

Ferramenta de visualização e suporte para possíveis problemas no processo de remoagem de uma mineradora

Lygia Águeda Aguiar Bezerra



CENTRO DE INFORMÁTICA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

João Pessoa, PB

2024

Lygia Águeda Aguiar Bezerra

Ferramenta de visualização e suporte para possíveis problemas no processo de remoagem de uma mineradora

Monografia apresentada ao curso Engenharia de Computação
do Centro de Informática, da Universidade Federal da Paraíba,
como requisito para a obtenção do grau de Bacharel em Engenharia da Computação

Orientador: Profa. Dra. Thaís Gaudencio do Rêgo

Maio de 2024

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

B574f Bezerra, Lygia Agueda Aguiar.

Ferramenta de visualização e suporte para possíveis problemas no processo de remoagem de uma mineradora / Lygia Agueda Aguiar Bezerra. - João Pessoa, 2024.
29 f. : il.

Orientação: Thaís Rêgo.
TCC (Graduação) - UFPB/CI.

1. Mineração. 2. Ferramenta de visualização. I.
Rêgo, Thaís. II. Título.

UFPB/CI

CDU 004.92



CENTRO DE INFORMÁTICA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

Trabalho de Conclusão de Curso de Engenharia de Computação intitulado ***Ferramenta de visualização e suporte para possíveis problemas no processo de remoagem de uma mineradora*** de autoria de Lygia Águeda Aguiar Bezerra, aprovada pela banca examinadora constituída pelos seguintes professores:

Prof. Dr. Nome do Professor A
Instituicao do Professor A

Prof. Dr. Nome do Professor B
Instituicao do Professor B

Prof. Dr. Nome do Professor C
Instituicao do Professor C

João Pessoa, 8 de maio de 2024

Centro de Informática, Universidade Federal da Paraíba
Rua dos Escoteiros, Mangabeira VII, João Pessoa, Paraíba, Brasil CEP: 58058-600
Fone: +55 (83) 3216 7093 / Fax: +55 (83) 3216 7117

RESUMO

Uma mineradora é composta por muitos processos, em que cada um tem suas peculiaridades e necessidades de monitoramento para que a empresa continue funcionando como deve e entregando um produto de qualidade. Um exemplo de um desses processos é a remoagem, responsável por deixar a granulometria do minério dentro de uma especificação. Mas, nem sempre esse processo é capaz de cumprir esse quesito, quando isso acontece é necessário reavaliá-lo e cada uma das máquinas que o executa, o que pode demandar tempo e custo para os operadores da empresa. Dessa forma, este trabalho apresenta uma aplicação web que centraliza e facilita essa análise de dados com o uso de um modelo de inteligência artificial, com *recall* de 0,75, capaz de gerar uma previsão possível de ser interpretada e visualizada, por meio de um gráfico com a ajuda de um *framework*, com suporte a geração de gráficos interativos. Esses gráficos foram gerados não apenas para a interpretação da previsão, mas também para facilitar a visualização dos dados envolvidos no processo.

Palavras-chave: <Mineração>, <Ferramenta de visualização>.

ABSTRACT

A mining company is made up of many processes, each of which has its peculiarities and monitoring needs so that the company continues to function as it should and deliver a quality product. An example of one of these processes is regrinding, responsible for keeping the ore particle size within a specification. However, the aforementioned process is not always capable of meeting this requirement. This being the case, it becomes necessary to reevaluate the procedure and each of the machines that make it up, possibly costing valuable resources for the company's operators. Therefore, this work presents a web application that centralizes and facilitates this data analysis using an artificial intelligence model, with recall of 0.75, capable of generating a prediction that can be interpreted and viewed by through a graph with the help of a framework that supports the generation of interactive graphs. These graphs were generated not only for the interpretation of the forecast, but also to facilitate the visualization of the data involved in the process.

Key-words: <Mining>, <Visualization Tool>.

LISTA DE FIGURAS

1	Mapa de subprocessos do beneficiamento de uma mineradora.	11
2	Estrutura de uma arquitetura MVC.	16
3	Exemplo de um gráfico <i>treemap</i>	17
4	Exemplo de um gráfico de árvore.	17
5	Exemplo de uma representação de uma Árvore de Decisão;	18
6	Exemplo de séries temporais que pertencem a uma mesma medida.	21
7	Tela inteira da aplicação	23
8	Sessão de seleção de instância.	24
9	Sessão de visualização de gráficos de linha para todas as séries temporais possíveis para o problema dentro da hora da instância especificada	25
10	Sessão da ferramenta composta pela árvore de decisão e suas informações associadas.	26
11	Gráfico <i>Treemap</i>	27

LISTA DE ABREVIATURAS

IA - Inteligência Artificial MVC – *Model-View-Controller* (Modelo-Visão-Controle)

Sumário

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Tema	12
1.2	Problema	13
1.2.1	Objetivo geral	13
1.2.2	Objetivos específicos	13
1.3	Estrutura do relatório técnico	14
2	CONCEITOS GERAIS E REVISÃO DA LITERATURA	15
2.1	Aplicação web	15
2.2	Arquitetura MVC	15
2.3	Gráficos de árvore	16
2.3.1	<i>Treemap</i>	16
2.3.2	Árvore	17
2.4	Árvore de decisão para problemas de classificação	18
3	METODOLOGIA	20
3.1	Requisitos	20
3.2	Processamento dos dados	20
3.3	Desenvolvimento da Árvore de Decisão	21
3.4	Desenvolvimento da aplicação	22
3.5	Avaliação da ferramenta	22
4	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	23
4.1	Seleção da instância a ser analisada	24
4.2	Visualização por meio de gráfico de linhas	24
4.3	Visualização na Árvore de Decisão	25
4.4	<i>Treemap</i>	26
4.5	Avaliação da ferramenta	27
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	28

1 INTRODUÇÃO

Após a instalação de uma mina e estudo da geologia, uma empresa de mineração possui duas etapas importantes: a extração e o beneficiamento. A primeira trata-se da extração do minério da natureza, também conhecida como lavra. Já a segunda, é responsável por realizar o tratamento do minério para que ele se torne comercializável, ou seja, um mineral mais concentrado do elemento de interesse (Balasubramanian, 2015). Para isso, ela é dividida em subprocessos, apresentados na Figura 1.

