



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



LUCIO GAIGHER

***MACHINE LEARNING* APLICADO À TRIBOLOGIA:
ANÁLISE DOS PARÂMETROS RELACIONADOS AOS DESGASTES ABRASIVO,
ADESIVO E POR EROSÃO NOS EQUIPAMENTOS DA INDÚSTRIA DE
MINERAÇÃO**

OURO PRETO - MG
2023

LUCIO GAIGHER

lucio.gaigher@gmail.com

***MACHINE LEARNING* APLICADO À TRIBOLOGIA:
ANÁLISE DOS PARÂMETROS RELACIONADOS AOS DESGASTES ABRASIVO,
ADESIVO E POR EROSÃO NOS EQUIPAMENTOS DA INDÚSTRIA DE
MINERAÇÃO**

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.

Professor orientador: Zirlene Alves da Silva Santos, PhD.

OURO PRETO – MG

2023

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

G137m Gaigher, Lucio.

Machine learning aplicado à tribologia [manuscrito]: análise dos parâmetros relacionados aos desgastes abrasivo, adesivo e por erosão nos equipamentos da indústria de mineração. / Lucio Gaigher. - 2023. 34 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. Aprendizado do computador - Árvore de decisão. 3. Python (Linguagem de programação de computador). 4. Tribologia - Sistema Tribológico. I. Santos, Zirlene. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 621

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



FOLHA DE APROVAÇÃO

Lucio Gaigher

MACHINE LEARNING APLICADO À TRIBOLOGIA: ANÁLISE DOS PARÂMETROS RELACIONADOS AOS DESGASTES ABRASIVO, ADESIVO E POR EROSÃO NOS EQUIPAMENTOS DA INDÚSTRIA DE MINERAÇÃO

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 15 de Março de 2023

Membros da banca

PhD - Zirlene Alves da Silva Santos - Orientadora - Universidade Federal de Ouro Preto
MsC- José Francisco Vilela Rosa - Universidade Federal de Ouro Preto
DSc. - Luis Antônio Bortolaia - Universidade Federal de Ouro Preto

Zirlene Alves da Silva Santos, PhD. orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 19/06/2023



Documento assinado eletronicamente por **Zirlene Alves da Silva Santos, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 19/06/2023, às 19:57, 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 **0544103** e o código CRC **3EAE0728**.

A minha família dedico este trabalho, principalmente aos meus pais João Carlos e Lindamara, que fizeram de tudo pela minha educação de qualidade.

AGRADECIMENTO

A Zirlene, minha orientadora, por todas as oportunidades, incentivo, paciência nessa reta final de graduação e principalmente orientação neste trabalho.

Aos professores do curso de engenharia mecânica por suas importantes contribuições para o aprimoramento do trabalho.

A vida republicana de Ouro Preto, que me ensinou sobre diversidade ao viver com pessoas de todo Brasil e do mundo, responsabilidade pela autogestão e comunicação ao unir tantas gerações de diferentes perspectivas sempre me ensinando a me conectar com pessoas.

As grandes amizades que fiz nessa incrível jornada.

Aos meus irmãos, João Carlos e Luíza fonte inesgotável de inspiração.

“O dia mais perdido de todos é aquele em que não se riu”

Nicolas Chamfort

RESUMO

GAIGHER, Lucio: *Machine Learning aplicado à tribologia: análise dos parâmetros relacionados aos desgastes abrasivo, adesivo e por erosão nos equipamentos da indústria de mineração*, 2023. (Graduação em Engenharia Mecânica). Universidade Federal de Ouro Preto.

Como toda empresa, o setor industrial de mineração visa um negócio rentável, ainda mais com a competitividade do mercado. Diante deste cenário é necessário aumentar a disponibilidade dos ativos para que a produção tenha redução de paradas não programadas, tendo em vista que a inovação tecnológica é a melhor alternativa para as indústrias. Este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de um programa de *Machine Learning* na linguagem Python para analisar os tipos de desgastes que impactam no sistema tribológico dos equipamentos da indústria de mineração, para assim traçar o melhor plano de manutenção possível, aumentando a disponibilidade deles. A metodologia utilizada na pesquisa foi de natureza qualitativa, se classifica como exploratória quanto aos objetivos, bibliográfica e experimental quanto aos procedimentos técnicos. É possível afirmar que o programa *Machine Learning* em Python baseado em *Decision Tree* contribui para o aumento da disponibilidade física de ativos da indústria de mineração, já que indica o desgaste predominante em um sistema tribológico de uma dada máquina, assim podendo traçar o melhor plano de manutenção.

Palavras-chave: *Machine Learning*. Árvore de decisão. Python. Tribossistema. Disponibilidade.

ABSTRACT

GAIGHER, Lucio: ***Machine Learning applied to tribology: analysis of parameters related to abrasive, adhesive and erosion wear in mining industry equipment***, 2023. (Graduate in Mechanical Engineering). Federal University of Ouro Preto.

Like any other company, the industrial mining sector aims at a profitable business, even more so with the competitiveness of the market. For this, we need the greatest possible availability of assets so that production stops as little as possible, given that innovation is the best way to seek alternatives that are not yet used. This work aims to develop a Machine Learning program in Python language to analyze the types of wear that impact the tribological system of mining industry equipment, in order to draw the best possible maintenance plan, increasing their availability. The methodology used in the research was qualitative in nature, classified as exploratory in terms of objectives, bibliographic and experimental in terms of technical procedures. It is possible to affirm that the Machine Learning program in Python based on Decision Tree contributes to the increase of the physical availability of assets in the mining industry, since it indicates the predominant wear in a tribological system of a given machine, thus being able to draw the best maintenance plan.

Key-words: Machine Learning. Decision Tree. Python. Tribesystem. Availability.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Esboço de 1493: uma rosca de parafuso e um plano inclinado	10
Figura 2 - Visão geral de um tribossistema	12
Figura 3 - Transformações de energia em um sistema tribológico	13
Figura 4 - Representação básica dos mecanismos de atrito	15
Figura 5 - Classificação dos processos de desgaste	16
Figura 6 - Mecanismo de formação de canal por partículas aderidas	17
Figura 7 - Interação entre partícula abrasiva: sulcamento, corte e trinca	18
Figura 8 - Diferentes separações de superfícies	19
Figura 9 - Teorias de adesão	19
Figura 10 - Possíveis mecanismos de erosão	21
Figura 11 - Ilustração do Decision Tree	24
Figura 12 – Dataset	30
Figura 13 – Interface do usuário no programa	30

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Variáveis e indicadores	27
Tabela 2 - Variáveis e indicadores	29

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	6
1.1	Formulação do Problema	6
1.2	Justificativa	7
1.3	Objetivos	8
1.3.1	Geral	8
1.3.2	Específicos	8
1.4	Estrutura do Trabalho	9
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	10
2.1	Tribologia	10
2.1.1	Sistemas Tribológicos	11
2.1.2	Fenômenos Tribológicos	13
2.2	Mecanismos de Desgaste	16
2.2.1	Desgaste Abrasivo	16
2.2.2	Desgaste Adesivo	18
2.2.3	Desgaste Erosivo	20
2.3	Machine Learning	22
2.4	Decision Tree	23
2.5	Linguagem Python	25
3	METODOLOGIA	26
3.1	Tipo de Pesquisa	26
3.2	Materiais e Métodos	27
3.3	Variáveis e Indicadores	27
3.4	Coleta de Dados	28
3.5	Tabulação e Análise dos Dados	28
3.6	Considerações Finais do Capítulo	28
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	29
4.1	Identificação e classificação dos parâmetros	29
4.2	Desenvolvimento do Algoritmo de <i>Machine Learning</i> em Python	29
5	CONCLUSÃO	32

1 INTRODUÇÃO

Neste primeiro capítulo é apresentada uma abordagem sobre o impacto dos desgastes na indústria e a importância do *Machine learning* nas análises e tomada de decisão. Os principais elementos a serem tratados, que estão relacionados com a formulação do problema da pesquisa, a justificativa acerca da sua importância, a descrição dos objetivos geral e específicos e a estrutura do trabalho apresentado.

1.1 Formulação do Problema

A produção industrial sempre será um objeto de estudo para constantes melhorias dentro das empresas, pois quanto maior a produção maior o lucro. A definição do dicionário contemporâneo da língua portuguesa, feita por Caldas (2011), explica que a produção é a “criação de bens e serviços para atender às necessidades econômicas”.

Segundo Shingo (1996), a produção é como uma rede de processos e operações, com o objetivo de transformar matéria-prima em um produto final a ser consumido sendo que, para chegar no estado de produto final, deve passar por processos em uma série de operações. Apesar de que Bove e Gerber (2013), analisam que o sistema produtivo não pode ser resumido apenas na transformação de matéria-prima em produto acabado.

Nas indústrias brasileiras, a mineração representa mais de 20% das exportações do Brasil, ou seja, a produção das indústrias de mineração em questão de fluxo do produto abrange muitas máquinas e processos (CARVALHO, 2017).

