para treino e para teste (SCIKIT-LEARN, 2021).

## 2.7 Linguagem Python

Segundo Borges (2014), a linguagem Python é uma linguagem de programação dinâmica, interpretada e orientada a objetos. Seu crescimento tem sido amplamente visto devido a sua alta compatibilidade nos sistemas operacionais e versatilidade para complementar outros sistemas. Python é a linguagem mais popular quando se trata de análise de dados e possui como maior vantagem sua simplicidade que reduz a manutenção frequente do programa.

A simplicidade e produtividade do Python se dá pela sua sintaxe clara e concisa, favorecendo a legibilidade do código-fonte. Python é uma linguagem interpretada (linguagem *script*), o que permite automatizar tarefas e adicionar funcionalidades, como *LibreOffice*, *PostgreSQL* e *Blender*. A linguagem é interpretada através de *bytecode* pela máquina virtual Python, o que torna o código portátil entre um sistema e outro, o que facilita a compilação de aplicações nas plataformas (BORGES, 2014).

Python é um *software* de código aberto com licença compatível com a *General Public License (GPL)*. Isso permite que o Python seja incorporado em produtos proprietários, por ser uma linguagem menos restritiva. A especificação da linguagem é mantida pela *Python Software Foundation (PSF)*.

Conforme pesquisa de Coelho (2007), para a escrita de programas mais robustos, o Python pode ser desenvolvido em um arquivo texto e salvo em *.py*, proporcionando a reutilização do código mais facilmente.

### 2.7.1 Módulos do Python

Segundo Borges (2014), os módulos do Python são arquivos-fonte que são importados para o programa. Eles contêm a estrutura do Python e são executados quando importados. Após a importação, são armazenados em arquivo (extensão *.pyc* ou *.pyo*) e possuem *namespace* próprio.

Para Coelho (2007), os módulos são arquivos em códigos Python que foram construídos com o intuito de serem importados. Para o interpretador Python, qualquer arquivo com terminação *.py* é considerado um módulo.

Na figura 12 tem-se a estrutura simplificada de um módulo, segundo Borges (2014). Para a localização dos módulos, o interpretador utiliza a lista de pastas *PYTHONPATH* (*sys.path*). Para importação dos módulos no programa, utiliza-se a instrução *import*.

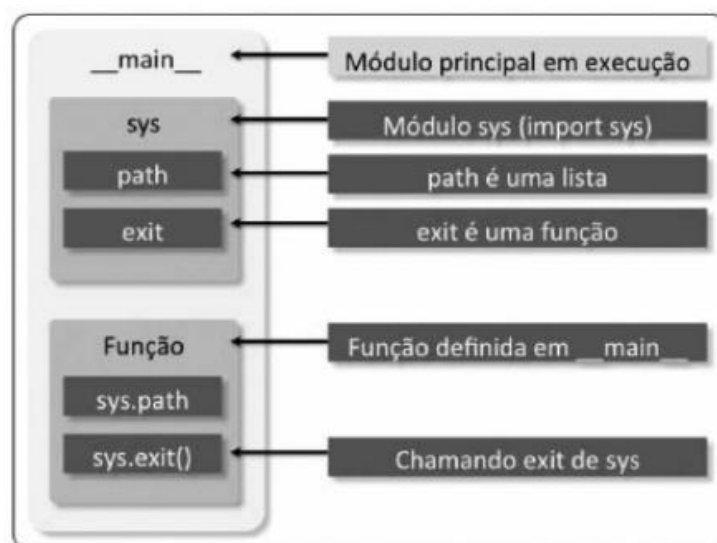


Figura 12 - Estrutura de um módulo típico em Python  
 Fonte: Borges (2014)

Coelho (2007) afirma que uma das maiores vantagens da linguagem Python é a sua biblioteca vasta, com módulos amplamente distribuídos na linguagem básica. Para a simplificação da distribuição e utilização, os módulos são agrupados em pacotes, que são diretórios de arquivos contendo os módulos.

- **Pandas**

Borges (2014) define o *Pandas* como o pacote Python mais utilizado no *Machine Learning* e Inteligência Artificial. A partir desse pacote, o desenvolvedor tem acesso a ferramentas de grande poder de manipulação e análise de dados, sem perder a eficiência e simplicidade da linguagem.

Conforme Coelho (2007), com o *Pandas* é possível carregar com facilidade arquivos para análise de dados, no formato *.xls*, *.xlsx* ou até *.csv*. Esses arquivos, quando carregados no programa, são chamados de *dataframes*, que são lidos pelo pacote através da função de mesmo nome.

Borges (2014) afirma que os *dataframes* do *Pandas* são comumente importados de uma base de dados externa, para que a análise de dados seja mais versátil. São estruturas bidimensionais, organizadas, geralmente, em linhas e colunas.

- **Scikit-Learn**

A scikit-learn ou sklearn é uma biblioteca de *machine learning* de código aberto para a linguagem de programação Python, que inclui vários algoritmos de classificação, regressão e agrupamento (SCIKIT-LEARN, 2021).

- ***Numpy***

Segundo Coelho (2007), *Numpy* é um dos pacotes mais importantes para utilização da linguagem Python em computação científica. O pacote é voltado para a resolução de problemas numéricos de forma eficiente. Para programas desenvolvidos para *Machine Learning*, a função *array* é uma das mais utilizadas do pacote. A função cria uma estrutura de dados que organiza os dados por categorias, de acordo com as colunas da base de dados oferecida.