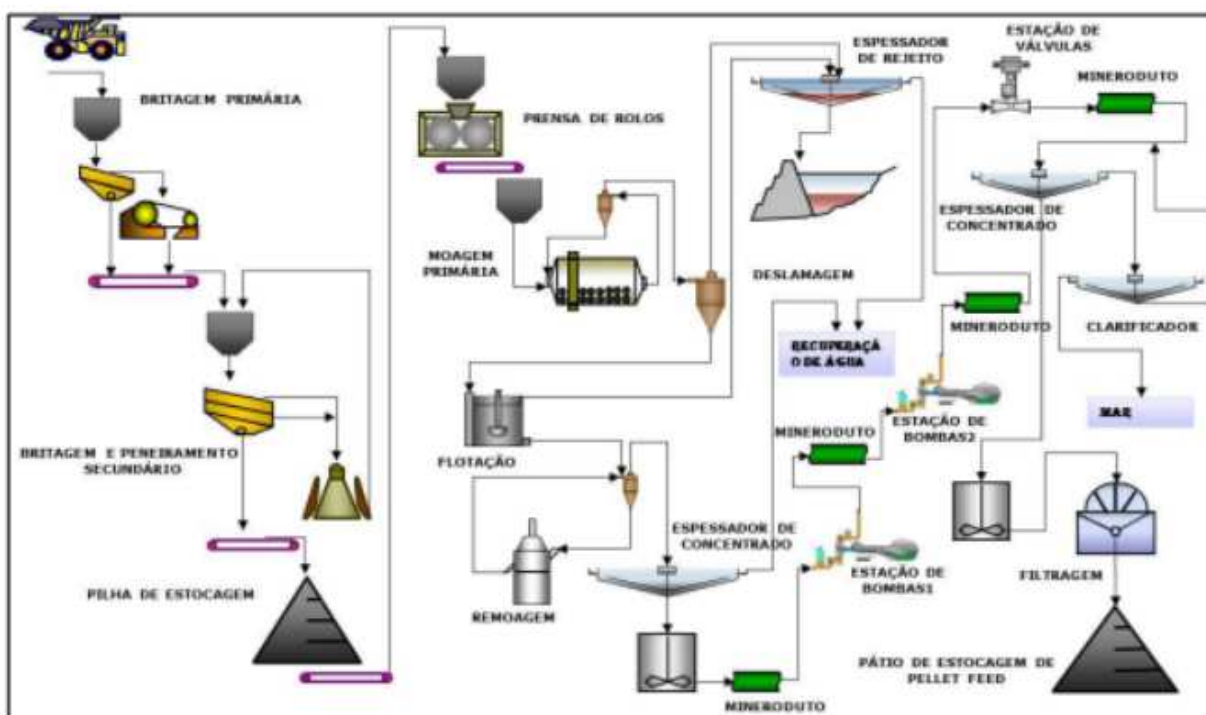


Figura 1: Mapa de subprocessos do beneficiamento de uma mineradora.

Fonte: Disponível em:

<https://lampejocientifico.com.br/fases-do-tratamento-de-minerios/>. Acessado em 23 de abril de 2024.

Na Figura 1 pode-se perceber, não apenas os micro-processos do beneficiamento, mas também a relação entre eles. Com isso, nota-se que a maioria dos processos estão organizados em cascata, em que a saída de um é a entrada do outro. Cada um deles possui uma responsabilidade, mas todo o fluxo presente na imagem tem o mesmo objetivo, diminuir a granulometria do material e torná-lo mais concentrado, (Balasubramanian, 2015).

Para atingir esse objetivo, cada subprocesso do beneficiamento é executado por um conjunto de máquinas. Elas, em sua maioria, geram dados sobre suas variáveis de funcionamento em um determinado intervalo de tempo. Com isso, esses dados podem ser usados para avaliação e controle do desempenho de cada micro-processo, ajudando em tomadas de decisão, quando algum deles não apresenta um comportamento esperado.

Esse comportamento é definido por uma especificação da mineradora. Um exemplo disso é a definição da granulometria do minério que tem um intervalo de valores aceitável para que o produto seja comercializado, (Pereira, 2012). Dessa forma, se a granulometria estiver fora dele, o micro-processo deve ser analisado e ajustado por não apresentar um comportamento esperado.

Para definir qual atitude tomar diante da situação supracitada, é preciso que uma equipe de funcionários analise os dados das máquinas envolvidas no micro-processo e procure um possível problema no comportamento de uma delas. Mas, por se tratar de muitos dados, isso pode se tornar um processo longo e trabalhoso, o que pode acarretar em aumento do tempo em que a mineradora passa produzindo um produto que está fora da especificação.

Além disso, é preciso considerar que as decisões tomadas pelos funcionários podem demorar a serem avaliadas. Como exemplo disso, pode-se levar em consideração que existe uma diferença no intervalo de tempo da geração de dados entre as máquinas, podendo possuir intervalos de até uma hora, o que indica que a detecção de melhoria só seria notável depois desse período de tempo.

Esse não é o único motivo que afeta a avaliação do efeito da tomada de decisão. Como um sub-processo é executado por várias máquinas, pode ter sido feita uma mudança no funcionamento de uma das primeiras delas, o que levaria a espera do material passar pelas máquinas seguintes para que possa ser feita a avaliação da especificação novamente. Caso a mudança tenha resolvido o problema, não é necessário fazer mais nada, mas se não resolveu, é preciso começar o processo de descoberta novamente.

1.1 Tema

As mineradoras são compostas por muitos processos. Cada processo pode se tornar complexo por ser executado por várias máquinas, responsáveis por etapas diferentes e com metodologias de trabalhos diferentes, (Balasubramanian, 2015). Isso faz com que cada etapa possua variáveis de naturezas diferentes, assim como especificações diferentes, para que a empresa funcione da melhor forma possível e gere o produto esperado.