Para Hutchings (1992), o sistema tribológico consiste em dois corpos em contato dinâmico com a área adjacente. Analisando o tipo de desgaste, o material e outras variáveis relacionadas a superfície dos componentes, assim como possíveis materiais “intrusos” e condições de operação e influências das áreas adjacentes.

Conforme Suzuki (2013) os equipamentos das indústrias de mineração e metalurgia são submetidos a grandes esforços, “sem descanso”, trabalhando geralmente em capacidade de carga máxima. Como os equipamentos trabalham com cargas elevadas e em processo contínuo o plano de manutenção tem que ser muito bem elaborado, evitando paradas não programadas da produção. Considerando as características do sistema produtivo de mineração, é de suma importância se atentar ao sistema tribológico, pois além dos materiais utilizados nos processos metalúrgicos e de mineração, fenômenos causados pela umidade, partículas suspensas, tipo de matéria-prima e por poluentes afetarão o desempenho de equipamentos e componentes.

Na atualidade, a Inteligência Artificial e *Machine Learning* são fundamentais nos sistemas de produção industrial, reduzindo custos e tempo de produção. Os dados colhidos durante a operação são processados trazendo melhorias significativas (MACGREGOR & CINAR, 2012).

Os dados estão cada vez mais disponíveis em quantidades cada vez maiores, isto é, devemos acreditar que a utilização da análise de dados vai se difundir e liderar o progresso tecnológico (SMOLA & VISHWANATHAN, 2008).

De acordo com Bukkapatnam, Satish, et al.(2019), um novo modelo é apresentado *Random Survival Forest*, combinado com o balanceamento de dados, aprendendo assim a evolução das falhas e padrões demonstrados no equipamento/máquina usando os dados colhidos na operação.

Uma linguagem de programação que pode ser aplicada em programas de *Machine Learning* é o Python. Segundo Borges (2014), o Python é uma linguagem clara, sua leitura e compreensão é mais simples, concisa, sendo assim mais produtiva. O desenvolvimento de programas que tomam decisões inteligentes a partir da análise de dados é o futuro para controlar e auxiliar a disponibilidade dos equipamentos em produção.

Considerando todo o contexto, tem-se a pergunta proposta para o estudo feito:

Como caracterizar e analisar os desgastes abrasivos, adesivo e por erosão que impactam na disponibilidade física dos equipamentos da Indústria de Mineração através de *Machine Learning* em linguagem Python?

1.2 Justificativa

Os desgastes podem representar grandes porções do custo da produção mineral, não somente isso, mas eles podem trazer paradas não planejadas nos processos. Segundo Gonçalves (2017), o desgaste prematuro é a principal causa de paralisações inesperadas numa indústria minero-metalúrgica.

O desgaste prematuro significa perdas, não apenas pela interrupção na produção e a falta de retorno que isso causa, mas também pelo fato de que trabalhadores ficam ociosos durante o período de inatividade dos equipamentos, devendo ser colocado como prioridade pois se trata de uma das maiores preocupações do setor.

Para evitar os impactos das paradas não planejadas deve ser desenvolvido um trabalho de manutenções preventivas e preditivas. É de suma importância fazer um planejamento preventivo de manutenção com o objetivo de aumentar a disponibilidade dos equipamentos.

Imprevistos acontecem, mas podemos reduzir seus impactos quando temos um processo otimizado.

Segundo Castilhos (2002), a manutenção preventiva é um conjunto de procedimentos que visam manter a máquina em funcionamento, executando rotinas que previnam (evitem) paradas imprevistas, também que a manutenção preditiva é um aperfeiçoamento da manutenção preventiva, baseado no real conhecimento das condições da máquina, equipamento ou componente.

Esse estudo é extremamente significativo, pois decisões inteligentes e precisas, a partir de dados colhidos do próprio sistema tribológico colocados em programas desenvolvidos, utilizando o aprendizado de máquinas é o presente e futuro, pois reduz a margem para erros e deixa o processo de manutenção muito mais autônomo.

1.3 Objetivos

1.3.1 Geral

Estudo sobre o desenvolvimento de um programa para análise dos parâmetros operacionais que geram os desgastes abrasivo, adesivo e erosivo nos equipamentos da indústria de mineração utilizando o *Machine Learning* e *Decision Tree* na linguagem Python.

1.3.2 Específicos

- Desenvolver revisão bibliográfica sobre: Sistema Tribológico, Fenômenos tribológicos, *Machine Learning*, *Decision Tree* e Linguagem Python;
- Montar o *Dataset* através dos parâmetros operacionais e dos equipamentos da indústria de mineração;
- Desenvolver o algoritmo *Learning* inserindo os parâmetros de entrada e saída;
- Realizar testes para análise da efetividade do programa;
- Demonstrar os resultados dos testes através de tabelas e gráficos.

1.4 Estrutura do Trabalho

A estrutura do trabalho é composta por cinco capítulos, divididos da seguinte maneira: o capítulo um engloba a formulação do problema, justificativa, objetivos gerais e específicos e a estrutura do trabalho, finalizando a introdução do mesmo. O capítulo dois apresenta a teoria estudada e utilizada no trabalho, como os fundamentos teóricos de tribologia, manutenção, *Machine Learning* e Python. O capítulo três expõe o programa desenvolvido para solução dos problemas apresentados. No capítulo quatro é apresentado os resultados e discussões obtidos a partir das análises do programa em simulações. No quinto e último capítulo são apresentadas as conclusões do estudo.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Tribologia

Tribologia vem do grego, Tribo – esfregar e Logia – estudo, que é entendido como “a ciência dos atritos”, assim como termos também são usados, por exemplo: ciência do desgaste, da fricção e da lubrificação (BHUSHAN, 2013). Ainda segundo (BHUSHAN, 2013), tribologia é a arte de aplicação de análises operacionais a problemas de grande significância econômica, como, confiabilidade, manutenção e desgaste de equipamentos técnicos. Sendo esse um tema bem antigo, estando presente em nossas atividades desde os nossos ancestrais, como fazer fogo pelos métodos friccionais entre pedras, isso envolvia conhecimentos sobre tribologia.

Já Leal (2004), tem uma análise mais técnica sobre o significado de tribologia, diz que é a ciência que estuda a interação entre duas áreas de corpos que estão ou estarão em movimento relativo entre si, incluindo atrito, desgaste e lubrificação, elementos que formam um trinômio que todo engenheiro sempre irá se encontrar em um desenvolvimento de projeto. Sendo fundamental que o engenheiro moderno compreenda a natureza desses fenômenos e as formas de controlar seus efeitos.

A evolução da tribologia se deve ao estudo e experimentação ao longo da história. Acredita-se que Leonardo da Vinci, por volta do século XV, desenvolveu teorias sobre fricção e a proporcionalidade entre forças normais e de atrito. O estudo teve um bloco sobre uma superfície plana em movimento como base (HUTCHINGS, 2016). Da Vinci desenvolveu por mais de 20 anos conhecimentos sobre fricção e incorporava nos projetos de engrenagens e aparelhos, como mostra os esboços da Figura 1. Em suas anotações, muitas vezes afirmou que “cada corpo tem uma resistência de atrito igual a um quarto do seu peso” (HUTCHINGS, 2016).

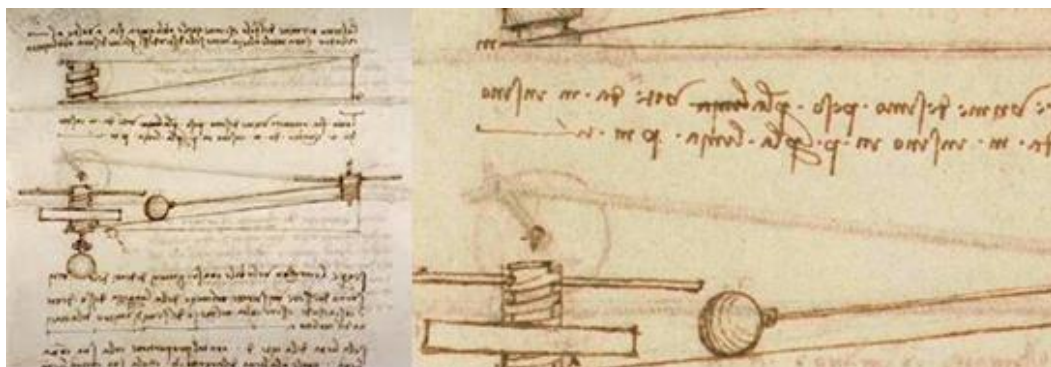


Figura 1 - Esboço de 1493: uma rosca de parafuso e um plano inclinado
Fonte: Biblioteca Nacional De Madri

Já no século XIX, Osborne Reynolds fez a publicação de um artigo sobre lubrificação hidrodinâmica, provando que a pressão de um líquido que flui entre duas superfícies que deslizam entre si, pode prevenir o contato entre elas, trazendo assim reconhecimento para área de tribologia. Sendo assim, esse estudo abriu as portas para mais estudos e desenvolvimento na área de tribologia, até os dias atuais (BHUSHAN, 2002; STACHOWIAK; BATCHELOR, 2005).