- ***Matplotlib***

Segundo Coelho (2007), o *Matplotlib* é uma biblioteca de *software* utilizada para criação de gráficos 2D e visualização de dados em geral. O Pacote foi criado por John Hunter (1968-2012), que juntamente com outros cientistas desenvolveu o *software*, que hoje é implementado em milhares de pesquisas.

Coelho (2007) ainda afirma que o conjunto de funções disponíveis no *matplotlib.pyplot* permite a criação de diversas formas gráficas diferentes. O *plot* é uma maneira muito versátil para a exibição de dados de forma mais visual.

### 3 METODOLOGIA

Neste capítulo aborda-se a natureza, classificação e materiais e métodos da pesquisa. Sendo assim, a figura 13 ilustra as etapas.

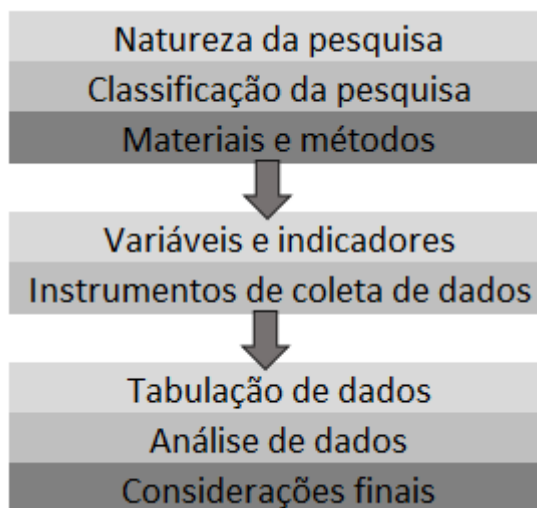


Figura 13 - Tópicos abordados no capítulo 3  
Fonte: Pesquisa direta (2021)

#### 3.1 Tipos de pesquisa

Segundo Gil (2008) a pesquisa é um processo sistemático e formal de desenvolver o método científico e tem como objetivo básico a descoberta de respostas para problemas usando procedimentos científicos.

Demo (1995) designou a pesquisa como uma atividade diária e comparou-a com a atitude em um questionamento sistêmico, crítico e criativo, além de uma forte intervenção na realidade, ou um diálogo crítico permanente com a realidade no sentido teórico e prático.

A pesquisa pode ser classificada de duas formas: pesquisa quantitativa e pesquisa qualitativa. A pesquisa quantitativa, para Polit *et al.* (2004), possui a tendência de evidenciar o raciocínio dedutivo, as regras de lógica e os atributos mensuráveis da experiência humana. De acordo com Gil (2008), através de testes estatísticos, é possível determinar, em resultados numéricos, a probabilidade de que uma determinada conclusão esteja correta, assim como a margem de erro do valor obtido.

A pesquisa qualitativa, segundo Oliveira (2011), possui uma abordagem que se baseia na percepção do fenômeno dentro do seu próprio contexto. O uso da descrição busca captar as

essências do fenômeno, explicar sua origem e intuir os resultados sem a utilização de cálculos numéricos.

As classificações da pesquisa quanto aos seus objetivos da pesquisa, se dividem em três tipos: exploratória, descritiva e explicativa. Para Gil (2008), a pesquisa exploratória tem como finalidade principal o desenvolvimento, esclarecimento, e modificação de conceitos e ideias, objetivando a formulação de problemas mais precisos ou hipóteses pesquisáveis para estudos posteriores. Levantamento bibliográfico e documental, entrevistas não padronizadas e estudos de caso são comuns.

A pesquisa descritiva, segundo Gil (2008), tem como foco primordial a caracterização de determinada população ou fenômeno ou o estabelecimento de relações entre variáveis. Um diferencial está nas técnicas padronizadas de coletas de dados, tais como questionários e observações sistemáticas.

Por fim, para Lakatos e Marconi (2011), as pesquisas explicativas são aquelas baseadas em experimentos e que têm como preocupação central identificar os fatores que contribuem para a ocorrência dos fenômenos. Utiliza-se registros, análises, interpretações e identificação das causas do fenômeno estudado.

A partir das abordagens apresentadas, considera-se que a natureza desse trabalho é de caráter qualitativo, uma vez que não serão utilizados métodos estatísticos para desenvolvimento do programa.

Assim como, esse trabalho pode ser classificado como exploratório, bibliográfico e experimental, visto que será explorada a forma de desenvolvimento do programa em *machine learning* na linguagem Python.

### **3.2 Materiais e métodos**

Os materiais utilizados para realização da pesquisa foram livros, artigos, monografias, teses, dissertações, *software*, entre outros.

A pesquisa foi desenvolvida pelo método experimental, em que foi definido o Anaconda 3 como software. Em seguida realizou-se a busca de dados, identificação das variáveis, desenvolvimento do *dataset*, desenvolvimento do algoritmo, teste do programa e análise das vantagens e limitações atreladas a ele.



### 3.3 Variáveis e indicadores

Para Gil (2008), variável é determinada por diferentes aspectos e valores, variando de acordo com circunstâncias e casos especiais. Além disso, podem ser classificadas como qualitativas e quantitativas.

A tabela 1 apresenta as variáveis pertinentes a essa pesquisa e quais são seus respectivos indicadores.

