Pipeline de dados - PUC

Objetivo

A representação feminina nos bastidores de hollywood, embora em tendência ascendente, também não tem sido maravilhosa. Segundo a Forbes, "Entre 2008 e 2022, houve 325 nomeações para diretores em grandes eventos de premiação — apenas 8,9% dessas nomeações foram dadas a diretoras. Num estudo patrocinado pela Universidade Estadual de San Diego com foco nos 250 filmes de maior bilheteria de 2021 nos EUA, apenas 25% dos papéis nos bastidores foram preenchidos por mulheres. A porcentagem de editoras era de 22% e ainda menor, de 17% para diretores e roteiristas. O número de diretoras de fotografia era péssimo, seis em cada 100. Quando se trata de cargos de alto nível em mídia e entretenimento, apenas 27% são ocupados por mulheres."

Atualmente, diante do sucesso do filme "Barbie" e das grandes produções realizadas por diretoras neste ano, o questionamento a seguir surgiu como objetivo de investigação:

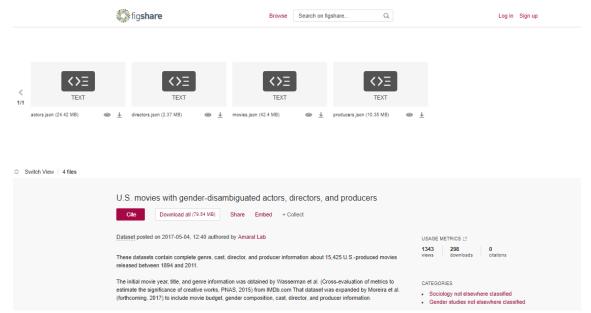
Vale a pena investir no trabalho realizado por mulheres em filmes?

Detalhamento

1. Busca pelos dados

Os dados foram encontrados, após uma pesquisa utilizando o google, nos sites abaixo, representados nas figuras a seguir:

U.S. movies with gender-disambiguated actors, directors, and producers https://figshare.com/articles/dataset/U S movies with gender-disambiguated actors directors and producers/4967876



Site contendo as informações de dados – US movies with gender

O tipo de formato dos dados encontrados para a criação do banco de dados são em .json, dividos em 4 arquivos: actors.json, directors.json, movies.json, producers.json.

Apenas o arquivo movies.json foi utilizado para a criação do modelo de dados.

Conjuntos de dados não comerciais da IMDb

https://datasets.imdbws.com/

IMDb data files available for download

Documentation for these data files can be found on http://www.imdb.com/interfaces/

name.basics.tsv.gz

title.akas.tsv.gz

title.basics.tsv.gz

title.crew.tsv.gz

title.episode.tsv.gz

title.principals.tsv.gz

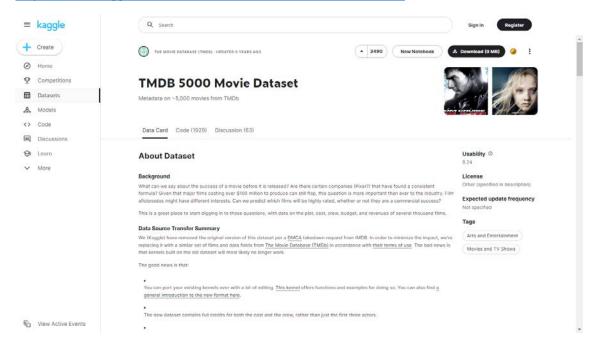
title.ratings.tsv.gz

O tipo de formato dos dados encontrados para a criação do banco de dados são em .tsv, divididos em 7 arquivos: name.basics.tsv, title.akas.tsv, title.basics.tsv, title.crew.tsv, title.episode.tsv, title.principals.tsv e title.ratings.tsv

Apenas o arquivo title.ratings.tsv. foi utilizado para criação do modelo de dados, renomeado como "ratings".