A pesquisa de Reynolds ainda no século XIX, diz muito sobre os desgastes dos materiais em relação às superfícies que interagem entre si com movimentação, que é diretamente ligado com economia, pois essa interação causa desperdício de material e performance mecânica, por atrito. A fricção dissipa energia e gera desgaste, portanto ao reduzir esse efeito, podem ser gerados resultados positivos na economia, sendo suas aplicações muito abrangentes, do mais alto nível da engenharia em complexidade como aeronaves, até eletrodomésticos, itens comuns que temos dentro de casa (STACHOWIAK; BATCHELOR, 2005).

Segundo Astakhov (2007), a tribologia estuda o contato físico e mecânico entre superfícies que possuem movimento relativo entre si, que normalmente dissipam calor. Seus trabalhos foram primeiramente aplicados na mecânica, projetos e desenvolvimento de elementos mecânicos, onde interfaces tribológicas são usadas para conversão e transmissão de energia. Esse contato causa desgaste, e infelizmente na engenharia, o desperdício de energia por falta de conhecimento nesse campo, faz com que desperdicemos um terço do consumo energético do mundo, portanto, devemos estudar mais a fundo e otimizar sistemas tribológicos, para aumentar produtividade e lucro, mas o mais importante é a economia de recursos do planeta (ASTAKHOV, 2007).

2.1.1 Sistemas Tribológicos

Segundo Blau (1997), tribologia têm sido estudada e desenvolvida para entender o desgaste em materiais; para assim auxiliar sua seleção para determinadas aplicações; compreender certas variáveis no desgaste e desenvolver modelos de previsão de desgaste em tribossistemas.

O sistema tribológico tem sua estrutura definida por quatro elementos principais: corpo, contra-corpo, elemento interfacial e ambiente, conforme norma DIN 50320 (ZUM GAHR, 1987).

Pode ser chamado também de tribossistema (figura 2) e consiste nas duas superfícies que possuem movimento relativo entre si em contato com área adjacente. O desgaste em relação à extensão, tipo e evolução é determinado pelos materiais e acabamento superficial dos componentes em contato, assim como eventuais materiais intermediários e condições de operação. (LEAL, 2004).

Os parâmetros do tribossistema consistem nos componentes em contato e movimento relativo entre si (triboelementos), o meio ambiente e o elemento interfacial, sendo essa estrutura “fechada” (todos os componentes estão em interação contínua, repetida ou periódica no processo de atrito e desgaste, rolamentos são um exemplo) ou “aberta” (o elemento do tribossistema não está sempre contido no processo de atrito e desgaste ocorrendo um fluxo de materiais, usinagem é um exemplo). CZICHOS, 2020).

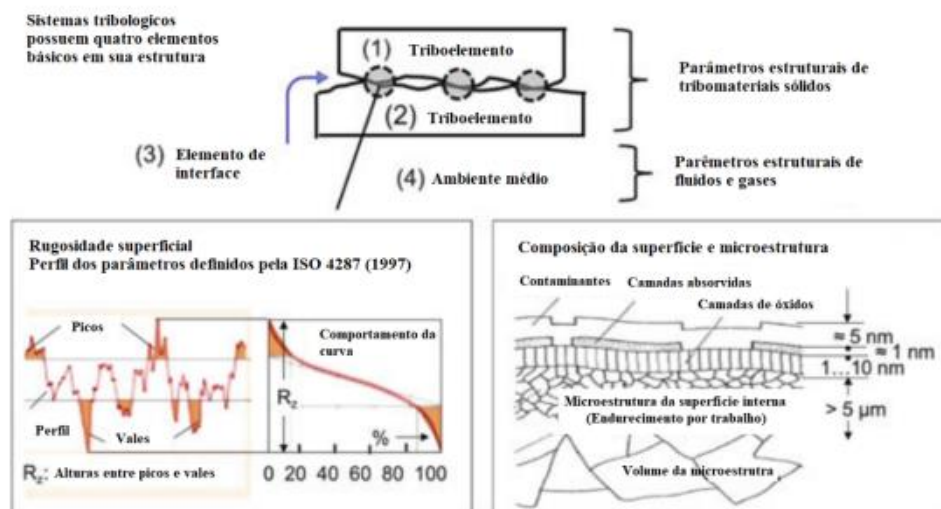


Figura 2 - Visão geral de um tribossistema
Fonte: Adaptado de Czichos (2020)

A figura 2 apresenta as propriedades gerais encontradas no tribossistema:

- Alturas e comprimento dos picos e vales da superfície dos materiais.
- Composição da microestrutura com a camada que se forma na interface.
- Parâmetros estruturais dos elementos 1 e 2.
 1. Geometria, forma, dimensões.
 2. Composição química e composição molecular.
 3. Condutividade térmica.
 4. Módulo de elasticidade, dureza e tenacidade a fratura.
 5. Rugosidade superficial, composição da superfície e microestrutura.

- Parâmetros estruturais dos triboelementos 3 e 4.
 1. Composição, aditivos, acidez e umidade.
 2. Densidade e condutividade térmica.
 3. Viscosidade e suas características sobre pressão e temperatura.

Conforme Zum-Gahr (1987), o tribossistema consiste nas superfícies de dois corpos que se encontram em movimento relativo entre si com área adjacente, sendo a evolução e extensão do desgaste determinadas por fatores como, rugosidade, elemento interfacial, influência do meio ambiente e condições de operação, como mostrado na figura 3.

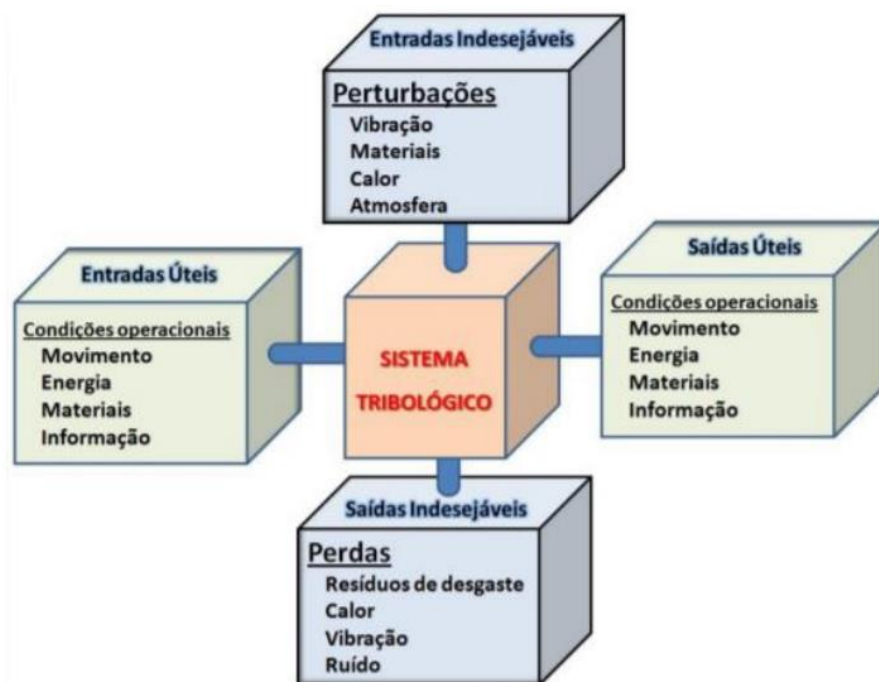


Figura 3 - Transformações de energia em um sistema tribológico
Fonte: Adaptado de Zun-Gahr (1987)

Existe uma grande preocupação para que o desgaste de equipamentos diminua, já que quando uma peça apresenta desgaste excessivo, ela não funciona como deveria, diminuindo a eficiência energética do sistema, trazendo custos de reparo. Por isso há uma preocupação para manter equipamentos com menos desgastes e redução de perdas por atrito (BRUNETTI, 2012).

2.1.2 Fenômenos Tribológicos

Os processos que ocorrem no tribossistema são extremamente complexos, já que envolvem várias variáveis como o atrito, mecanismos de desgaste e deformações de variados

níveis e tipos. Atrito e desgaste estão relacionados entre si no tribossistema como resposta, mas são uma relação complexa de ser compreendida (KATO,2001).

Para entendimento desses fenômenos, atrito e lubrificação serão discutidos nessa seção, seguidos dos mecanismos de desgaste na próxima.

Atrito: A força de resistência tangencial ao plano entre duas superfícies que, sob ação de uma força externa, uma superfície tende a se mover em relação à outra (Norma ASTM G40, 1999).

O conceito de atrito se divide em dois tipos, quanto à obstrução (atrito estático) e à restrição (atrito cinético) ao movimento relativo entre as superfícies analisadas, quando sob ação de uma força externa. A deformação e adesão entre os átomos e moléculas no plano de contato entre as superfícies gera a força de atrito, que age tangencialmente ao plano entre essas duas superfícies sendo que seu módulo não depende da área de contato e sim da força normal (FISCHER, 2006).