Tabela 1 - Variáveis e indicadores

Variáveis	Indicadores
Correia Transportadora	Carga aplicada Rotação Temperatura Vibração
Britador	Carga aplicada Rotação Temperatura Vibração
Empilhadeira	Carga aplicada Rotação Temperatura Vibração

Fonte: Pesquisa direta (2021)

### 3.4 Instrumentos de coleta de dados

Os instrumentos de coleta de dados utilizados na pesquisa realizada foram pesquisa de campo. O desenvolvimento do programa foi feito de forma experimental e os dados do programa foram oriundos de manuais técnicos de equipamentos e entrevista não estruturadas.

### 3.5 Tabulação e análise de dados

Para tabulação dos dados, foi utilizado o pacote office da Microsoft, mais especificamente Word e Excel.

Para o desenvolvimento do programa e análise dos dados, foi utilizado o Anaconda 3 como distribuidor de linguagens e gerenciador de pacotes. Para a escrita do código em Python, utilizou-se o Jupyter Notebook. Os pacotes Python utilizados no código foram baixados juntamente com o Anaconda 3. Foram utilizados especificamente quatro deles: Pandas para a leitura do *Dataset*, Scikit-Learn para o método de aprendizado *Decision Tree*,

Numpy para a transformação do *dataset* em um *array* e Matplot.lib para a plotação dos gráficos.

### **3.6 Considerações finais**

No capítulo 3 foi apresentado a metodologia utilizada para o desenvolvimento do presente trabalho. Constatou-se o tipo de pesquisa e metodologia utilizados, as variáveis e indicadores empregados no desenvolvimento, bem como os instrumentos de coleta de dados e análise e, por fim, descreveu-se a coleta de dados e os *softwares* utilizados.

No capítulo seguinte serão abordados os resultados e discussões acerca das análises realizadas no programa desenvolvido, assim como as vantagens e desvantagens do programa de análise da eficiência dos sistemas tribológico.

## 4 RESULTADOS

### 4.1 Identificação e classificação dos parâmetros controláveis

Após as pesquisas bibliográficas, consultas em manuais dos equipamentos e métodos experimentais, é possível explicar todas as características do programa desenvolvido e suas vantagens e desvantagens.

A partir da perspectiva do tribossistema, o ambiente onde o equipamento opera e parâmetros aos quais ele está submetido são considerados fortes influenciadores no seu desempenho. No caso dos objetos previstos na pesquisa, foram identificados os parâmetros controláveis abaixo discriminados, utilizados no desenvolvimento do programa.

- Carga aplicada
- Rotação por minuto
- Temperatura
- Vibração

Esses parâmetros foram analisados separadamente, de acordo com o equipamento escolhido. O primeiro deles a ser analisado foi a carga aplicada, para essa análise foram feitas consultas em manuais de tratamentos físicos de minérios, comumente utilizados na indústria minero-metalúrgica, a fim de estabelecer a carga nominal padrão para o equipamento. As cargas nominais foram determinadas da forma como está apresentado na tabela 2.

Tabela 2 - Cargas nominais

<b>Equipamento</b>	<b>Carga nominal (kg)</b>
Correia Transportadora	143.000
Britador	1.000
Empilhadeira	1.000

Fonte: Sacramento (2004), Adonis (2019), Schofield (1980).

A primeira solicitação do programa feita ao usuário é qual o tipo de equipamento ele deseja analisar a conformidade. Logo após, o programa solicita ao operador a carga de operação a qual o equipamento está sujeito.

O mesmo ocorre com a rotação por minuto a qual o equipamento está trabalhando. O operador dimensiona a velocidade do equipamento conforme a inserção da carga. O programa também tem como *dataset* a velocidade em metros por segundo definida pelo fabricante do equipamento. Os valores relacionados ao parâmetro de velocidade nominal estão mencionados na tabela 3.

Tabela 3 – RPM nominal dos equipamentos

<b>Equipamento</b>	<b>RPM</b>
Correia	1750
Britador	120
Empilhadeira	800

Fonte: Sacramento (2004), Adonis (2019), Schofield (1980).

Os dados de rotação nominal foram retirados do material de referência utilizado como embasamento teórico deste trabalho.

Os parâmetros de temperatura e vibração foram definidos de forma binária, sendo 0 (sem alterações) e 1 (com alterações). Dessa forma o operador faz o *input* se a temperatura e a vibração estão alteradas ou não alteradas, assim como apresentado na tabela 4.

Tabela 4 - Entradas de temperatura e vibração

<b>Temperatura/Vibração</b>	
<b><i>Input</i></b>	<b><i>Status</i></b>
0	Alterado
1	Não alterado

Fonte: Pesquisa direta (2021)

## 4.2 Algoritmo *Learning* na linguagem Python

O algoritmo *learning* foi desenvolvido para o trabalho e é importante ressaltar que o código não está disponibilizado neste trabalho pois está em processo de licenciamento.

A respeito do algoritmo, primeiramente o código lê os dados de entrada do equipamento (tipo do equipamento, carga aplicada, rotação, vibração e temperatura). Na figura 14, temos um exemplo de *dataset* inserido no programa como base de dados, no caso, só consta o exemplo com o equipamento britador.