Conjunto de dados de filmes TMDB 5000

https://www.kaggle.com/datasets/tmdb/tmdb-movie-metadata/



Site contendo as informações de dados - filmes TMDB 5000

O tipo de formato dos dados encontrados para a criação do banco de dados são em .csv, divididos em 2 arquivos: tmdb_5000_credits.csv e tmdb_5000_movies.csv.

Apenas o arquivo tmdb_5000_movies.csv foi utilizado para criação do modelo de dados.

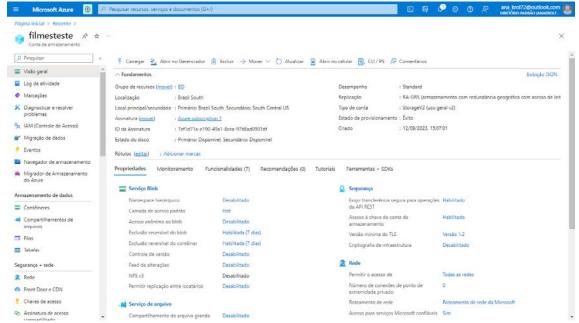
2. Coleta

Os dados descritos na etapa anterior foram baixados manualmente e armazenados localmente em meu notebook. Em seguida, foi realizada a escolha da plataforma de nuvem para armazenamento em nuvem: Azure.

O Azure é uma plataforma de nuvem de grande importância no mercado com uma variedade de recursos, que pode ser uma plataforma preferida para clientes que já estão usando produtos da Microsoft.

Pela integração com Visual Code Studio, PowerBI, ferramentas da Microsoft que utilizo, e pela capacidade de armazenamento oferecida na conta gratuita, optei pela escolha desta plataforma para o trabalho.

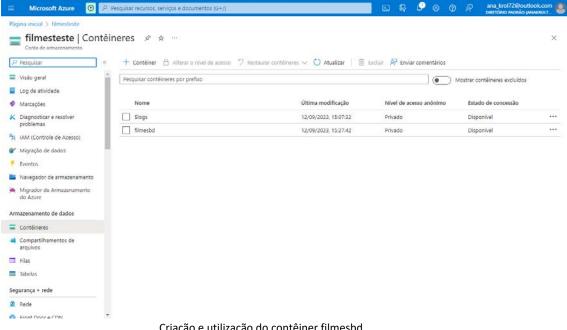
Para a adição dos dados na nuvem foi criada uma conta de armazenamento, filmesteste, que é o tipo de conta Storage Gen2, referente ao Azure Data Lake Storage Gen2.



Conta de armazenamento - filmesteste

O Azure Data Lake Storage é uma solução de data lake corporativa baseada em nuvem. Ele foi projetado para armazenar grandes quantidades de dados em qualquer formato e facilitar cargas de trabalho analíticas de Big Data. O Azure Data Lake Storage Gen2 refere-se à implementação atual da solução do Data Lake Storage do Azure.

Para utilização da conta de armazenamento é necessário a criação de um contêiner. O contêiner criado e utilizado foi o filmesbd, apresentado na figura abaixo.



Criação e utilização do contêiner filmesbd

Para facilitar a conexão localmente, via python, com o Data Lake em questão, que foi realizada através das ferramentas da biblioteca azure.storage.blob, os formatos de arquivo .tsv e .csv foram transformados para .json através do código python abaixo:

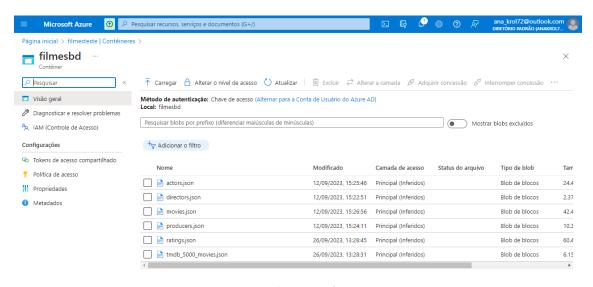
```
import pandas as pd

df_ratings = pd.read_table('ratings.tsv')
    df_ratings.to_json('ratings.json')

df_box_office = pd.read_csv('tmdb_5000_movies.csv')
    df_box_office.to_json('tmdb_5000_movies.json')
```

Código pyton para transformação de arquivos .json

Assim, neste contêiner, os arquivos de dados actors.json, directors.json, movies.json, producers.json, ratings.json e tmdb_5000_movies.json foram carregados manualmente para a nuvem.