Dentre todas as grandezas que são utilizadas para avaliação do tribossistema, o atrito é a que tem maior dificuldade em ser obtida, pois como é a reação entre duas superfícies em contato, ao colocar um sensor para medição, a grandeza é alterada. As superfícies podem até parecer lisas a olho nu, mas apresentam irregularidades microscópicas, chamada de rugosidade, que geram pressão no local dificultando o movimento relativo entre os corpos (SANTOS, 2005).

Segundo Czichos (2020) considerando o balanço de energia do atrito, temos uma visão geral do mecanismo. A energia mecânica relativa ao atrito entre dois triboelementos envolvem três etapas, a primeira é a introdução da energia mecânica ao sistema, formação da área de contato, crescimento da junção no início do movimento, a segunda é o processo de transformação, que consiste na adesão e cisalhamento, deformação plástica, adesão, histerese e amortecimento, por fim o processo de dissipação, que engloba processos térmicos, tensões residuais, geração de defeitos pontuais e deslocamentos, emissões (calor, ruídos, detritos e triboluminescência).

A figura 4 mostra o contato entre picos das superfícies em contato gerando os mecanismos que serão abordados na próxima seção. É o impacto entre essas irregularidades superficiais de um sistema tribológico que geram as saídas indesejáveis como, desgaste, calor, vibração e ruídos.

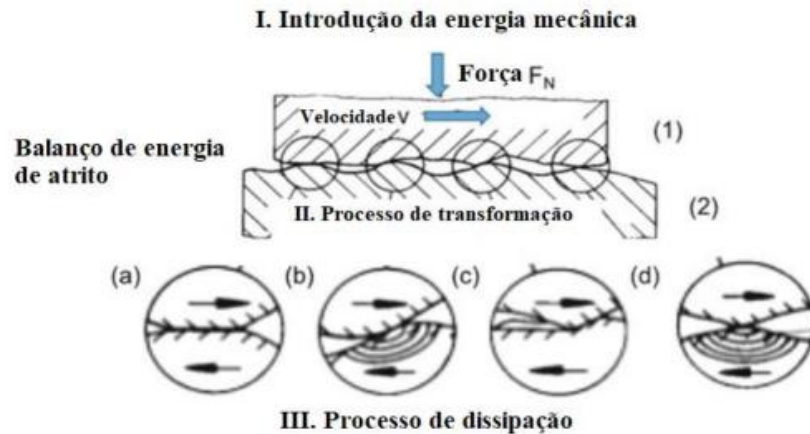


Figura 4 - Representação básica dos mecanismos de atrito
 Fonte: Adaptado Czichos (2020)

Lubrificação: A lubrificação tem como objetivo diminuir a resistência ao cisalhamento nas irregularidades do contato introduzindo um filme de baixa resistência a esse cisalhamento, sendo que a força de fricção depende disso. O lubrificante por vezes não evita o contato entre as superfícies, mas reduz sua severidade, já em outras situações o lubrificante separa completamente as superfícies evitando o contato das irregularidades. Assim o uso de lubrificantes sempre irá reduzir o desgaste, sendo função direta do tipo de lubrificação presente no tribossistema (FULLER, 1984).

O lubrificante utilizado pode danificar equipamentos, já que corrosão das superfícies em contato é um problema, tendo isso em vista, deve-se atentar às propriedades fundamentais que determinam seu desempenho, que são: estabilidade à oxidação, viscosidade, ponto de fluidez, ponto de fulgor, volatilidade, estabilidade térmica, dependência da temperatura da viscosidade, índice de viscosidade, entre outras que devem ser consideradas para medir estes valores (STACHOWIAK, 2007). Ainda segundo Stachowiak (2007), os óleos (minerais e sintéticos), emulsões, graxas e fluidos são usados para lubrificação de máquinas e equipamentos, a seleção dos lubrificantes leva em consideração as propriedades citadas anteriormente, mas como poucos lubrificantes atendem todos esses critérios, semi-sólidos e aditivos líquidos são adicionados afim de melhorar suas propriedades, sempre se atentando à compatibilidade do lubrificante de base com o aditivo, caso contrário irá causar falhas. Os lubrificantes sintéticos são um avanço nesse sentido para resolução desses problemas.

2.2 Mecanismos de Desgaste

As condições impostas caracterizam qualquer contato tribológico, por isso deve-se caracterizar esse contato, o que significa identificar fatores de controle de maior impacto para ter a avaliação correta das consequências no comportamento do sistema. Para que a simulação de ensaio alcance o contato tribológico real, essa caracterização operacional, material, dos parâmetros ambientais e lubrificantes usados deve ser realizada (STACHOWIAK; BATCHELOR, 2005).

A Figura 5 ilustra as movimentações que um corpo sólido realiza num tribossistema, classificando os desgastes gerados que dependem da cinemática do sistema, por deslizamento, rolamento, erosão, impacto e oscilação. Sendo que esses desgastes podem ou não ser com lubrificação (ZUM GAHR, 1987).

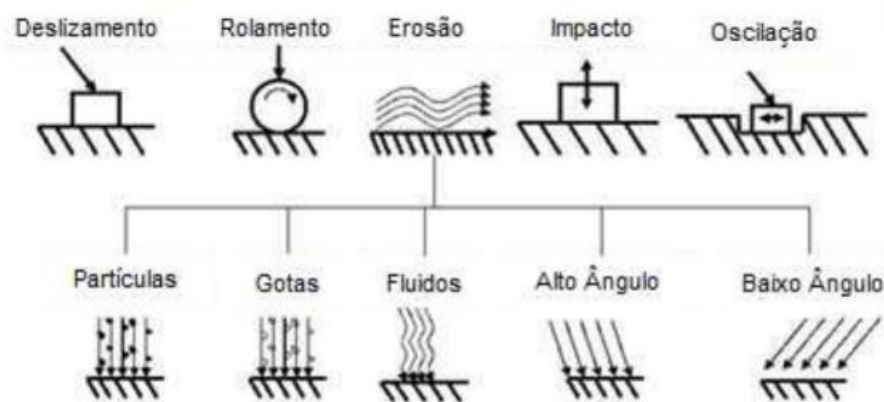


Figura 5 - Classificação dos processos de desgaste
Fonte: Adaptado de Zum Gahr (1987)

2.2.1 Desgaste Abrasivo

Como mostrado na figura 6 o desgaste abrasivo é definido como o arrancamento de material causado por irregularidades em uma ou ambas as superfícies de contato em movimento relativo entre si, ou pela presença de partículas duras entre os triboelementos, que podem surgir externamente ao tribossistema, ser um produto do processo ou fragmento de desgaste. Uma irregularidade, se tiver dureza maior que a contra-peça, pode atuar como uma partícula dura (ZUM-GAHR, 1987).

O sulcamento é o resultado do processo de um mecanismo de abrasão, onde as partículas transferidas formam canais e sulcos, na superfície desgastada, isso acontece, pois as

partículas aderem na superfície oposta e ganham dureza no trabalho a frio e atuando como mecanismo de abrasão (STACHOWIAK e BATCHELOR, 2005).

Se ocorrer apenas um passe de uma partícula abrasiva, o sulcamento não gera perda material, e sim um acúmulo, formação de proa na frente da partícula e formação de nervuras no deslocamento lateral (pile-up). Só acontece o arrancamento de material se a partícula atuar sucessivamente no desgaste ou várias partículas atuarem simultaneamente (ZUM-GAHR, 1987).

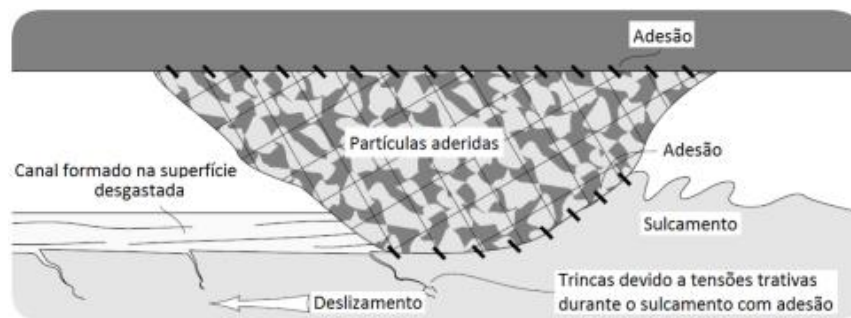


Figura 6 - Mecanismo de formação de canal por partículas aderidas
Fonte: Adaptado de Stachowiak e Batchelor (2005)

O corte é outro mecanismo de desgaste abrasivo, ocorrendo perda de material através da geometria e dureza que partículas abrasivas assumem.

Já nas trincas, o processo de perda mássica acontece devido à intersecção delas, que acontecem no ponto de impacto e são resultados da deformação plástica, a tensão da superfície até o ponto crítico gera as trincas medianas, que se fecham quando ocorre o alívio de tensão, gerando trincas laterais, que crescem até a superfície da amostra (LIU, 2003); (MARINESCU et al., 2015).