Nem sempre essas máquinas funcionam como o esperado, o que torna necessário um monitoramento contínuo, que pode ser obtido por meio de dados gerados pelas próprias máquinas, ou por uma equipe de laboratório em intervalos de tempos constantes. Com isso, é possível verificar se a mineradora está funcionando como deveria ou não. Porém, essa verificação não é um trabalho simples, dessa forma, este trabalho visa oferecer uma ferramenta para auxiliar as pessoas responsáveis por esse monitoramento.

1.2 Problema

Dada a quantidade de processos e variáveis que devem ser analisadas em um único processo, simultaneamente, é difícil para um ser humano avaliá-las rapidamente, até mesmo para um especialista no assunto. Dessa forma, este trabalho possui o desafio de proporcionar uma visualização dos dados, de uma maneira simples e centralizada, para um processo de uma mineradora. Além disso, objetiva-se usar um método de inteligência artificial capaz de mostrar, de formar gráfica, a explicação de sua previsão.

Neste trabalho, será tomado como exemplo a remoagem, processo responsável por diminuir a granulometria do minério, até o intervalo aceito para ser comercializado, neste caso, usou-se uma granulometria aceita de até 6mm, sendo assim, valores iguais ou abaixo são considerados dentro da especificação e valores acima, fora.

1.2.1 Objetivo geral

Desenvolver uma ferramenta web que seja capaz de centralizar e facilitar a análise de todos os dados do processo de remoagem. Além disso, pretende-se desenvolver uma visualização inteligente do processo, por meio de desenvolvimento e uso de um modelo de inteligência artificial, indicando para o operador qual o possível problema, diante de um cenário em que a granulometria esteve fora da especificação.

1.2.2 Objetivos específicos

Para atender ao objetivo geral são necessárias as seguintes abordagens:

- Desenvolver um modelo de inteligência artificial que fornece não apenas previsões, mas também, uma forma de entender como o método chegou a previsão, para que sirva de ajuda a um operador, quando for identificar qual parte do processo está causando falha na granulometria.
- Desenvolver uma ferramenta web com visualizações gráficas dos dados e que faz uso do modelo inteligente.
- Avaliar se a ferramenta auxilia o operador, para que identifique qual parte do processo pode estar causando a falha na granulometria.
- Criar visualizações gráficas para facilitar a análise dos dados.

1.3 Estrutura do relatório técnico

Nos capítulos seguintes serão apresentados os resultados do trabalho e quais foram os passos de desenvolvimento. Na Capítulo 2 serão apresentados conceitos importantes para o entendimento do desenvolvimento da aplicação web e de cada uma de suas partes. No capítulo de metodologia será apresentada como foi desenvolvida a aplicação e cada uma de suas partes. Já no capítulo de resultados, será mostrado o resultado final da aplicação. Por fim, será descrito o capítulo de conclusão, em que será explicado, de forma geral, o que foi conseguido com o desenvolvimento dessa aplicação e possíveis melhorias futuras.

2 CONCEITOS GERAIS E REVISÃO DA LITERATURA

Nesse capítulo serão apresentados os conceitos necessários para o entendimento do desenvolvimento da ferramenta. É importante salientar que o foco deste trabalho foi apenas desenvolver a interface e um modelo que usa técnicas de inteligência artificial(IA) para prever se a granulometria do processo de remoagem estaria fora, ou não, da especificação.

Assim, os conceitos que serão explicados abaixo se aplicam a esses dois cenários, o desenvolvimento da interface(aplicação web), com o uso das tecnologias HTML, CSS e *Dash*. E desenvolvimento do modelo que faz uso da IA com a biblioteca *scikit-learn*. Essas etapas foram desenvolvidas com a linguagem python na sua versão 3.11. No capítulo de metodologias essas tecnologias serão apresentadas em mais detalhes.

2.1 Aplicação web

Dessa forma, é interessante entender que uma aplicação web é caracterizada por ser acessada via navegador de internet. Em que, quando foram criadas, eram apenas um página HTLM com uma estrutura simples e estática, criadas apenas para disponibilização de dados (Ping et al., 2003).

Mas, com o avanço das tecnologia aplicadas ao desenvolvimentos dessas aplicações, elas tornaram-se capazes de desempenhar outros papéis (Ping et al., 2003). Um exemplo disso, é a presença de aplicações web dentro do gerenciamento interno de empresas. Com isso, esse tipo de aplicação se tornou mais complexa, em que uma aplicação pode fazer comunicação até mesmo com outras aplicações (Hoffman, 2024) e a possuir outras características.

Uma delas é que é preciso que elas tenham suporte para mais de um usuário simultaneamente (Casteleyn et al., 2009). Outra característica importante é a de conseguir lidar com dados de diferentes tipos, tanto estruturados como não (Casteleyn et al., 2009). Além disso, essas aplicações também precisam apresentar uma visualização de alta qualidade e ser dinâmica, ou seja, que o usuário seja capaz de interagir com ela e que ela se adapte, de acordo com suas solicitações (Jazayeri, 2007).

2.2 Arquitetura MVC

Essas aplicações web podem ser desenvolvidas de algumas formas, uma delas é a Modelo-Visão-Controle, do inglês *Model-View-Controller* (MVC). Ela é uma arquitetura desenvolvida para facilitar o desenvolvimento de software, bem como tornar mais fácil sua manutenção, especificamente para os que possuem uma interação com o usuário. A MVC possui uma estrutura igual a mostrada na Figura 2, (Ma et al., 2019).