Arquivos carregados no contêiner

A partir dos arquivos carregados o processo de modelagem do modelo de dados será realizado.

3. Modelagem

a. Data Lake flat

O Data Lake flat foi o modelo de dados utilizado para o trabalho. Foi construído um Data Lake que continha todas as informações dos dados encontrados, "filmesdb", e outro para análise pós ETL, "database".

O modelo foi criado a partir da premissa que determina que este armazena dados em uma única tabela, sem relacionamento entre as linhas. Com isso os dados são organizados em colunas, com cada coluna representando um campo de dados.

Algumas regras de negócios foram avaliadas para *Regras de negócio:*

Qual a relação do faturamento diante das categorias de gêneros sociais?

Qual a diferença entre produtores, atores e diretores em bilheteria se avaliado por gêneros sociais?

b. Catálogo de dados

O arquivo encontra-se separado, em anexo com o trabalho, descrevendo as informações que compõem os dados para o Data Lake.

c. Linhagem dos dados

Nesta parte, tem-se uma explicação sobre a origem dos dados encontrados para a formação Data Lake.

U.S. movies with gender-disambiguated actors, directors, and producers

Esses conjuntos de dados contêm informações completas sobre gênero, elenco, diretor e produtor sobre 15.425 filmes produzidos nos EUA lançados entre 1894 e 2011.

As informações iniciais sobre o ano do filme, título e gênero foram obtidas por Wasserman et al. (Avaliação cruzada de métricas para estimar a importância de trabalhos criativos, PNAS, 2015) do IMDb.com. Esse conjunto de dados foi ampliado por Moreira et al. (a ser publicado em 2017) para incluir informações sobre orçamento do filme, composição de gênero, elenco, diretor e produtor.

Dados para download -

U.S. movies with gender-disambiguated actors, directors, and producers - https://figshare.com/articles/dataset/U_S_movies_with_gender-disambiguated actors directors and producers/4967876

Conjuntos de dados não comerciais da IMDb

Cada conjunto de dados está contido em um arquivo compactado e formatado com valores separados por tabulação (TSV) no conjunto de caracteres UTF-8. A primeira linha de cada arquivo contém cabeçalhos que descrevem o que há em cada coluna. Um '\N' é usado para indicar que um campo específico está ausente ou é nulo para esse título/nome. Os dados são atualizados diariamente.

Dados para download -

Conjunto de dados de filmes TMDB 5000

A Kaggle removeu a versão original deste conjunto de dados por uma solicitação de remoção DMCA do IMDB. Para minimizar o impacto, o mesmo foi substituindo por um conjunto semelhante de filmes e campos de dados do The Movie Database (TMDb) de acordo com seus termos de uso.

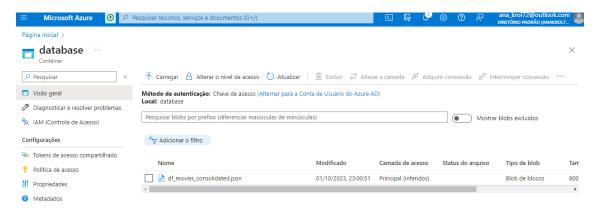
Dados para download -

TMDB 5000 Movie Dataset - https://www.kaggle.com/datasets/tmdb/tmdb-movie-metadata/?select=tmdb 5000 movies.csv

4. Carga

- a. ETL
 Esta parte encontra-se em anexo ao trabalho.
- b. Carga

A carga foi realizada manualmente do notebook para a nuvem através da plataforma da Azure.