A figura 7 mostra um comparativo entre as interações que partículas abrasivas tem na superfície dos corpos sólidos (ZUM-GAHR, 1987).

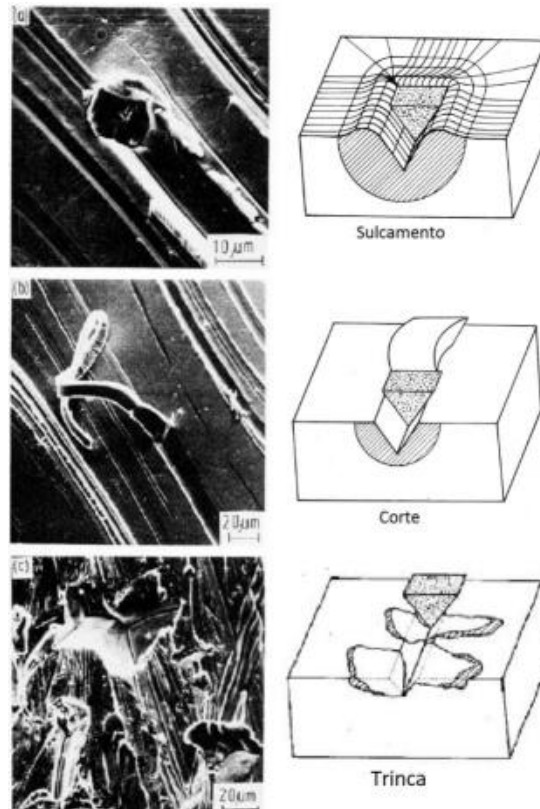


Figura 7 - Interação entre partícula abrasiva: sulcamento, corte e trinca
 Fonte: Adaptado de Zum-Gahr (1987)

A abrasão é o desgaste mais presente por deslizamento e oscilação em materiais dúcteis, com canais paralelos encontrados na superfície desgastada, nas direções do deslizamento, com o perfil da superfície oposta coincidindo com os picos e vales do corpo sólido, causados pela alta dureza das irregularidades da superfície ou por conta de um terceiro corpo formado na interface do contato (BHUSHAN, 2000).

2.2.2 Desgaste Adesivo

O desgaste adesivo é um pouco mais complexo, já que ocorrem forças atômicas no contato entre as superfícies, quando essas forças atômicas são mais fortes que as propriedades dos materiais envolvidos, acontece a quebra das ligações superficiais gerando partículas de desgaste (HARSHA et al, 2003).

A Figura 8 apresenta os tipos de separação das superfícies, que segundo Zum Gahr (1987) acontece quando o contato gera união entre elas. Como o conjunto está em movimento relativo entre si, a separação se dá em um local diferente da junção, ocorrendo transferência do material entre superfícies.

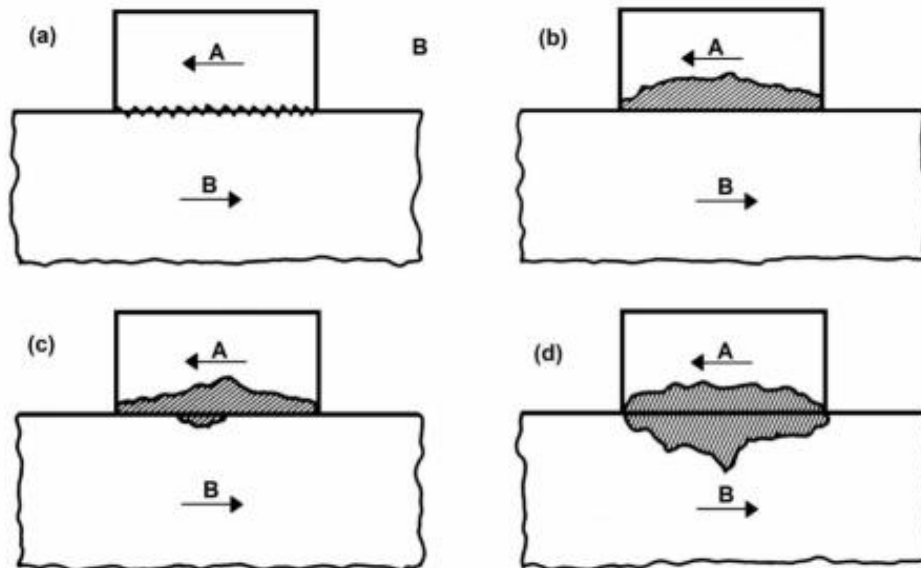


Figura 8 - Diferentes separações de superfícies. (a) Ruptura interna das juntas, (b) Ruptura do material mais macio A. (c) Ruptura predominante do material mais macio A, mas também presente no material B. (d) Ruptura igual em ambos os materiais

Fonte: Adaptação de Zum Gahr (1987)

A carga, contaminantes, rugosidade superficial e principalmente as propriedades físico-químicas dos triboelementos irão ditar a severidade da adesão entre as superfícies, sendo que as principais teorias sobre como ocorre a adesão são, teoria das juntas mecânicas, teoria difusiva, teoria eletrônica e teoria da absorção, sendo que cada modelo depende das características do sistema analisado, como mostrado na figura 9 (ZUM GAHR, 1987).

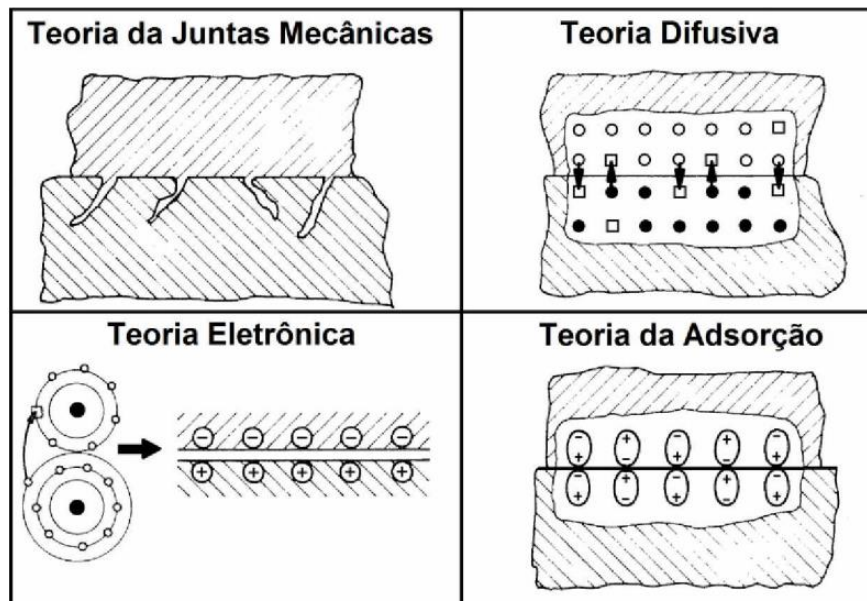


Figura 9 - Teorias de adesão.

Fonte: Adaptado de Zum Gahr (1987)

2.2.3 Desgaste Erosivo

Halling (1978) fala que o termo erosão cobre um tipo de dano que um corpo sólido pode sofrer ao ser atingido por um fluido que contém partículas sólidas na sua composição. Em muitos materiais, estudos e revisões, a erosão é referida brevemente, considerada apenas uma pequena fonte de desgaste, no entanto, recentemente tem ganhado mais destaque, já que com o desenvolvimento contínuo de equipamentos que operam em alta velocidade e necessidade de materiais com altas taxas de resistência à densidade, a erosão vem ganhando destaque. Um exemplo disso são as lâminas de turbinas que são feitas de plástico e reforçadas com fibra de carbono (HALLING, 1978).

São vários os modelos e mecanismos que descrevem a erosão, mas fundamentalmente podem ser colocados dois modelos, o por deformação plástica e fratura frágil. Quando se fala em deformação plástica logo relaciona-se a um mecanismo dúctil de erosão, e associa-se a um material dúctil, o que está errado, pois esse mecanismo não é exclusivo de um material dúctil, assim como também não é exclusividade de materiais frágeis a erosão por fratura frágil (WENSINK e ELWENSPOEK, 2002).

Segundo Callister (2000) a fratura dúctil ocorre em materiais dúcteis, ou seja, peças com grande capacidade de se deformar plasticamente quando solicitados por algum carregamento. Como esses materiais suportam grandes esforços, quando ocorre a fratura é comum associá-la a sobrecargas, principalmente a sobrecarga de tração.

Fratura frágil é o tipo de fratura que ocorre sem deformação plástica macroscópica, sob tensões inferiores às correspondentes ao escoamento generalizado, e com velocidade de propagação da trinca bem elevada (GODEFROID, 2011).