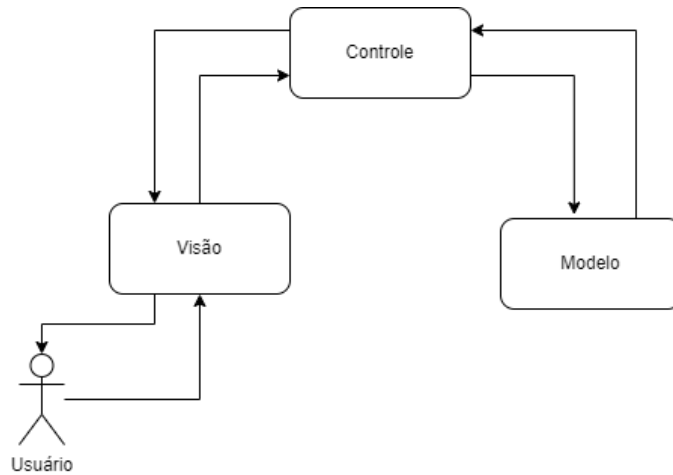


Figura 2: Estrutura de uma arquitetura MVC.

Fonte: Autoria própria.

A Arquitetura Modelo-Visão-Controle é composta por três principais componentes: modelo, visão e controle, que interagem entre si. O modelo é responsável por manipular os dados, ou seja, faz com que se adaptem às regras de negócio e faz com que eles possuam todas as informações e formato necessário para serem apresentados ao usuário, (Ma et al., 2019).

O componente visão é responsável pela interface que será apresentada, nela são implementados todos os gráficos e botões que o usuário pode interagir. Para ligar esses dois componentes, tem-se o controle, que realiza essa comunicação. Dessa forma, ele passa para o modelo o que deve ser executado para atender a solicitação do usuário e passa para o componente visão, quando a execução do modelo terminou, para que ele possa se adaptar e mostrar para o usuário o que foi solicitado por ele (Ahmad et al., 2022).

2.3 Gráficos de árvore

Nessa arquitetura a camada de Visão irá possibilitar a interação do usuário, bem como apresentar visualizações em forma de gráficos. Para o caso deste trabalho, optou-se pelo uso de gráficos em quem é possível observar a relação hierárquica entre os dados, chamados de gráficos de árvores, (Scheibel et al., 2020). Os usados na ferramenta desenvolvida serão explicados a seguir.

2.3.1 *Treemap*

Um exemplo desse tipo de gráfico pode ser visto na Figura 3, em que o tamanho das caixas determinam a organização hierárquica dos dados, sendo a caixa maior a mais importante do que as menores que ela.

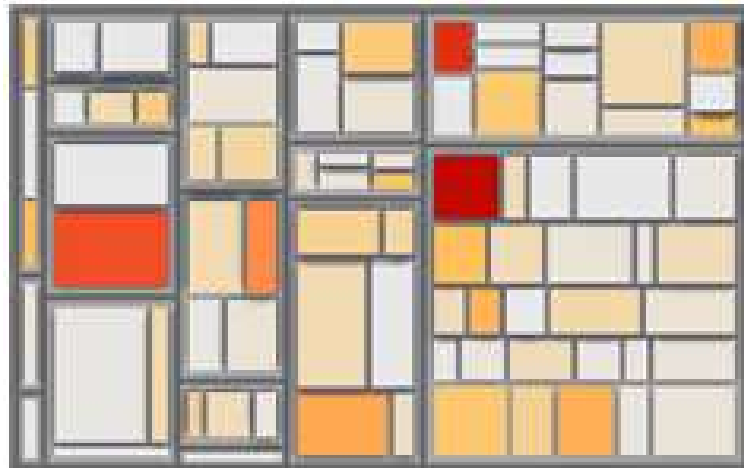


Figura 3: Exemplo de um gráfico *treemap*.

Fonte: Retirado de Scheibel et al. (2020).

Nesse gráfico também pode-se encontrar outra informação, representada pela cor. Para ela, não existe uma informação padrão, ela pode significar o que se desejar, contanto que seja possível colocá-la em uma escala. Por exemplo, em um gráfico de árvores em que os quadrados representam países, a cor pode indicar a quantidade de habitantes de cada um, com um tom mais claro para os que tem menos habitantes e um mais escuro para os que tem mais.

2.3.2 Árvore

Esse tipo de gráfico a relação entre as informações é definida por nós e arestas, (Scheibel et al., 2020), como exemplificado na Figura 4, em que os círculos representam os nós e as linhas as arestas. No caso desse gráfico, assim como no *treemap*, o nós podem ser coloridos como forma de enriquecer a interpretação do gráfico.

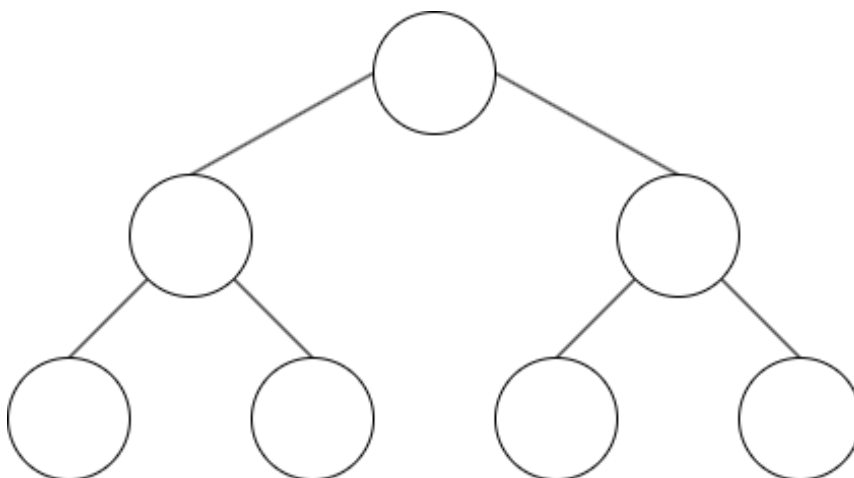


Figura 4: Exemplo de um gráfico de árvore.

Fonte: Autoria própria.

2.4 Árvore de decisão para problemas de classificação

O gráfico de árvore supracitado permite visualizar o funcionamento da árvore de decisão. A árvore de decisão é um algoritmo de inteligência artificial que, após modelado, gera um modelo com a seguinte estrutura (Figura 5).