Data lake usado para análise

5. Análise

a. Qualidade de dados

Acerca da qualidade dos dados, verificou-se alguns pontos sobre o mesmo, como mostrado abaixo:

```
n_movies_without_actors = len(df_movies[df_movies.all_actors.isna()])
n_movies_without_directors = len(df_movies[df_movies.director.isna()])
n_movies_without_producers = len(df_movies[df_movies.producer.isna()])

print('FILMES SEM LISTA DE ATORES: ' + str(n_movies_without_actors))
print('FILMES SEM LISTA DE DIRETORES: ' + str(n_movies_without_directors))
print('FILMES SEM LISTA DE PRODUTORES: ' + str(n_movies_without_producers))

***

**FILMES SEM LISTA DE ATORES: 321
FILMES SEM LISTA DE DIRETORES: 267
FILMES SEM LISTA DE PRODUTORES: 930
```

Saída do código python - Dados faltantes

Acima, foi realizada uma busca por informações incompletas, onde constatou-se os seguintes números de filmes sem atores, diretores e produtores através do código python:

	Filmes sem a presença de	
Atores	321	
Diretores	267	
Produtores	930	

Nesta parte, foram verificados se os dados respeitavam a categoria as quais eram descritos no catálogo de dados através do código python, com o comando .info() da biblioteca do pandas.

Através dele, pode-se avaliar se os tipos das colunas, em Dtype, eram números, onde se classificariam como int64 ou float64 e objetos de textos, ao quais estariam na classificação de object. Através da coluna Non-Null Count, pode-se avaliar também se existem valores ausentes nas colunas.

Vejamos os resultados para os arquivos utilizados para a construção do Data Lake.

Movies

Saída do código python - .info()

Colunas	Valores nulos	Tipos
Title	0	Objeto
year	0	Números
Genre	0	Objeto
_id	0	Objeto
Diretor	0	Objeto
All_actors	0	Objeto
Gender_percent	0	Números
Adjusted_budget	0	Números
Producer	0	Objeto

Diante da análise acima, as colunas conferem com a descrição do catálogo de dados.

Saída do código python - .info()

Colunas	Valores nulos	Tipos
Tconst	0	Objeto
averageRating	0	Números
numVotes	0	números

Diante da análise acima, as colunas conferem com a descrição do catálogo de dados.

Box Office

```
df_box_office.info()
... <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        Index: 4803 entries, 0 to 4802
        Data columns (total 20 columns):
                                            Non-Null Count Dtype
          # Column
                                                         4803 non-null int64
          0 budget
                                                          4803 non-null object
          1 genres
                                           1712 non-null object
4803 non-null int64
4803 non-null object
          2 homepage
                  id
                  keywords
          4 Keywords 4803 non-null object
5 original_language 4803 non-null object
6 original_title 4803 non-null object
7 overview 4800 non-null object
8 popularity 4803 non-null float64
          9 production_companies 4803 non-null object
          10 production_countries 4803 non-null object

        10
        production_countries
        4803 non-null
        object

        11
        release_date
        4802 non-null
        object

        12
        revenue
        4803 non-null
        int64

        13
        runtime
        4801 non-null
        float64

        14
        spoken_languages
        4803 non-null
        object

        15
        status
        4803 non-null
        object

        16
        tagline
        3959 non-null
        object

        17
        title
        4803 non-null
        object

                                                                                              float64
          18 vote_average 4803 non-null float64
          19 vote_count
                                                            4803 non-null
                                                                                              int64
        dtypes: float64(3), int64(4), object(13)
        memory usage: 788.0+ KB
```

Saída do código python - .info()

	Valores nulos	Tipos
Colunas		
Budget	0	Números
Genres	0	Objeto
Homepage	0	Objeto
Id	0	Números
Keywords	0	Objeto
Orginal_language	0	Objeto
Original_title	0	Objeto
Overview	0	Objeto
Popularity	0	Números
Production_companies	0	Objeto
Production_contries	0	Objeto
Release_date	0	Objeto
Revenue	0	Números
Runtime	0	Números
Spoken_languages	0	Objeto
Status	0	Objeto
Tagline	0	Objeto
Vote_average	0	Números
Vote_count	0	Números

Diante da análise acima, as colunas conferem com a descrição do catálogo de dados.