O desgaste erosivo é provocado pelo impacto de partículas contra a superfície de um objeto, ocorrendo em uma grande variedade de equipamentos e máquinas, pode-se exemplificar com o desgaste dos impulsores de bombas nos sistemas de processamento de polpa mineral na indústria da mineração. Um estudo é preciso para detalhar as características do material para minimização do desgaste já que a resistência mecânica por si só não garante resistência ao desgaste. As propriedades das partículas de erosão são importantes para esse estudo e elas estão sendo cada vez mais estudadas como parâmetros relevantes para o controle deste tipo de desgaste (STACHOWIAK, 2014).

O desgaste erosivo é controlado pelo material particulado que entra em colisão com o corpo sólido, ângulo de impacto, velocidade e tamanho da partícula, se ela é dura e sólida,

ocorrerá um desgaste semelhante ao abrasivo, já as partículas líquidas geram desgaste pelo resultado de acúmulo de impacto, tensões repetitivas sobre o corpo sólido. O termo desgaste erosivo, é utilizado para se referir ao desgaste causado por partículas pequenas que se chocam contra componentes, que não tem um número específico de mecanismos de desgaste. Definição empírica muito mais prática do que uma compreensão do próprio desgaste.

A figura 10 demonstra

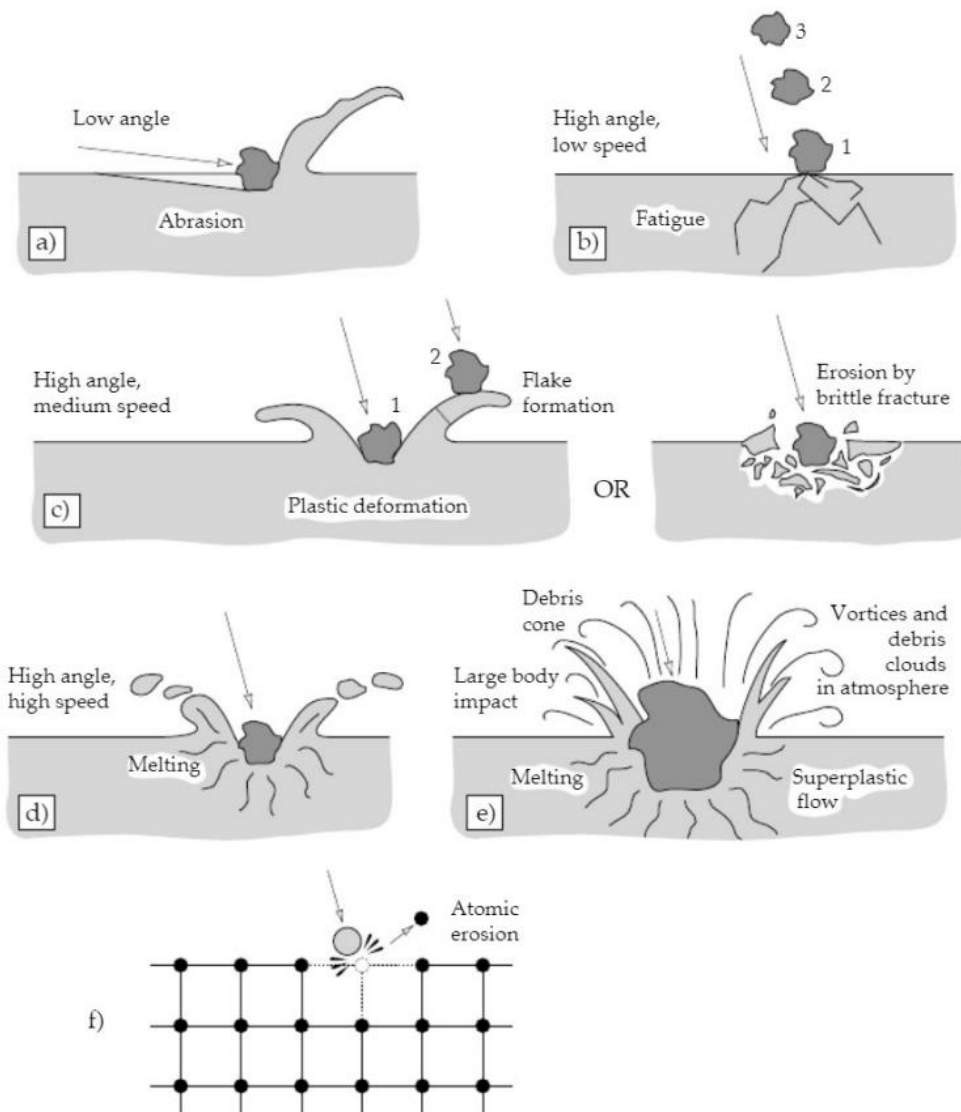


Figura 10 - Possíveis mecanismos de erosão
Fonte: STACHOWIAK (2014)

A Figura 10 ilustra a abrasão em baixos ângulos de impacto, fadiga superficial em baixa velocidade e alto ângulo de impacto, erosão por fratura frágil ou deformação plástica em altos ângulos de impacto e velocidade média com formação de flocos, fusão superficial

em altas velocidades e ângulos de impacto, erosão macroscópica com efeitos colaterais e erosão atômica que consiste na degradação da rede cristalina.

2.3 Machine Learning

Machine Learning ou Aprendizado de Máquina, é a instrução e treinamento de um software, para execução de uma tarefa sem que seja necessário a utilização de comandos fixos, segundo Raschka e Mirjalili (2017), seu principal objetivo é a “previsão do futuro”, fazer previsões sobre dados que ainda não foram analisados.

No *Machine Learning* as variáveis do problema são assimiladas de forma espontânea, utilizando os dados do próprio sistema, ou seja, as relações matemáticas e probabilísticas das variáveis de um problema são especificadas sem auxílio externo. Tais relações são chamadas modelos, criadas e utilizadas para diferentes fins (GRUS, 2016).

Assim surge um meio de substituir métodos de reconhecimento de padrão, que eram apenas comparativos, utilizando inteligência artificial, imitando a inteligência humana a partir de vários métodos de programação, sem a necessidade do entendimento profundo de seu comportamento físico (WANG et al., 2018).

De acordo com Tom M. Mitchell (1997), *Machine Learning* se direciona a pergunta de como desenvolver programas computacionais que melhoram sua performance fazendo tarefas através de experiência. Esses algoritmos se provaram muito eficazes em várias atividades como, buscas em grandes bases de dados de uma forma automática, construção de algoritmos em domínios que não são tão bem compreendidos por humanos, domínios onde programas devem atuar de uma forma dinâmica em condição de várias mudanças.

Machine Learning tira ideias de diversas disciplinas, incluindo inteligência artificial, probabilidade, estatística, complexidade computacional, psicologia, neurologia, teorias diversas, filosofia entre outras coisas. Um problema bem definido necessita de uma tarefa bem definida, métrica de performance e fonte de experiência para treinamento MITCHELL (1997).

Da união de métodos estatísticos e ciência da computação surgiram as primeiras metodologias de IA, que foram enquadradas na categoria de *Machine Learning* (ML), que tem sua definição como o conjunto de algoritmos e modelos estatísticos que são utilizados para execução de uma tarefa, sem programação de instruções específicas (BISHOP, 2006).

Segundo Bishop (2006), a divisão das abordagens de *Machine Learning* é feita de acordo com seu mecanismo de aprendizado, sendo:

- Supervisionado, onde utiliza-se um conjunto de dados chamado de base de treino, que é classificado manualmente para ensinar um modelo a diferenciar classes ou valores;

- Não supervisionado, que observa similaridades entre os dados e os agrupa aprendendo através de dados não catalogados;

- Semi supervisionado, que para seu treino é utilizado um número maior de dados não catalogados à quantidade de dados catalogados;

- Reforço, que para uma tarefa específica é utilizado uma função para otimização, e para cada ação recebe uma avaliação, como um indicador do rumo correto do aprendizado.

Dentre as abordagens consideradas comuns na área de *Machine Learning*, está o *Decision Tree* (SAFAVIAN; LANDGREBE, 1991), que é de interesse particular desse trabalho e será discutido em detalhes na próxima seção.

2.4 Decision Tree

Segundo Breiman (1984), *Decision Tree* como ilustrado na figura 11 é utilizado como método para classificação de dados. Pode-se representar o método através de uma árvore invertida, com nós e ramificações, sendo o primeiro nó a raiz da árvore, a partir daí que os seguintes elementos são formados através de decisões que se baseiam nesse nó, fazendo ramificações, sendo que cada nó seguinte é formado por uma avaliação e resolução do nó raiz. Fazendo essa análise, o *Decision Tree* para a base de código computacional é de fácil compreensão, pois cada ramificação é entendida como uma regra do tipo “*if-then*” (INGARGIOLA, 1996).

As tomadas de decisão tendem a dar maior importância para o topo da estrutura montada, pelo jeito que o problema é dividido e ranqueado (COLARES, 2010). Segundo Gama (2000), *Decision Tree* subdivide o problema, sendo assim possível resolver cada um desses menores individualmente, tendo um foco muito superior ao tratá-los, sendo esse modelo o único capaz de representar os resultados de forma hierárquica.