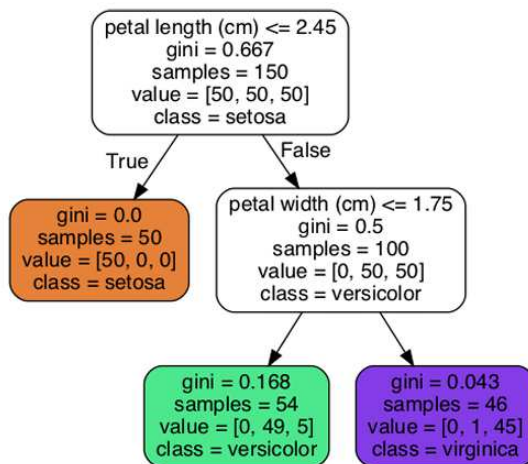


Figura 5: Exemplo de uma representação de uma Árvore de Decisão;
Fonte: Retirado de Géron (2022).

Esta estrutura do modelo gera uma série de regras para definir uma previsão para um problema de classificação ou regressão (Géron, 2022), que neste trabalho se restringirá à classificação.

A criação dessas regras é realizada na etapa de treino do modelo. Nela é passado uma série de observações de dados para o algoritmo de árvore de decisão, em que cada observação, instância, é composta por várias variáveis e seus respectivos valores.

Como exemplo disso, pode-se considerar um problema de classificação de tipos de folha, em que cada instância será composta por todas as características da folha, como sua altura, largura, e sua classe. Assim, ainda nesse mesmo exemplo, um modelo receberia para treino várias instância, sendo cada uma referente a apenas uma folha.

Com isso, após analisar todas as instâncias, o algoritmo é capaz de gerar uma árvore de decisão, no mesmo estilo da presente na Figura 5 que, posteriormente, é usada para prever instâncias não vistas pelo modelo no seu período de treino.

Na Figura 5 é possível perceber todas as informações importantes para esse previsão. Uma delas é o nó raiz (o retângulo do topo da figura, que não possui nenhum nó acima) e os nós folha (os retângulos coloridos que não possuem nenhum nó abaixo), eles estão interligados por setas, que representam a hierarquia, de forma que o início da seta indica o nó pai e o fim o nó filho.

Além disso, os nós são compostos por diferentes informações, são elas:

- A regra de decisão, em que, se verdadeira, segue-se o caminho da esquerda, se não, o da direita.
- O *gini*, também conhecido como impureza do nó, que é uma métrica que indica o quanto das instâncias, que caíram dentro daquele nó, pertencem a uma mesma classe.
- O número de instâncias que se aplicaram a todas as regras dos nós precedentes.
- A quantidade de instâncias no nó que pertence a cada uma das classes do problema.
- A classe da maioria das instâncias do nó.

Com as respectivas informações dos nós, a árvore consegue chegar a uma previsão. Para tal, necessita-se aplicar os dados daquilo que se deseja prever.

A aplicação dos dados ocorre da seguinte maneira: os dados são aplicados ao nó raiz e sua regra de decisão é avaliada; caso se encaixe na regra - ou seja, a torne verdadeira - os dados serão aplicados ao nó da esquerda, caso contrário, ao nó da direita, e assim sucessivamente, até que se chegue a um nó folha.

Dessa forma, a previsão é dada pelo atributo *class* do nó folha analisado.

3 METODOLOGIA

Como a ferramenta será usada na fase de remoagem da mineradora, como suporte a solução de problemas e como facilitadora na análise de dados para os operadores da empresa, ela terá um caráter descritivo. Para desenvolvê-la, foram precisos alguns passos: o processamento dos dados, desenvolvimento do modelo e desenvolvimento da ferramenta. Cada uma dessas etapas serão apresentadas a seguir.

3.1 Requisitos

Antes de apresentar os passos de desenvolvimento, é preciso entender quais são os requisitos do sistema, que são:

- apresentar uma análise condicionada apenas uma instância.
- fazer uso de um modelo de inteligência artificial para prever a saída da granulometria.
- mostrar o resultado do modelo.
- mostrar como o modelo chegou a previsão.
- mostrar o comportamento de todas as variáveis do ambiente.
- mostrar uma comparação das variáveis de uma instância com seus históricos de comportamento.

3.2 Processamento dos dados

É possível perceber, pelos requisitos, que a aplicação trabalhará com dados. Esses são compostos por quarenta e quatro séries temporais, ou seja, formado por medidas realizadas dentro de períodos específicos, como de 15 em 15 minutos. Cada uma representa uma medição no tempo e são nomeadas da seguinte forma: *tag-x.y*, em que o x é o nome da medida e o y a máquina a que se refere.

Porém, existe dois pontos importantes a serem levados em consideração sobre esses dados. O primeiro é que não existe a mesma quantidade de máquinas para todas as medições(*tag-x*), é possível existir apenas duas máquinas com a *tag_1* e 16 para a *tag_2*. O segundo é que existe uma diferença no intervalo de tempo entre as medições de cada uma delas. Por esse motivo, foi feito um agrupamento hora em hora, por meio da mediana para padronizá-los.

Após isso, fez-se mais uma agregação, mas dessa vez unindo pela média, de todas as variáveis que são diferentes, mas se referem a uma mesma medida. Como exemplo tem-se uma *tag*, chamada de *tag_3_1* e outra chamada *tag_3_2*, apresentadas na Figura 6, em que as duas se referem a apenas uma medida, *tag_3*, só que vindas de máquinas diferentes. Sendo a *tag_3_1* a medida *tag_3* da máquina 1 e a *tag_3_2*, a mesma medida só que referente a máquina 2. Dessa forma, elas são transformadas em apenas uma coluna nomeada de *tag_3*. Com essa metodologia aplicada, o dado ficou com apenas nove séries temporais.