Nesta etapa foram avaliados a porcentagem dos valores faltantes para algumas colunas importantes para a criação do Data Lake.

Atores, diretores e produtores:

```
#porcentagem dos valores que estão faltando
percent_miss_actors = df_movies.all_actors.isna().mean().round(4)*100
percent_miss_director = df_movies.director.isna().mean().round(4)*100
percent_miss_producer = df_movies.producer.isna().mean().round(4)*100

print('Porcentagem de atores faltando: {}% '.format(percent_miss_actors))
print('Porcentagem de diretores faltando: {}% '.format(percent_miss_director))
print('Porcentagem de produtores faltando: {}% '.format(percent_miss_producer))

Porcentagem de atores faltando: 2.08%
Porcentagem de diretores faltando: 1.73%
Porcentagem de produtores faltando: 6.03%
```

Código python da avaliação das porcentagens faltantes de atores, diretores e produtores

Colunas	Porcentagem Faltantes(%)	
Atores	2.08	
Diretores	1.73	
Produtores	6.03	

Budget e adjusted_budget

```
percent_miss_budget = df_box_office.budget.isna().mean().round(4)*100
    percent_miss_adjusted_budget = df_movies.adjusted_budget.isna().mean().round(4)*100
    print('Porcentagem de dados faltando em budget: {}% '.format(percent_miss_budget))
    print('Porcentagem de dados faltando em adjusted_budget: {}% '.format(percent_miss_adjusted_budget))

Porcentagem de dados faltando em budget: 0.0%
    Porcentagem de dados faltando em adjusted_budget: 64.34%
```

Código python da avaliação das porcentagens faltantes das colunas budget e adjuste_budget

Colunas	Porcentagem de dados faltando(%)	
Budget	0	
Adjusted_budget	et 64.34	

Nesta etapa foi verificado o cálculo da coluna gender_percent, para contestar sua validade, através de código python:

```
df_movies_consolidated['actress_percent'] =
df_movies_consolidated.actresses_count/(df_movies_consolidated.actors_cou
nt + df_movies_consolidated.actresses_count) * 100
df_movies_consolidated['actress_percent'] =
df_movies_consolidated['actress_percent'].apply(lambda x: round(x, 0))
#delta_percent = porcentagem calculada para verificação dos dados
df_movies_consolidated['delta_percent'] =
df_movies_consolidated.gender_percent -
df_movies_consolidated.actress_percent
```

Com isso, e através da coluna delta_percent, foi avaliado a diferença de valores, como mostrado abaixo:

```
#valores diferentes entre os ddos dados carregados e da porcentagem calculada

df_movies_consolidated[df_movies_consolidated.delta_percent != 0][['gender_percent', 'actress_percent', 'delta_percent']]
        gender_percent actress_percent delta_percent
                     20.0
                                         38.0
2474
2476
                                          38.0
2479
                     26.0
2480
                      28.0
                                          29.0
                                          36.0
2481
                     35.0
964 rows × 3 columns
```

	gender_percent	actress_percent	delta_percent
11	11.0	12.0	-1.0
12	29.0	30.0	-1.0
19	38.0	39.0	-1.0
24	20.0	21.0	-1.0
26	36.0	37.0	-1.0
2474	37.0	38.0	-1.0
2476	37.0	38.0	-1.0
2479	26.0	27.0	-1.0
2480	28.0	29.0	-1.0
2481	35.0	36.0	-1.0
964 rows × 3 columns			

Diferença entre os valores dos dados e os calculados

Com isso, pode-se perceber que os valores dos dados foram possivelmente truncados em diferença dos calculados que foram arredondados.

b. Solução do problema

Esta parte encontra-se em anexo ao trabalho.