Figura 11 - Ilustração do Decision Tree
Fonte: Autoral

Top Down Induction Decision Tree (TDIDT) é a base para vários algoritmos de indução de *Decision Tree*, podemos citar o ID3, C4.5 e CART como os mais populares, funciona definindo um processo para a construção de árvores lógicas. Em um conjunto de treinamentos em um nó, declara-se o nó como ramificação ou encontra-se outra maneira para subdivisão do conjunto, esse modo de divisão que difere os algoritmos entre si (BREIMAN, 1984).

A ideia, é deixar a cada iteração do algoritmo, os subconjuntos cada vez mais homogêneos, que é o principal ponto desse algoritmo. Segundo Mitchell (1997), para obtermos estruturas com maior capacidade de tomar decisões e compactas, deve-se fazer testes com algum atributo “puro”. Sendo que um nó é considerado “puro” quando seus exemplos de treinamento são da mesma classe, e um nó é denominado de “impuro” quando seus exemplos de treinamentos são de classes distintas. Por isso, existem os índices de cálculo da impureza, por exemplo, *Misclassification impurity*, *Entropy impurity*, *Gini impurity e twoling*. Utiliza-se no decision tree o **Scikit-learn** que inclui vários algoritmos de classificação, regressão e agrupamento.

De acordo com Witten e Frank (2000), existem vários algoritmos utilizando *Decision Tree* como base. Deve-se fazer testes nas Árvore de Decisões com dados que não foram utilizados para criar o modelo, já que a estrutura precisa se adequar a novas situações e

generalização de dados, isso tem intuito de avaliação da qualidade do modelo *Decision Tree* para evitar erros futuros (Bradzil,1999).

2.5 Linguagem Python

O Python foi lançado em 1991, a fim de trazer uma linguagem de programação mais simples e leitura facilitada, por Guido Van Rossum. Baseia-se numa linguagem chamada de ABC se afastando da inspiração em C como a maioria das linguagens até aquele momento. Guido se baseou nessa linguagem pois seu foco era o aprendizado em programação. Nela não precisava declarar variáveis e a identificação de blocos de códigos aninhados era obrigatória, sendo esses os principais conceitos na linguagem do Guido (TELLES, 2008).

Por ter sua sintaxe clara e objetiva o Python tem sua legibilidade favorecida, é simples e produtivo, linguagem interpretada (script), permitindo adicionar funcionalidades como o PostgreSQL, Blender e LibreOffice, além de automatizar tarefas. É interpretada pelo bytecode, máquina virtual Python, tornando o código portátil entre sistemas, facilitando a compilação de aplicações nas plataformas (BORGES, 2014).

2.6 Bibliotecas Python

Python apresenta uma de suas maiores vantagens na biblioteca, que é vasta, com módulos que são bastante distribuídos na linguagem básica. Os módulos são agrupados em pacotes, como diretórios, para simplificação da distribuição e utilização (COELHO, 2007).

Neste trabalho, todos os procedimentos implementados, assim como a implementação da inteligência artificial, foi utilizada a linguagem de programação Python e seus pacotes de bibliotecas. Por ter uma comunidade extremamente ativa de desenvolvedores na área de dados, além de ser open source e ter uma vasta documentação disponível para uso, essa linguagem foi escolhida. Segue a relação das principais bibliotecas utilizadas no trabalho:

- **Numpy** é uma biblioteca com funções para computação científica, otimizadas para trabalhos com vetores e matrizes de dados.
- **Pandas** que é uma biblioteca de manipulação e análise de dados.
- **Matplotlib**, para criação de gráficos dos mais variados tipos.

3 METODOLOGIA

3.1 Tipo de Pesquisa

Segundo 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”. A metodologia científica tem desenvolvimento seguindo regras e procedimentos que existem para realização de uma pesquisa, para formulação de conclusões por meio de conhecimentos categóricos e organizados.

A pesquisa pode ser subdividida em qualitativa e quantitativa em relação à natureza. De acordo com Lakatos et al. (2003), a qualitativa pode ser definida como a pesquisa que tem como objetivo compreender os fenômenos envolvidos nela a partir de um estudo específico com particularidades, ou seja, único ou individual. Já a pesquisa quantitativa se baseia na coleta de dados numéricos, para quantificar o problema.

Quanto aos objetivos da pesquisa, as classificações se dividem em três: exploratória, descritiva e explicativa. Segundo Gil (2008), a finalidade principal da pesquisa exploratória é o desenvolvimento, esclarecimento, e modificação de conceitos, visando a formulação de problemas ou hipóteses que possam ser pesquisadas em trabalhos posteriores. Busca de informações através de livros e documentos, estudos de caso e entrevistas não padronizadas ocorrem constantemente

De acordo com Gil (2017), as pesquisas descritivas são de opiniões e possuem o objetivo de descrever as características de determinado fenômeno. Essa pesquisa é formulada de uma maneira que identifique, registre e analise as características de um determinado processo.

Por fim, para Marconi e Lakatos (2021), as pesquisas explicativas são aquelas que definem os modelos teóricos, gerando hipóteses através da lógica com experimentos que tenham identificação, registro, análise e interpretação das causas sobre efeitos de um processo.

A partir das abordagens apresentadas, esse trabalho tem caráter qualitativo, já que para o desenvolvimento do programa não são utilizados métodos estatísticos. Assim como exploratório, visto que será desenvolvido o programa em *Machine Learning* na linguagem

Python. Tem caráter bibliográfico e experimental, pois será explorada a forma de desenvolvimento do programa em *Machine Learning* na linguagem Python.

3.2 Materiais e Métodos

Materiais como livros, monografias, artigos e alguns softwares foram utilizados nessa pesquisa. Sendo que ela foi desenvolvida pelo método experimental, utilizando o Anaconda 3 e *Machine Learning* na linguagem Python e bibliotecas pandas, numpy e matplotlib e Scikit-learn como módulos para desenvolvimento do algoritmo. Escolha das variáveis, identificação dos indicadores e desenvolvimento do dataset, para escrita do algoritmo, testes para análise da efetividade do programa, vantagens e limitações atreladas a ele.

3.3 Variáveis e Indicadores

As variáveis são propriedades e fatores que conseguem ser medidos ou potencialmente medidos e são diferenciadas em um estudo (KÖCHE, 2014).

Os indicadores são usados como ferramenta de controle, melhorando a qualidade dos processos. São utilizados para calcular o desempenho dos equipamentos, para monitorar e mensurar desvios (DOCKHORN, 2019).

A tabela 1 apresenta as variáveis que a pesquisa tem como foco e quais são seus indicadores.

Tabela 1 - Variáveis e indicadores

Variáveis	Indicadores
Desgaste Abrasivo	Carga
	Área de contato
	Velocidade
	Ruído
Desgaste Adesivo	Carga
	Temperatura
	Velocidade
	Ruído
Desgaste Erosivo	Pressão
	Velocidade
	Ruído

Fonte: Pesquisa direta (2021)

3.4 Coleta de Dados

O programa foi desenvolvido de forma experimental e os dados do programa para construção do *DataSet* foram retirados de manuais dos equipamentos estudados e entrevistas não estruturadas.

3.5 Tabulação e Análise dos Dados

Para tabulação dos dados, foi utilizado o Word e Excel do pacote Microsoft Office. Anaconda 3 como distribuidor de linguagens, para o desenvolvimento do programa e análise dos dados. Jupyter Notebook para a escrita do código Python, sendo que foram utilizados quatro pacotes do Python: Pandas para a leitura do Dataset, Scikit-Learn e Decision Tree para o método de aprendizado, Numpy para a transformação do dataset e Matplot.lib para plotar gráficos.

3.6 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foi mostrada a metodologia utilizada para o desenvolvimento do trabalho e caracterizado o tipo de pesquisa realizada, também os materiais, métodos, variáveis e indicadores, ferramentas, instrumentos de coleta de dados, por fim, os softwares utilizados. O próximo capítulo aborda os resultados e discussões das análises de efetividade realizadas no programa desenvolvido, assim como a discussão sobre as vantagens e limitações dele.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Identificação e classificação dos parâmetros

Analisando os tribossistemas das máquinas da indústria de mineração, o ambiente em que elas se encontram, e a partir das pesquisas bibliográficas, consultas dos manuais e métodos experimentais e parâmetros que mais influenciam o desempenho dos equipamentos e geram maior desgaste durante a operação, identificou-se os parâmetros principais do estudo.

Os parâmetros escolhidos para identificação do tipo de desgaste principal encontrado nos tribossistemas são: velocidade, pressão, temperatura, ruído, vibração, carga e área de contato. A partir de pesquisas bibliográficas e métodos experimentais, foi possível selecionar os parâmetros operacionais que seriam inseridos no *dataset* como dados de entrada e saída.