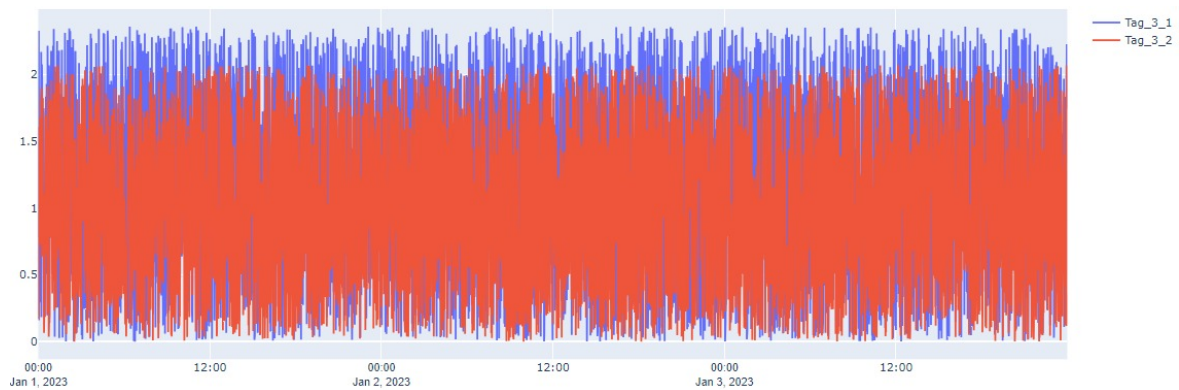


Figura 6: Exemplo de séries temporais que pertencem a uma mesma medida.
Fonte: Autoria própria.

Além disso, a série temporal alvo, granulometria de saída do processo de remoagem, foi transformada em classes, assumindo 0, dentro da especificação, quando apresenta valores menores ou iguais a 6mm e 1, fora da especificação, quando maiores que esse limiar. A implementação desta etapa foi feita com a linguagem de programação *Python* na sua versão 3.11, junto com a biblioteca *Pandas* para manipulação dos dados.

3.3 Desenvolvimento da Árvore de Decisão

Para a parte inteligente da ferramenta foi escolhido o modelo de Árvore de Decisão clássica. O foco da aplicação é ser descritiva e apresentar não apenas uma previsão, mas o que levou ao valor da previsão. Dessa forma, esse tipo de modelo foi escolhido por sua previsão ser facilmente interpretada, já que é possível mostrar todos os nós, bem como as regras associadas a eles, que uma determinada instância percorreu até sua classificação.

Escolhido o modelo a ser usado, pega-se os dados já pré-processados, ou seja, essa etapa recebe os dados já agrupados por hora e grupos. Assim, é importante entender que os dados estão organizados em instâncias, em que cada uma é representada por todas as medições (*tags*) que foram realizadas no mesmo período de tempo, por causa da agregação, as medidas dentro da mesma data e hora. Para exemplificar, pode-se considerar que uma instância é composta por todas as nove tags e seus respectivos valores no dia 24 de janeiro de 2023 de 17 horas.

E com essas instâncias, separou-se setenta e cinco por cento dos dados para treino e vinte e cinco para teste, escolhidos de forma aleatória por meio de sua data e horário. Com isso, como o objetivo do modelo era classificar a saída do processo de remoagem, granulometria dentro e fora da especificação, balanceou-se os dados, tomando essas classes como base, no período de treino para evitar viés no modelo e obteve-se um *recall* de 0,75. Foi adotada essa métrica para avaliação, pois é mais importante para o problema que o modelo seja mais assertivo, quando há granulometria fora da especificação.

Como foi decidido usar a Árvore de Decisão por ser mais fácil de interpretar e mostrar essa interpretação para um usuário, não foram testados outros tipos de modelos. Essa etapa foi desenvolvida com a biblioteca *scikit-learn*, na sua versão 1.3.0, do *python* 3.11 para a construção da árvore de decisão com seus parâmetros padrões.

3.4 Desenvolvimento da aplicação

Com o modelo e os dados prontos a ferramenta foi implementada. Para o seu desenvolvimento escolheu-se as tecnologias citadas a seguir:

- *Python*: linguagem de programação utilizada.
- *Dash*: *framework* responsável por criar um *web app* que permite a interação com o usuário e faz uso da biblioteca *plotly* para gerar os gráficos.
- HTML: linguagem para estruturar a página web.
- CSS: linguagem de estilo para personalizar a visualização da tela do usuário.

O uso delas permitiu o desenvolvimento de uma interface que permite interação com o usuário, como a seleção de instâncias e datas de análise, e contém três tipos de visualizações gráficas dos dados, cada uma delas será demonstrada no capítulo de resultados.

3.5 Avaliação da ferramenta

Além de desenvolver a ferramenta com as metodologias citadas nos tópicos deste capítulo, foi preciso avaliá-la. Para isso, primeiro voltou-se aos requisitos e foi verificado, um a um, se eles estavam sendo cumpridos e se estavam presentes na aplicação desenvolvida. Isso foi feito de forma simples e manual.

Com a ferramenta desenvolvida ainda foi necessário que ela passasse pela validação dos operadores. Para tal fim, a ferramenta foi disponibilizada para eles, para que pudessem usá-la e verificarem se estava sendo útil na identificação de problemas no processo.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

A ferramenta será usada pelos funcionários de operação da mineradora que avaliam as instâncias de hora em hora, por esse motivo, todas as informações apresentadas na tela da aplicação estarão condicionadas a uma instância. Na Figura 7 encontra-se a página completa da ferramenta.



Figura 7: Tela inteira da aplicação
Fonte: Autoria própria.

Todas as informações e interações que estão presentes nessa tela serão descritas

nas próximas seções, em detalhes.

4.1 Seleção da instância a ser analisada

A primeira interação do usuário com a tela é dada pela seleção das datas de interesse de avaliação, nesse caso, a ferramenta lida apenas com dados sobre eventos que tenham ocorrido. Escolhido o intervalo de dados, serão apresentadas todas as data e horas disponíveis para análise em um *dropdown*, em que é possível escolher uma de interesse para análise. Cada uma dessas data e hora representam uma instância(valor de todas as variáveis - tags - dentro do período de tempo selecionada). As duas interações estão em destaque na Figura 8.