Código	Equipamento classe	Equipamento	Carga nominal	Carga de operação	RPM nominal	RPM de operação	Vibração	Temperatura	Status	
0	1	Britador	BR1	1000	1000	120	120	0	0	conforme
1	2	Britador	BR2	1000	1700	120	50	0	1	não conforme
2	3	Britador	BR3	1000	1500	120	120	0	0	conforme
3	4	Britador	BR4	1000	1000	120	70	1	1	não conforme
4	5	Britador	BR5	1000	1800	120	60	0	0	não conforme
5	6	Britador	BR6	1000	1000	120	120	0	0	conforme
6	7	Britador	BR7	1000	1000	120	120	0	0	conforme
7	8	Britador	BR8	1000	1000	120	80	1	0	não conforme
8	9	Britador	BR9	1000	1500	120	60	1	0	não conforme
9	10	Britador	BR10	1000	1000	120	90	0	1	não conforme

Figura 14 - Exemplo de *dataset* inserido no programa  
Fonte: Pesquisa direta (2021)

É possível observar que a base de dados fornecida ao programa é composta por todos os parâmetros que foram selecionados como indicadores da disponibilidade físicas dos equipamentos.

Na figura 15, temos um exemplo de *input* dado ao programa como forma de ilustrar a interface entre o usuário e o algoritmo.

```

Considerando os equipamentos abaixo

[1] Britador
[2] Empilhadeira
[3] Correia transportadora

Qual equipamento deseja verificar o status? 1
Qual é a carga aplicada (em kg)? 1500
Digite a rotação do equipamento (em RPM): 100

[0] - Não há vibração
[1] - Há vibração

Digite a vibração do equipamento: 0

[0] - Temperatura normal
[1] - Temperatura elevada

Digite a temperatura do equipamento: 0

O status do equipamento é: ['não conforme']

```

Figura 15 - Exemplo de *input* dado ao algoritmo  
Fonte: Pesquisa direta (2021)

Após a inserção dos dados, o algoritmo faz a leitura dos dados com base no *dataset* inserido e, utilizando aprendizado de máquinas, prediz ao operador o *status* do equipamento selecionado. Caso haja alguma divergência em qualquer um dos parâmetros analisados, o

programa retorna o *status* do aparelho como “não conforme”. Caso todas variáveis estejam dentro do padrão de funcionamento esperado, o *status* acusado é “conforme”.

Como produto do algoritmo, tem-se também a geração dos gráficos do programa. Através do código é possível realizar a plotação de cinco tipos diferentes de gráficos. Os quatro primeiros gráficos gerados são para visualização dos equipamentos da categoria escolhida pelo usuário que estão com as variáveis alteradas de acordo com o recomendado pelo fabricante. Os gráficos apresentam a linha constante de cada parâmetro recomendado e as barras representando cada equipamento e o valor do parâmetro de operação.

Por exemplo, no gráfico de Carga Aplicada x Equipamento representado na figura 16, tem-se a linha constante vermelha da carga recomendada pelo fabricante do equipamento (britador, correia transportadora ou empilhadeira) e os pontos de carga aplicada de cada equipamento. Assim, o usuário identifica quais máquinas estão com variáveis alteradas. A mesma leitura é feita de maneira análoga para o parâmetro de rotação por minuto, representado na figura 17.

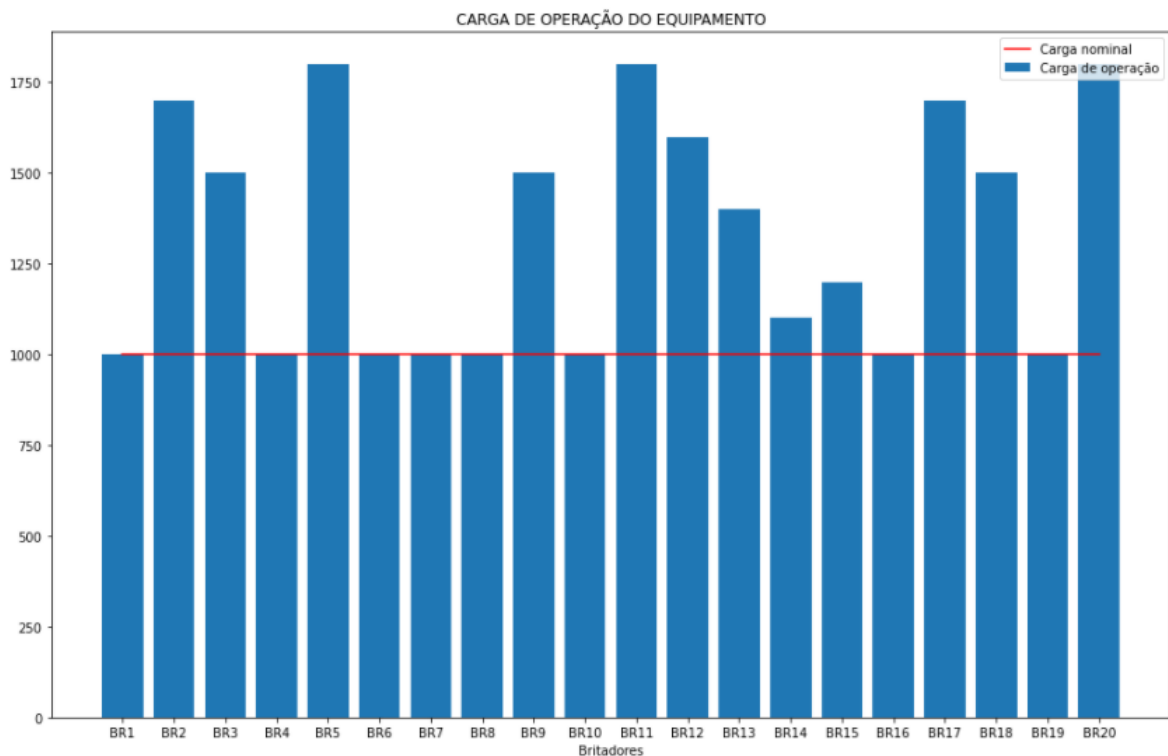


Figura 16 - Gráfico Carga Aplicada x Equipamentos  
Fonte: Pesquisa direta (2021)

