Livros em Rede: Desvendando Recomendações Inteligentes

CURSO: **Tecnologia em Ciência de dados**

POLO DE APOIO PRESENCIAL: **Polo EAD SP - Polo EAD Goiânia**

SEMESTRE: **04**

COMPONENTE CURRICULAR / TEMA: **Projeto aplicado III**

Gustavo Silva Rios - RA : **10415824**

Silas de Souza Ferreira - RA: **10414793**

Israel Soares do N. Viana - RA: **10414894**

Danilo Brito da Silva - RA: **10415882**

Sumário

Introdução

O presente trabalho visa explorar um conjunto de dados limpo e bem estruturado sobre livros, coletado da API do Goodreads, com o objetivo de desenvolver um sistema de recomendação baseado em filtragem de conteúdo. O conjunto de dados é composto por 6810 livros e inclui informações valiosas, como identificadores, título, subtítulo, autores, categorias, ano de publicação, classificação média e número de avaliações. A relevância de um sistema de recomendação no contexto literário é inegável, pois ele ajuda os leitores a descobrir novos livros de acordo com suas preferências, aumentando assim a satisfação e o engajamento com a leitura. Através da análise exploratória e da engenharia de features, pretende-se entender melhor as características dos livros e a dinâmica das avaliações, possibilitando um modelo de recomendação eficaz e acessível para amantes da literatura.

Dados

Fonte

A fonte está no kaggle e foi construída pela API do Goodreads, uma plataforma amplamente reconhecida e utilizada por leitores e escritores para catalogar, avaliar e discutir livros. A API permite acessar informações detalhadas sobre livros e autores, facilitando a coleta de dados de forma organizada e limpa. A escolha dessa fonte foi motivada pela necessidade de obter um conjunto de dados que não apenas fornecesse uma ampla variedade de títulos, mas também garantisse a integridade e a qualidade dos dados, uma vez que muitos conjuntos disponíveis em plataformas como o Kaggle apresentavam informações incompletas ou desatualizadas.

Parâmetros dos Dados

O conjunto de dados inclui várias colunas com informações essenciais para a análise e recomendação de livros. As principais colunas são: 'isbn13' e 'isbn10', que fornecem identificadores únicos para cada livro; 'title' e 'subtitle', que representam o nome e a subtítulo do livro; 'authors', listando os nomes dos autores, com múltiplos autores separados por uma barra; 'categories', que classifica os livros em diferentes gêneros; 'thumbnail', que oferece uma URL para a imagem da capa; 'description', que contém um resumo do livro; 'published_year', indicando o ano de publicação; 'average_rating', que mostra a classificação média recebida; 'num_pages', que revela o número total de páginas; e 'ratings_count', que informa quantas avaliações o livro recebeu. Esses parâmetros são fundamentais para compreender as preferências dos leitores e estruturar um sistema de recomendação eficaz.

Apresentação dos Dados

Os dados foram apresentados em formato CSV delimitado por vírgulas, permitindo fácil manipulação e análise utilizando bibliotecas do Python, como Pandas e NumPy. A estrutura do conjunto de dados é bem organizada, com colunas claramente definidas que facilitam a análise. A apresentação clara e a acessibilidade dos dados são fatores cruciais que contribuem para o desenvolvimento de análises mais complexas e para a criação de um sistema de recomendação robusto.

Metadados

Os metadados do conjunto de dados oferecem informações adicionais que enriquecem a análise. A inclusão de informações como o número de avaliações, a classificação média e a descrição dos livros permite entender melhor a dinâmica de avaliação e a recepção dos títulos pelos leitores. Além disso, o uso de identificadores exclusivos, como ISBN, garante que cada livro possa ser referenciado de maneira precisa e unívoca. Os metadados também possibilitam a realização de análises mais profundas, como a