Figura 8: Sessão de seleção de instância.

Fonte: Autoria própria.

4.2 Visualização por meio de gráfico de linhas

Como dito na seção 3.2, os dados foram agrupados de hora em hora e por grupos. Então, com o objetivo de mostrar para o usuário o que aconteceu dentro dessas horas, de forma individual, para cada uma das variáveis do ambiente, criou-se um gráfico de linha. Ele mostra a(s) série(s) temporal(is) para cada variável, inclusive as que pertencem a um determinado grupo, dentro do intervalo de tempo da instância.

Na Figura 9 tem-se um exemplo em que o grupo do tipo de medida *Tag-3* foi selecionado e duas das variáveis pertencentes a esse grupo, foram escolhidas e exibidas no gráfico. Também pode-se perceber que há um destaque nos locais de interação com o usuário.

Pode-se perceber, na Figura 9, que os locais de seleção foram implementados como *dropdown*, assim como na seleção da instância mostrada no tópico anterior.



Figura 9: Sessão de visualização de gráficos de linha para todas as séries temporais possíveis para o problema dentro da hora da instância especificada
 Fonte: Autoria própria.

4.3 Visualização na Árvore de Decisão

Essa parte da tela, explicitada na Figura 10, usa o modelo de árvore desenvolvido e dela pode-se tirar algumas informações.

Uma delas é a estrutura da própria árvore com a informação da classe de cada nó e a quantidade de instâncias dentro do nó que o fizeram pertencer a ela. Isso é mostrado por meio do gradiente de cores visto na Figura 10, em que quanto mais rosa, mais o nó é composto por instâncias fora da especificação e quanto mais verde, mais possui dados dentro da especificação. Outra informação pode ser encontrada acima do gráfico, que é a previsão do modelo para a classe de granulometria da instância em análise, que determina se está dentro ou fora da especificação, indicando que a granulometria possui valor menor ou maior que 6mm, respectivamente.

Além disso, pode-se interpretar essa previsão por meio do caminho percorrido pela instância ao ser aplicada na árvore. Ele está destacado com quadrados de bordas pretas, como mostrado na Figura 10, no destaque chamado Árvore de previsão. Para que a informação do caminho ficasse mais clara de ser vista, abaixo do gráfico, pode-se encontrá-lo de forma textual com as informações da regra de decisão aplicada e do valor da variável avaliado para cada nó percorrido. Dessa forma, ao ver o caminho e as regras de decisão, é possível perceber quais variáveis importaram para a predição e os valores aos quais foram comparados para definir a previsão. Com isso, os operadores tem um caminho de por onde começar a investigar o motivo da falha no processo.

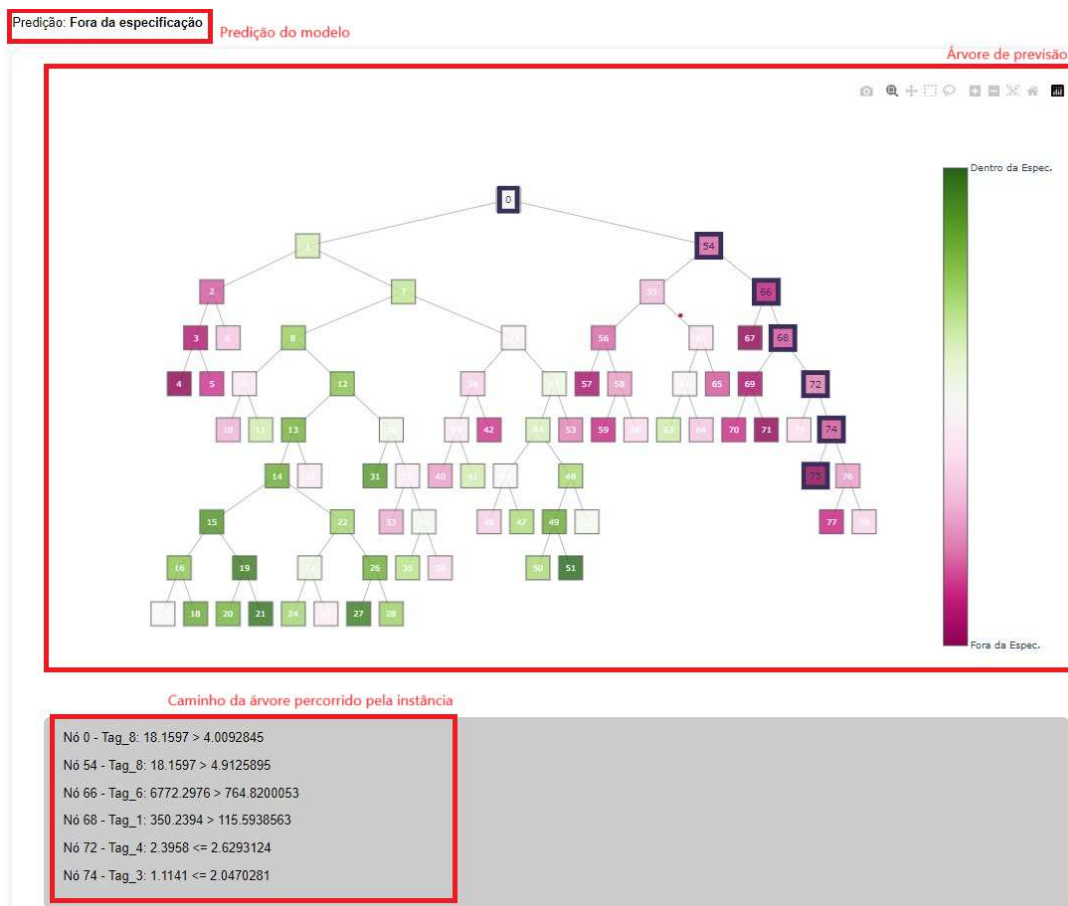


Figura 10: Sessão da ferramenta composta pela árvore de decisão e suas informações associadas.

Fonte: Autoria própria.