6. Autoavaliação

a. Dificuldades encontradas

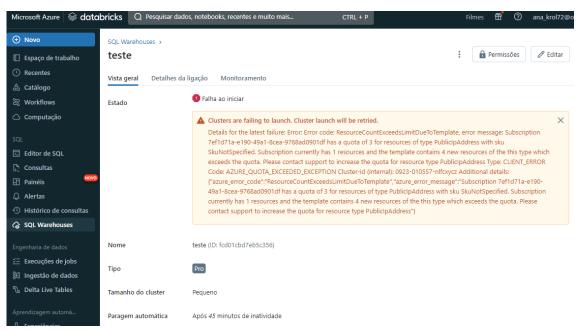
i. Data Factory e Pipeline

Realizei iniciamente o trabalho por esta plataforma, ingerindo meus dados pela plataforma da Data Factory para, posteriormente, seguir no processo de ETL na construção do pipeline utilizando as ferramentas que a Azure oferece.

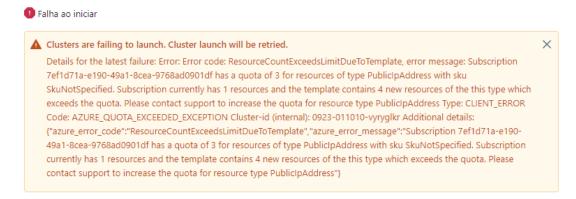
Porém, na própria ingestão dos dados ocorreu um erro de inserção de dados no banco SQL, que não permitia inserir os dados no banco devido ao tipo de arquivo de origem, já que nele continha dados multivaloriados e isso não faz parte das regras de um banco dados SQL sem normalização, no caso. Por consequência, o pipeline e etl utilizando as ferramentas da Azure também não foram realizados. Não consegui sanar este problema já que para ele precisaria de justamente um banco de dados SQL para realizar a normalização e tratamento de dados antes de armazenar os dados em outro banco SQL em nuvem e a proposta do trabalho era de realizar os processos via nuvem.

ii. Databricks

Utilizei o Databricks como alternativa para criar um SQL warehouse, opção disponibilizada pela plataforma. Porém o seguinte erro abaixo na inicialização da base de dados foi informado:



SQL Warehouses chamado teste



Falha ao iniciar o cluster

O erro refere-se aos recursos necessários para iniciar o SQL warehouse, informando que nesse tipo de conta não haveria recursos suficientes para sua criação.

Entretanto, foi possível a criação de um cluster, com a política "Personal Compute":



Microsoft Azure 😂 databricks 🔍 Pesquisar dados, notebooks, (+) Novo Computação > Pré-visualização da IU 🕝 Enviar feedback Ana Carolina Silvério's Personal Compute Cluster 🤡 🧍 Mais ··· Terminar Configuração Blocos de notas (0) Bibliotecas Log de eventos IU do Spark Logs do driver Métricas Apps IU de compute Spark - Mestre ▼ ♠ Catálogo Política 🔞 UI I JSON △ Computação Resumo Modo de acesso

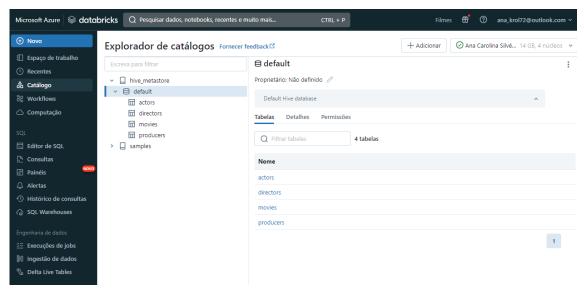
Apenas um utilizador tem acesso 1 controlador 14 GB de memória. 4 núcleos Utilizador único Ana Carolina Silvério 14.0.x-cpu-ml-scala2.12 Editor de SQL Standard_DS3_v2 0,75 DBU/h Consultas Desempenho ⊞ Painéis Versão do Databricks Runtime 14.0 ML (includes Apache Spark 3.5.0, Scala 2.12) 4) Histórico de consulta: Utilizar a aceleração do Photon 🛭 Standard_DS3_v2 14 GB de memória, 4 núcleos ₩ Ingestão de dados ▼ Terminar após 4320 minutos de inatividade ② **Delta Live Tables**