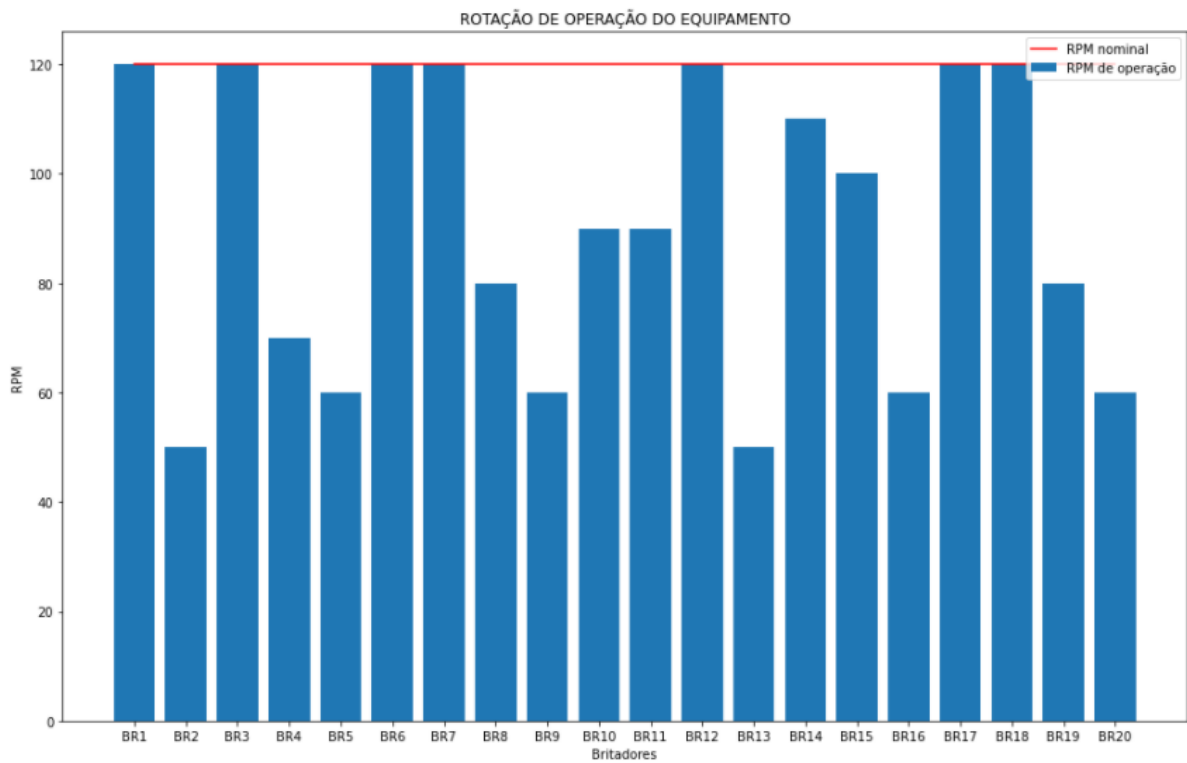


Figura 17 - Gráfico Rotação por minuto x Equipamento  
Fonte: Pesquisa direta (2021)

Para os parâmetros de temperatura e vibração, os gráficos apresentam os pontos de cada equipamento com seu valor correspondente de temperatura, variando somente entre 0 ou 1, sendo 0 (parâmetros sem alterações) e 1 (parâmetro com alterações). As figuras 18 e 19 apresentam exemplos de gráficos plotados pelo programa para os parâmetros temperatura e vibração, respectivamente.