4.4 Treemap

A última visualização da ferramenta é composta por um *treemap*. Nele existem quatro informações importantes, a primeira está no tamanho do quadrado que representa o quanto ela é significativa para o modelo. Essa informação foi retirada do modelo, por meio da importância de cada variável, determinada após o treino do modelo.

A segunda informação é apresentada pelas cores de cada quadrado que representam o quão distante, em porcentagem, o valor daquela instância está de uma média histórica. A terceira é o período de tempo em que a média histórica foi calculada. Já a quarta, é o valor assumido por cada variável na instância e sua distância percentual para a média, presentes dentro dos quadrados apresentados no gráfico. Na Figura 11 pode-se encontrar o gráfico, assim como todas essas informações destacadas.

Na Figura 11 também é possível perceber que alguns quadrados, como o do grupo do tipo de medida *Tag_7*, possui menos subquadrados que outros, como o do *Tag_4*. Isso acontece pois, como falado no capítulo de metodologia, nem todos os tipos de medições possuem a mesma quantidade de máquinas que a medem. Dessa forma, tomando como



Figura 11: Gráfico *Treemap*.

Fonte: Autoria própria.

exemplo a *Tag_7*, que possui dois sub quadrados, indica que esse tipo de medição é obtido de duas máquinas.

4.5 Avaliação da ferramenta

Uma vez que a ferramenta foi finalizada, é preciso verificar se todos os requisitos foram atendidos. Foi possível perceber que todas as visualizações estão condicionadas a apenas uma instância, cumprindo assim o primeiro requisito. Os próximos três requisitos dizem respeito a utilização do modelo de inteligência e foram atendidos, uma vez que a aplicação faz uso de um modelo de árvore de decisão e com ela mostra o resultado da sua previsão, assim como a exibição de como o modelo chegou ao valor da predição, por meio do gráfico de árvore e pelo caminho que a instância o percorreu até a sua predição.

Para o requisito de exibir o comportamento de todas as variáveis e ambiente, foi utilizado o gráfico de linha que mostra a série temporal de todas as variáveis que se queira e o gráfico *treemap*. Essa forma de visualização permite realizar uma comparação do comportamento das variáveis com patamares históricos, cumprindo esse requisito.

Além de avaliar os requisitos é preciso analisar se a ferramenta auxílio a rotina dos operadores na identificação dos problemas no processo de remoagem da mineradora. Para isso, não foram desenvolvidos testes específicos, apenas foi preciso que um funcionário da empresa usasse a ferramenta para validar se a metodologia empregada realmente o ajudou e, após isso acontecer, recebeu-se uma avaliação positiva do uso do sistema, afirmando que ela ajudou no processo de identificação de problemas.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Foi desenvolvida uma aplicação web capaz de processar os dados de um processo de uma mineradora, a remoagem. Com isso, foi possível aplicá-los a um modelo de inteligência artificial que gera uma previsão em que é possível interpretá-la de forma gráfica, como definido nos requisitos, o que proporciona aos usuários a sugestão de variáveis que podem ter causado um erro de granulometria, para que eles possam avaliá-las melhor e analisarem se, realmente, elas foram o motivo da falha.

Para essa análise foi construída uma tela que está condicionada a apenas uma instância, assim como pede os requisitos do sistema. Além disso, para essa instância são apresentadas mais duas visualizações, a primeira é responsável por mostrar o comportamento das variáveis do ambiente, o gráfico de linhas. A segunda visualização mostra uma comparação dessas variáveis com seus comportamentos históricos, o *treemap*, para verificar se alguma está trabalhando em um intervalo muito diferente do normal.

Assim, essa ferramenta atende a todos os requisitos, o que a torna capaz de auxiliar os trabalhadores de operação proporcionando uma forma mais rápida de avaliar os dados, os centralizando em visualizações gráficas em apenas uma página, e uma forma mais rápida de resolver problemas na granulometria, por meio da apresentação dos nós da árvore de decisão.

Nessa aplicação ainda há possíveis melhorias a serem aplicadas. Pode-se usar um modelo de aprendizado profundo para séries temporais, com o intuito de melhorar seu *recall*, e fazer um estudo de como explicar as suas previsões para que essas explicações possam ser vistas de forma gráfica.

Também podem ser desenvolvidas melhorias na parte de desenvolvimento de testes para o comportamento da ferramenta, como testes unitários e testes de integração, além da aplicação de casos de testes com usuários reais.

REFERÊNCIAS

- Ahmad, S. I., Rana, T., & Maqbool, A. (2022). A model-driven framework for the development of MVC-based (Web) application. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 47(2), 1733–1747.
- Balasubramanian, A. (2015). Overview of mineral processing methods. *Centre for Advanced Studies in Earth Science. University of Mysore*.
- Casteleyn, S., Daniel, F., Dolog, P., & Matera, M. (2009). *Engineering web applications* (Vol. 30). Springer.
- Géron, A. (2022). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. "O'Reilly Media, Inc."
- Hoffman, A. (2024). *Web application security*. "O'Reilly Media, Inc."
- Jazayeri, M. (2007). Some trends in web application development. *Future of Software Engineering (FOSE'07)*, 199–213.
- Ma, M., Yang, J., Wang, P., Liu, W., & Zhang, J. (2019). Light-weight and scalable hierarchical-MVC architecture for cloud web applications. *2019 6th IEEE International Conference on Cyber Security and Cloud Computing (CSCloud)/2019 5th IEEE International Conference on Edge Computing and Scalable Cloud (Edge-Com)*, 40–45.
- Pereira, S. d. A. C. (2012). O mercado de minério de ferro.
- Ping, Y., Kontogiannis, K., & Lau, T. (2003). Transforming legacy Web applications to the MVC architecture. *Eleventh Annual International Workshop on Software Technology and Engineering Practice*, 133–142. <https://doi.org/10.1109/STEP.2003.35>
- Scheibel, W., Trapp, M., Limberger, D., & Döllner, J. (2020). A Taxonomy of Treemap Visualization Techniques. *VISIGRAPP (3: IVAPP)*, 273–280.