Os parâmetros foram analisados separadamente em cada máquina escolhida para aplicação do programa. Nesse estudo foram observados parâmetros que estavam coerentes entre teoria e prática. Exemplificando considera-se um equipamento específico, como uma perfuratriz móvel Joy RamTrack 2300 da Komatsu, sua carga nominal máxima é de 95kPa, se o usuário do programa observa que ela está sendo utilizada acima da carga nominal máxima, ele coloca input 1 (com alteração) se estiver normal coloca 0 (sem alteração) assim, para todos os parâmetros da máquina analisados separadamente, como na tabela abaixo.

Tabela 2 - Variáveis e indicadores

Carga	
Input	Status
0	Sem Alteração
1	Com Alteração

Fonte: Pesquisa Direta (2022)

4.2 Desenvolvimento do Algoritmo de *Machine Learning* em Python

Primeiramente o código lê o *Dataset*, com os dados de entrada de todos os parâmetros (velocidade, pressão, temperatura, ruído (vibração), carga e área de contato), se está com ou sem alteração baseado no manual do equipamento como mostrado anteriormente.

Na figura abaixo é possível visualizar o data frame utilizado para desenvolvimento do código utilizando a classificação binária.

velocidade	pressão	temperatura	ruido	carga	area de contato	desgaste
0	0	0	0	0	0	Não há desgaste
0	0	0	1	1	1	Abrasivo
1	0	0	1	1	1	Abrasivo
1	0	1	1	1	1	Adesivo
1	1	0	0	0	1	Erosivo
1	0	1	1	1	1	Abrasivo e Adesivo
1	1	0	0	1	0	Erosivo e Abrasivo
1	1	1	1	1	1	Abrasivo e Adesivo
0	0	0	0	0	0	Não há desgaste
0	0	0	1	1	1	Abrasivo
1	0	0	1	1	1	Abrasivo
1	0	1	1	1	1	Adesivo
1	1	0	0	0	1	Erosivo
1	0	1	1	1	1	Abrasivo e Adesivo
1	1	0	0	1	0	Erosivo e Abrasivo
				.		
				.		
				.		
				.		

Figura 12 – DATA FRAME

Fonte: Pesquisa direta (2022)

Todos os indicadores operacionais que podem ter não-conformidade e gerar desgaste são analisados por meio da classificação binária. Na figura 13 é possível ter um melhor entendimento observando a interface entre o usuário e o algoritmo *Learning*.

```
[0] - Não ha gradiente
[1] - Ha gradiente

Existe gradiente de velocidade?1
Existe gradiente de pressão?0
Existe gradiente de temperatura?0
Existe gradiente de vibração/ruido?1
Existe gradiente de carga?0
Existe gradiente sobre a área de contato?1

['Abrasivo']
```

Figura 13 – Interface do usuário no programa

Fonte: Pesquisa direta (2022)

É possível observar na figura 13 que, o programa demanda parâmetros operacionais que são interpretados pelo programa como gradientes. A classificação binária demonstra que se 0 está conforme e se 1 estão não-conforme. A partir do teste apresentado sendo realizados 6 inputs (um para cada parâmetro) o programa indica o tipo de desgaste. A figura 13, portanto,

demonstra alterações em velocidade, vibração e área de contato, assim o programa indica que o desgaste é abrasivo.

Desenvolvido através da ferramenta *Árvore de Decisão* do ML utilizou a biblioteca *scikit-learn* na linguagem Python. Como foi apresentado no Capítulo 2, *Árvore de Decisão* é um modelo de aprendizado de máquina que utiliza uma estrutura de árvore para tomar decisões com base nas características dos dados de entrada.

Primeiro o código importa a biblioteca *pandas*, que é usada para manipulação de dados, lê um arquivo Excel contendo os dados (*Dataset*) de entrada e o atribui à variável ‘arquivo’, convertendo o arquivo lido em um *DataFrame* do *pandas* para facilitar a manipulação. Depois extrai as colunas de *features* do *DataFrame* e as atribui à variável ‘w’, extrai a coluna do *target* que é a variável a ser prevista do *DataFrame* e a atribui à variável ‘b’.

No treinamento do modelo, se inicializa a variável ‘acurácia’ com um valor de precisão inicial de 0, que entra num loop enquanto a precisão do modelo for menor ou igual a 0.9. Os dados são divididos em conjuntos de treinamentos e teste usando a função ‘*train_test_split*’ da biblioteca *scikit-learn*. Os dados de *features* são divididos em ‘w_treino’ (70%) e ‘w_teste’ (30%), e os dados do *target* são divididos em ‘b_treino’ e ‘b_teste’.

Depois se cria uma instância do modelo de *Árvore de Decisão* utilizando a classe ‘*ExtraTreesClassifier*’ da biblioteca *scikit-learn*. O ‘*modelo.fit(w_treino, b_treino)*’ treina o modelo utilizando os dados de treinamento. Assim calculando a precisão do modelo usando os dados de teste e atribuindo o valor à variável ‘acuracia’.

Por fim realiza a previsão do modelo utilizando os dados de teste e armazena o resultado na variável ‘previsao1’. Solicitando ao usuário a entrada dos gradientes de velocidade, pressão, temperatura, vibração/ruído, carga e área de contato através de prompts, ‘g = [['v', 'p', 't', 'r', 'c', 'a'], [v, p, t, r, c, a]]’: Cria uma lista ‘g’ contendo as *labels* dos gradientes e os valores fornecidos pelo usuário.

O programa deve ser usado para aumento da disponibilidade física dos equipamentos da indústria de mineração, a partir da identificação do tipo de desgaste predominante em um sistema tribológico. O programa permite a melhor gestão desses ativos e, conseqüentemente, a melhor gestão de manutenção para cada. Ainda é importante observar que, o uso correto do programa assim como o treinamento do usuário, é essencial para o sucesso da iniciativa.

5 CONCLUSÃO

Neste capítulo é apresentado a conclusão final da pesquisa, assim como recomendações para prosseguimento das aplicações do programa *Machine Learning* em linguagem Python para aumento da disponibilidade física dos ativos das indústrias de mineração, através da análise do sistema tribológico pelo programa.

A resposta da pergunta-problema está na análise do que foi colocado nos resultados do trabalho, o maior problema na indústria da mineração é a disponibilidade física de ativos que impacta diretamente na produtividade. Sendo assim, ter um programa que ajude na tomada de decisão contribuindo no planejamento da manutenção dos equipamentos, é uma inovação necessária.

Para analisar os sistemas tribológicos das máquinas, observa-se os parâmetros que mais influenciam o seu desempenho e proporcionam um maior desgaste.

A indicação da disponibilidade física dos equipamentos vem através da melhor manutenção escolhida pelos profissionais da indústria de mineração através das respostas do programa *machine learning* que responde pelo desgaste predominante. Essa é uma grande vantagem para o aumento da disponibilidade dos equipamentos que, a partir da resposta do programa, possibilita um melhor planejamento e controle da manutenção.

Portanto, é possível afirmar que o programa *Machine Learning* em Python baseado em *Decision Tree* contribui para o aumento da disponibilidade física de ativos da indústria de mineração.

As recomendações para finalização do presente trabalho são alguns pontos de acréscimo no programa, seria interessante que ele respondesse também a melhor manutenção de uma maneira automática a partir de uma base de dados montada por profissionais qualificados que coloquem estudos de casos reais e o programa utilizaria o aprendizado de máquina para também já escolher a melhor manutenção; isso traria mais melhorias e otimizaria o processo de planejamento e controle da manutenção.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

BOVE, T. C., M. GERBER, J. Z. **Proposta de melhorias aos impactos causados por Downtimes numa fábrica de montagem de computadores**. In XXXIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2013, Salvador – BA. Anais. Salvador - BA, 2013

BRADZIL, P. B. **Construção de modelos de decisão a partir de dados**. 1999 Disponível em: <<http://www.nacc.up.pt/~pbrazdil/Ensino/ML/ModDecis.html>>.

CALLISTER, J. D., **Fundamentos Da Ciência E Engenharia de Materiais: Uma Abordagem Integrada**. Grupo Gen-LTC, 2000.

CARVALHO, Pedro Sérgio Landim de; MESQUITA, Pedro Paulo Dias; CARDARELLI, Nicole Agostinho. **Panoramas setoriais 2030: mineração e metalurgia**. In: Panoramas setoriais 2030: desafios e oportunidades para o Brasil. Rio de Janeiro: Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, 2017.

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

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

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

GIL, Antonio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2017

GODEFROID, CÂNDIDO, **Análise e Interpretação de Falhas Mecânicas: Conteúdo digital para apoio à aprendizagem**, 2011. Disponível em: <https://sites.unifoa.edu.br/portal_ensino/mestrado/memat/arquivos/dissertacao/produto-mariana-souza-forte.pdf 2011>

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.

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

TOM M. MITCHELL, **Machine Learning**. Mcgraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.

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

SHIGEO SHINGO, **O Sistema Toyota de Produção** do Ponto de vista da Engenharia de Produção. Bookman, 1996.

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.

STACHOWIAK, G. W.; BATCHELOR, A. W., **Engineering Tribology**. 4. ed. Elsevier Butterworth-Heinemann. 2014

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.

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

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

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.

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.