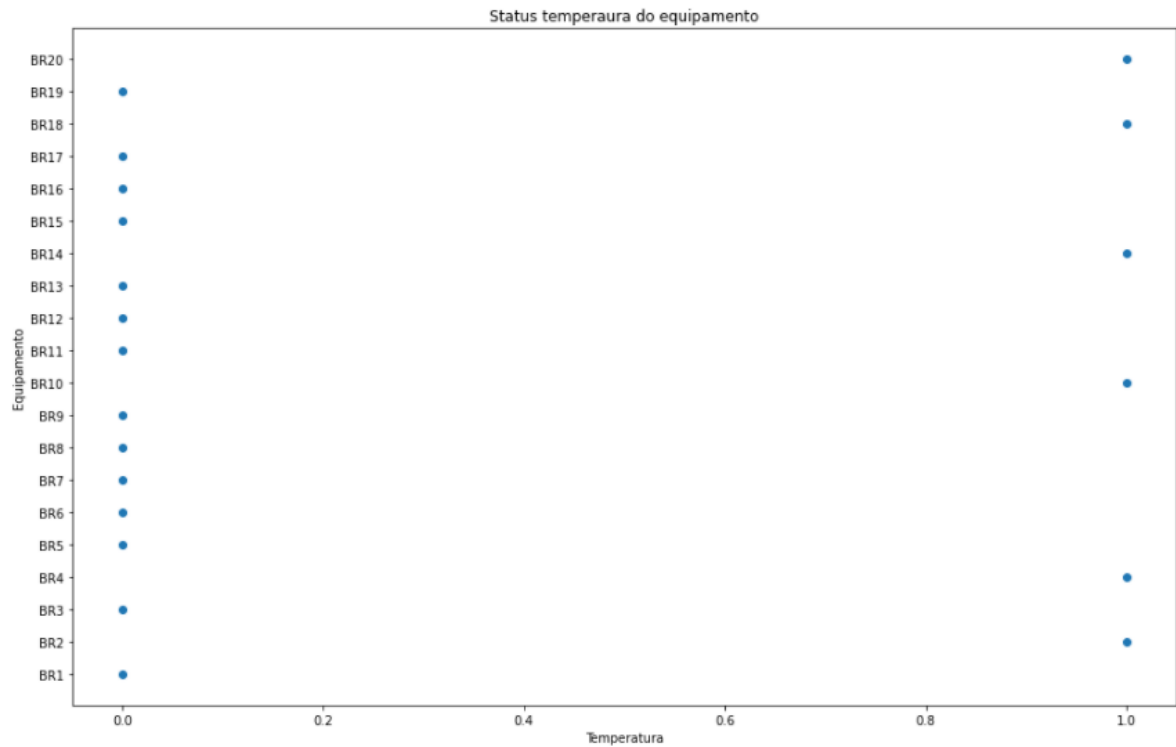


Figura 18 - Gráfico de temperatura dos equipamentos  
 Fonte: Pesquisa direta (2021)

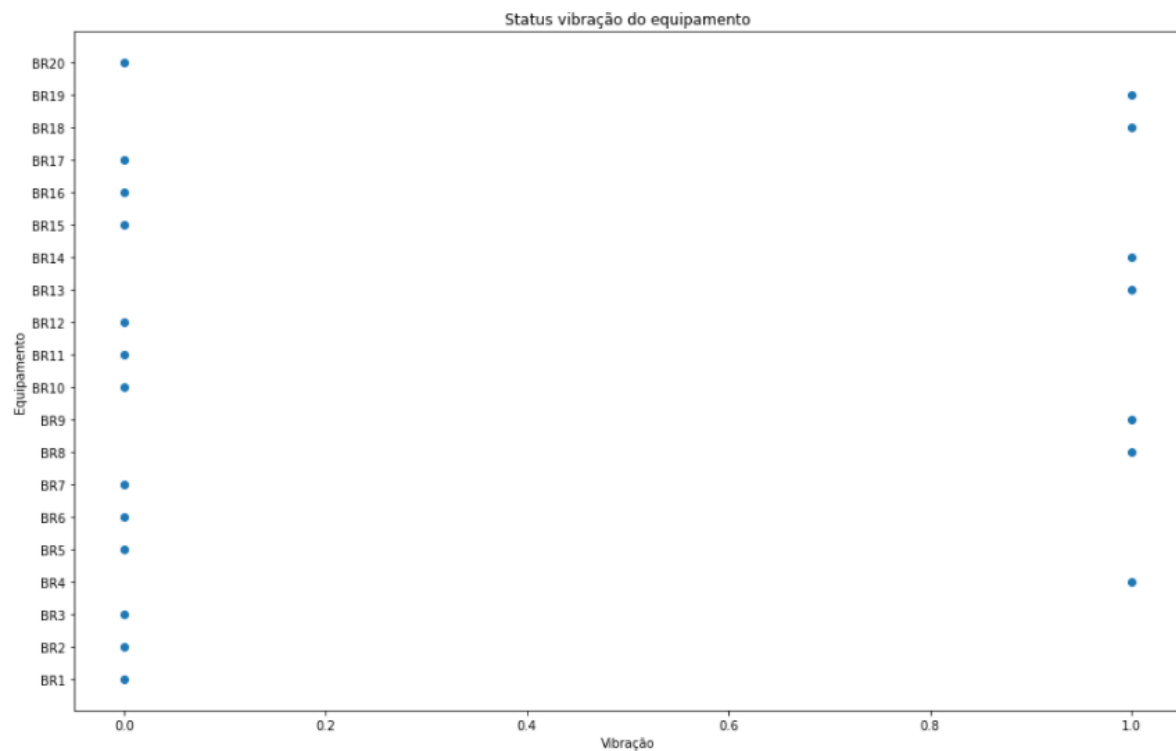


Figura 19 - Gráfico de vibração dos equipamentos  
 Fonte: Pesquisa direta (2021)

O quinto gráfico apresenta um panorama geral dos equipamentos cadastrados no programa da categoria de equipamento selecionada pelo usuário e mostra quais equipamentos



estão com *status* conforme ou não-conforme de acordo com os últimos parâmetros aplicados. Na figura 20, tem-se um exemplo desse gráfico, a partir de *dataset* fornecido ao programa.



Figura 20 - *Status* de conformidade da categoria de equipamento selecionada  
Fonte: Pesquisa direta (2021)

### 4.3 Vantagens e limitações do programa

A principal vantagem do programa desenvolvido é permitir a gestão a vista dos equipamentos que possuem disponibilidade física, ou seja, equipamentos que não possuem alterações em seu sistema tribológico, seja por carga aplicada além da capacidade, baixa rotação por minuto ou alterações na temperatura e vibração.

Visto a forma como o programa opera, é importante ressaltar que as vantagens atreladas a ele só serão alcançadas se for realizada a instalação e uso corretos, assim como um treinamento adequado para os usuários do programa. Considerando que o programa será instalado e utilizado da forma correta, este não possui limitações quanto à sua performance.