Etiquetas 🔞

Nenhuma etiqueta personalizada

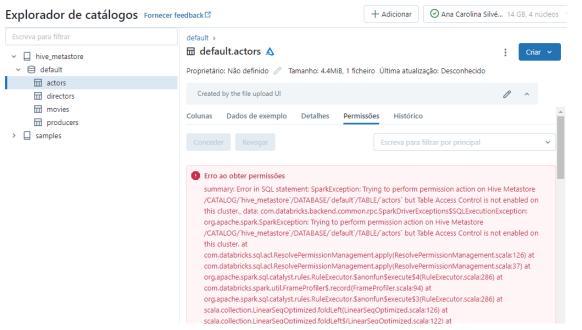
Cluster criado com a política "Personal Compute"

Através dele, conseguir adicionar os dados necessários para dar sequência a análise de dados:



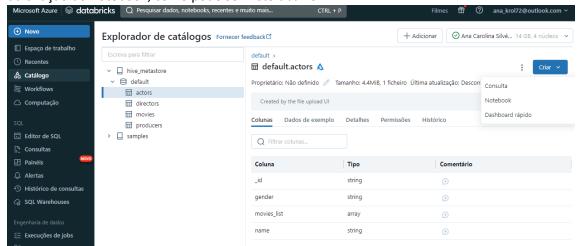
Dados adicionados ao cluster

Porém, os arquivos não tinham acesso externo, apenas na plataforma, como visto abaixo:



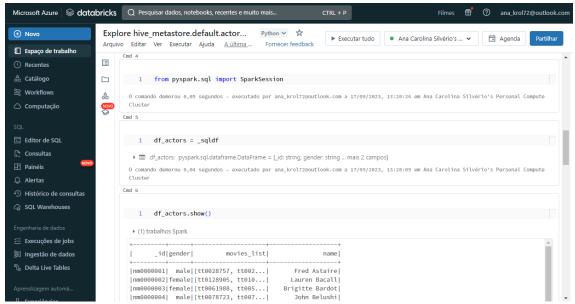
Permissão dos arquivos carregados

Todavia, era possível a análise de dados através da plataforma do Databricks através da criação do notebook, como pode ser visto abaixo:



Opção de criação do notebook para análise de dados

A partir dele foi possível a análise dos dados através das python, SQL, scala e R. A utilizada por mim para começo da análise foi python.



Notebook para análise de dados utilizando a linguagem python

Porém, devido a dificuldade de acesso aos dados da nuvem, limitando-se a análise dos dados na plataforma, e a restrição da criação do SQL warehouse pelo tipo de conta, esta opção de análise de dados não teve sequência.

b. Trabalhos futuros

Futuramente, há de se pensar em dados mais atuais para a análise, que reflitam uma situação mais moderna.

Há de se considerar também a qualidade dos dados adquiridos para a análise, os quais podem ser de origem mais rebuscada.

c. Objetivos delineados

Durante a análise dos dados foi possível determinar uma linha de raciocínio para estabelecer que somente depois de analisar os dados se é capaz de responder ao objetivo e aos indícios que o processo de análise acaba gerando.

7. Referências

U.S. movies with gender-disambiguated actors, directors, and producers - https://figshare.com/articles/dataset/U_S_movies_with_gender-disambiguated_actors_directors_and_producers/4967876

AWS vs. Azure vs. Google: Comparação na nuvem – https://blog.saninternet.com/aws-vs-azure-vs-google

Introdução ao Azure Data Lake Storage Gen2 - https://learn.microsoft.com/pt-br/azure/storage/blobs/data-lake-storage-introduction

IMDb Non-Commercial Datasets - https://developer.imdb.com/non-commercial-datasets/

TMDB 5000 Movie Dataset - https://www.kaggle.com/datasets/tmdb/tmdb-movie-metadata/?select=tmdb 5000 movies.csv

From The Screen To The Corner Office: What's Happening With The Gender Disparity In Hollywood? - https://www.forbes.com/sites/joshwilson/2022/12/02/from-the-screen-to-the-corner-office-whats-happening-with-the-gender-disparity-in-hollywood/?sh=6e8e5d083af2