## 5 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES

### 5.1 Conclusão

Neste capítulo são apresentadas as conclusões referentes ao presente trabalho e as recomendações apropriadas, considerando os resultados e discussões acerca de como um programa de *machine learning* em linguagem Python pode contribuir para a análise da eficiência dos sistemas tribológicos dos equipamentos da indústria minero-metalúrgica.

Para responder à pergunta-problema é necessário retomar ao que foi exposto no capítulo 4. O programa *machine learning* tem diversas contribuições às análises feitas em sistemas tribológicos. Já é sabido as dificuldades que o setor minero-metalúrgico enfrenta a respeito da ineficiência dos equipamentos decorrentes de falhas no seu sistema tribológico. O *machine learning* contribui na análise dos sistemas em falhas e na indicação da disponibilidade física dos equipamentos para tomada de decisão.

Para as análises dos sistemas em falhas, o *machine learning* contribui de forma a indicar ao operador e profissionais da manutenção do equipamento, por meio de gráficos, quais são os parâmetros que estão afetando negativamente o desempenho da máquina no processo de produção. Dessa forma, é possível que a equipe de manutenção possa inspecionar o equipamento e verificar as causas da não conformidade do equipamento.

Para a indicação da disponibilidade física dos equipamentos, o programa *machine learning* contribui, de forma gráfica e textual, com a indicação dos equipamentos disponíveis. Essa é uma grande vantagem para o planejamento da manutenção dos equipamentos, que permite a previsão de quais equipamentos estarão ou não disponíveis possibilitando um melhor planejamento da manutenção.

Portanto, com base na discussão apresentada, é possível afirmar que o programa *machine learning* contribui para análise da eficiência dos equipamentos da indústria minero-metalúrgica.

### 5.2 Recomendações

Diante do trabalho apresentado, recomenda-se o estudo para desenvolvimento e continuação do código *machine learning* de forma a abordar mais especificamente fatores agravantes do desgaste abrasivo na indústria minero-metalúrgica. Além disso, estudos a respeito do custo benefício do homem-hora nas manutenções preventivas e preditivas,

utilizando *machine learning* ou estudos sobre a disponibilização de informações dos equipamentos em manutenção para área de produção e operação, seriam de grande valia para a continuação do trabalho.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5462**. Define os termos relacionados com a confiabilidade e manutenibilidade. 1994.

BEAUVOIR, Simone de. **O segundo sexo**. 1. ed. Nova Fronteira. 2008.

CARVALHO, Pedro Sérgio Landim de *et al.* Nicole Agostinho. **Panoramas Setoriais 2030: mineração e metalurgia**. BNDES, 2016. Disponível em: <[https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/14255/2/Panoramas%20Setoriais%202030%20-%20Minera%C3%A7%C3%A3o%20e%20Metalurgia\\_P.pdf](https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/14255/2/Panoramas%20Setoriais%202030%20-%20Minera%C3%A7%C3%A3o%20e%20Metalurgia_P.pdf)>. Acesso em: 15 dez. 2020.

CETLIN, P.R.; HELMAN, H. **Fundamentos da conformação mecânica dos metais**. São Paulo: Artliber. 2010.

COELHO, Flávio. **Computação Científica com Python: uma introdução à programação para cientistas**. Petrópolis: edição do autor. 2007.

COSTA, B. A. **Aplicação da manutenção centrada em confiabilidade na função transmissão a fim de reduzir o tempo de indisponibilidade**. 2009. 72f. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso) – Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. 2009.

CZICHOS, HORST. **Tribology: a systems approach to the science and technology of friction, lubrication and wear**. Elsevier Scientific Publishing Company. 1978.

CZICHOS, HORST. Overview of Tribology. In: Czichos H., Habig KH. **Tribologie-Handbuch**. Springer Vieweg, Wiesbaden. 2020.

DEMO, Pedro. **Metodologia científica em ciências sociais**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1995.

EWALDS, H.L.; WANHILL, R.J.H. **Fracture Mechanics**. Netherlands: Delftse Uitgevers Maatschappij, 3.ed. Co-Publication of Edward Arnold Publishers, London. 1993.

FALCÃO, J. M. S. L. **Modelo multicritério para a seleção de fornecedores na reciclagem do resíduo do óleo lubrificante**. 2012. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Pernambuco, Pernambuco, 2012.

FERRANTE, F. **Estudo de viabilidade para recuperação de minério e ferro em rejeitos contidos em barragens**. 2014. 86 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) – Departamento de Engenharia de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto, 2014. Disponível em: <[https://www.repositorio.ufop.br/bitstream/123456789/4519/6/DISSERTA%c3%87%c3%83O\\_EstudoViabilidadeRecupera%c3%a7%c3%a3o.pdf](https://www.repositorio.ufop.br/bitstream/123456789/4519/6/DISSERTA%c3%87%c3%83O_EstudoViabilidadeRecupera%c3%a7%c3%a3o.pdf)>. Acesso em: 18 dez. 2020.

FISHER John *et al.* Tribology of alternative bearings. **Clin Orthop Rel Res**, v. 453, p. 25-34, 2006.

FOGLIATTO, F. S.; RIBEIRO, José Luis Duarte: **Confiabilidade e Manutenção Industrial**. 1. ed. São Paulo: Campus-Elsevier, 2009.

FREITAS, L. F. **Elaboração de um plano de manutenção em uma pequena empresa do setor metal-mecânica de Juiz de Fora com base nos conceitos da Manutenção Preventiva e Preditiva**. 2016. 96f. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2016.

FULLER, D. D. **Theory and practice of lubrication for engineers**. John Wiley & Sons, 1984.

GIL, Antonio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2008

GONÇALVES, M. M. **Desenvolvimento de abrasômetro astm g65 para simulação de desgaste abrasivo na superfície de roletes de carga**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2017.

HENRIQUE, Bruno *et al.* **Literature Review: Machine Learning Techniques Applied to Financial Market Prediction**. Expert Systems with Applications. 124. 2019.

HUTCHINGS, I. M. **Tribology: Friction and Wear of Engineering Materials**. Cambridge: Butterworth-Heinemann, 1992.

IBRAM - INSTITUTO BRASILEIRO DE MINERAÇÃO. **Dados Economia Mineral**. 2020.

JOST, H. P. Tribology: origin and future. **Wear**, v. 136, p.1-17, 1990.

KARDEC, A.; NASCIF J. **Manutenção: função estratégica**. 3. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark Petrobrás, 2009.

KATO, K.; ADACHI, K. Wear mechanisms. In: **Modern Tribology Handbook**: v. 2, cp. 22. CRC Press LLC. 2001.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos metodologia científica**. 8.ed. São Paulo: Atlas, 2011.

LUDEMA, K. C. **Friction, Wear , Lubrication: a Textbook in Tribology**. Florida: CRC Press LLC. 1996.

MARQUES, C. M. **Relação entre microestrutura e desgaste erosivo a frio e a quente em materiais cerâmicos à base de alumina**. 2006. Tese (Mestrado em Engenharia de Minas) - Programa de Pós-Graduação de Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006.

MARTINS, P.G.; LAUGENI F.P. **Administração da Produção**. 2.ed. São Paulo: Saraiva, 2006.

MITCHELL, T. M. **Machine learning**. Singapore: McGrawHill. 1997.

MONARD, Maria Carolina, BARANAUSKAS, José Augusto. **Conceitos Sobre Aprendizado de Máquina**. Sistemas Inteligentes Fundamentos e Aplicações. 1. ed. Barueri: Manole Ltda. 2003.

OLIVEIRA, M. F. **Metodologia científica: um manual para a realização de pesquisas em Administração**. 2011. 72f. Manual (Pós-Graduação) – Universidade Federal de Goiás, Catalão, 2011.

PARRA, Bruno Serafim *et al.* Rugosidade Superficial de revestimentos cerâmicos. **Cerâmica Industrial**, v. 11, n. 2, p. 15-18, 2006.

POLIT, D.F. *et al.* **Fundamentos de Pesquisa em Enfermagem: Métodos, avaliação e utilização**. 5 ed. Porto Alegre: Artmed, 2004.

RABINOWICZ, E. *et al.* **Friction and wear of materials**. 2. ed. New York: John Wiley & Sons. 1995.

RADI, P.A. *et al.* Tribologia, conceitos e aplicações. **Anais do 13º Encontro de Iniciação Científica e Pós-Graduação do ITA – XIII ENCITA/2007**. São José dos Campos: Instituto Tecnológico de Aeronáutica. 2007.

REZENDE, Solange O. *et al.* Sistemas Inteligentes para Engenharia: Pesquisa e Desenvolvimento. **Anais III Workshop de Sistemas Inteligentes para Engenharia**. Belo Horizonte: UFMG, 1999.

SANTOS, Sandro Cardoso. **Aspectos tribológicos da usinagem dos materiais**. 1. ed. São Paulo: Artliber. 2007.

SCIKIT-LEARN. **Decision Trees**. 2021. Disponível em: <<https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html>>. Acesso em: 10 mar. 2021.

SIKORSKI, M.E. The adhesion of metals and factors that influence it. **Wear**, v. 7, p. 114-162, 1964.

SKF - Svenska Kullager Fabriken. **Tribologia: uma história inspiradora**. 2013.

SMOLA, Alex; VISHWANATHAN, S. V. N. **Introduction of Machine Learning**. Cambridge University Press. 2008.

SUNDARARAJAN, G.; ROY, M. **Solid particle erosion behaviour of metallic materials at room and elevated temperatures**. Tribology International, 1997.

STACHOWIAK, G. W.; BATCHELOR, A. W., **Engineering Tribology**. 3. ed. Elsevier Butterworth-Heinemann. 2005.

STACHOWIAK, G. W.; BATCHELOR, A. W. **Engineering Tribology**. Austrália: Department of Mechanical and Materials Engineering; University of Western Australia. 2007.

SUZUKI, R. S. **Projeto e construção de um equipamento de ensaio de desgaste microabrasivo por esfera rotativa livre**. São Bernardo Do Campo, SP. 2013. Projeto de pesquisa. Centro universitário da FEI, 2013.

TASSI, R. **Revestimentos superficiais via PAPVD e avaliação do desempenho de bicos pulverizadores de suspensão cerâmica**. Dissertação (Mestrado em Engenharia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

URBINA, A. B.; DE LA CALLEJA, J. Brief review of educational applications using data mining and machine learning. **Revista Electrónica de Investigación Educativa**, v. 19, n. 4, p. 84-96, 2017.

XENOS, H. G. **Gerenciando a Manutenção Preventiva**: o caminho para eliminar falhas nos equipamentos e aumentar a produtividade. Belo Horizonte: Editora de Desenvolvimento Gerencial, 1998.

ZUM-GAHR, K-H. **Microstructure and Wear of Materials**. Tribology Series. 10. ed. Elsevier. 1987.