identificação de padrões de leitura e preferências por gênero, autor ou ano de publicação. Essa camada adicional de informação é fundamental para fundamentar as recomendações que serão geradas pelo sistema proposto.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 6810 entries, 0 to 6809
Data columns (total 12 columns):
 #   Column          Non-Null Count  Dtype
---  ------          --------------  -----
 0   isbn13          6810 non-null   int64
 1   isbn10          6810 non-null   object
 2   title           6810 non-null   object
 3   subtitle        2381 non-null   object
 4   authors         6738 non-null   object
 5   categories      6711 non-null   object
 6   thumbnail       6481 non-null   object
 7   description     6548 non-null   object
 8   published_year  6804 non-null   float64
 9   average_rating  6767 non-null   float64
 10  num_pages       6767 non-null   float64
 11  ratings_count   6767 non-null   float64
dtypes: float64(4), int64(1), object(7)
memory usage: 638.6+ KB
```

Link repositório

https://github.com/gustavosrios/mack-semestre-4

Análise Exploratória dos Dados

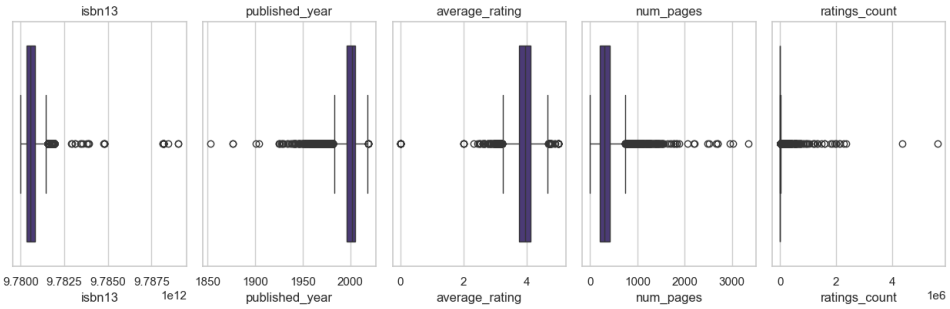
A análise exploratória dos dados (AED) foi realizada com o intuito de entender as características do conjunto de dados e preparar as informações para a construção do sistema de recomendação. Para isso, foram utilizadas bibliotecas do Python como Pandas, NumPy, Matplotlib e Seaborn.

1. Limpeza Geral dos Dados

Asseguramos a integridade dos dados no Python através de uma série de processos de limpeza. Isso incluiu a remoção de valores nulos, o tratamento de dados ausentes e a exclusão de entradas duplicadas. Todas as inconsistências identificadas durante essas etapas foram devidamente tratadas, utilizando o heatmap da biblioteca seaborn para identificar rapidamente.

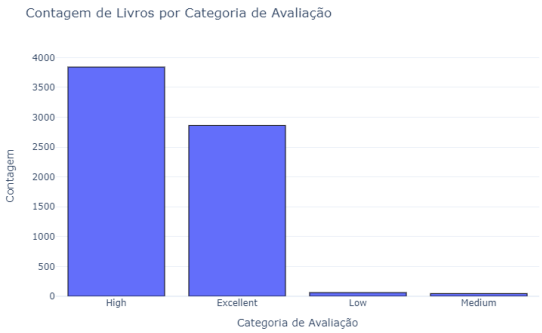
2. Identificação e Tratamento de Outliers

- Identificar valores atípicos que podem distorcer a análise;
- Utilização de métodos estatísticos (como IQR ou z-score) para detectar outliers;
- Análise do impacto desses outliers na distribuição das variáveis e na modelagem;
- Decisão sobre a remoção ou ajuste dos outliers, com base na análise contextual.



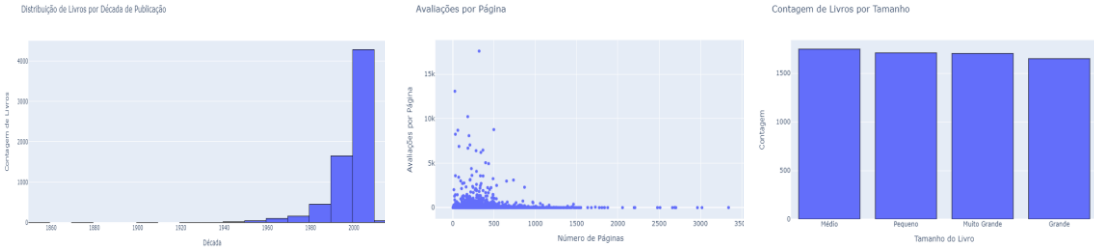
3. Engenharia de Features

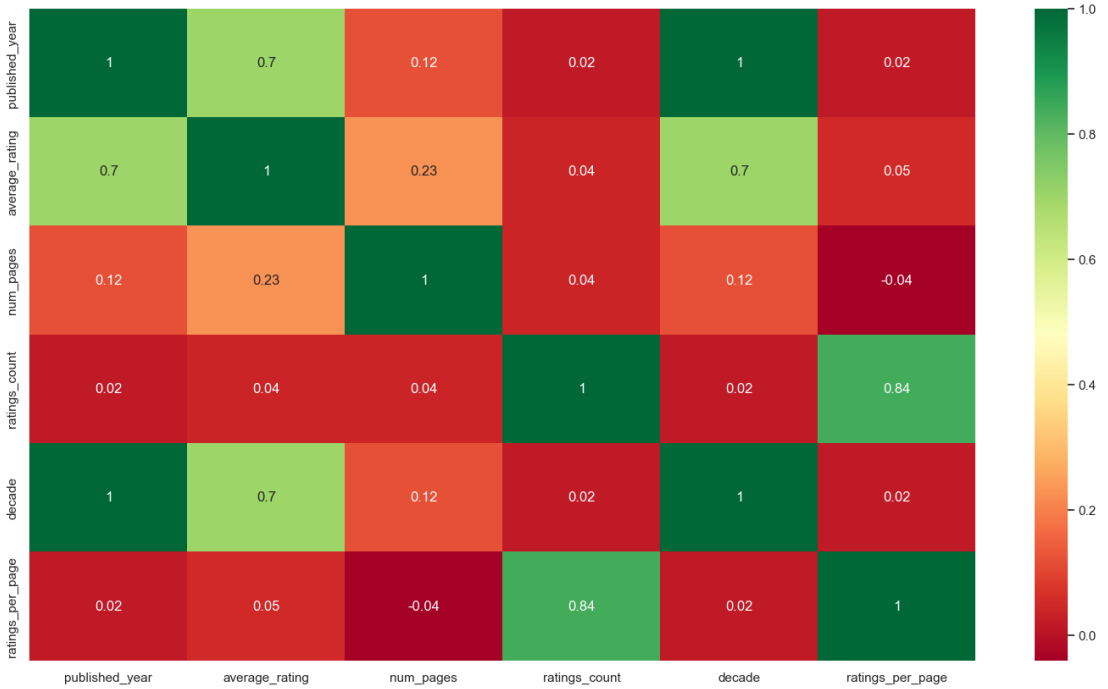
- Criar novas variáveis que enriqueçam a análise e melhoram o modelo de recomendação;
- Criação de categorias adicionais a partir de colunas existentes (por exemplo, agrupamento de livros em quantis com base na classificação média);
- Transformação de dados textuais em variáveis numéricas, se aplicável;
- Seleção de características relevantes para o modelo a ser desenvolvido.

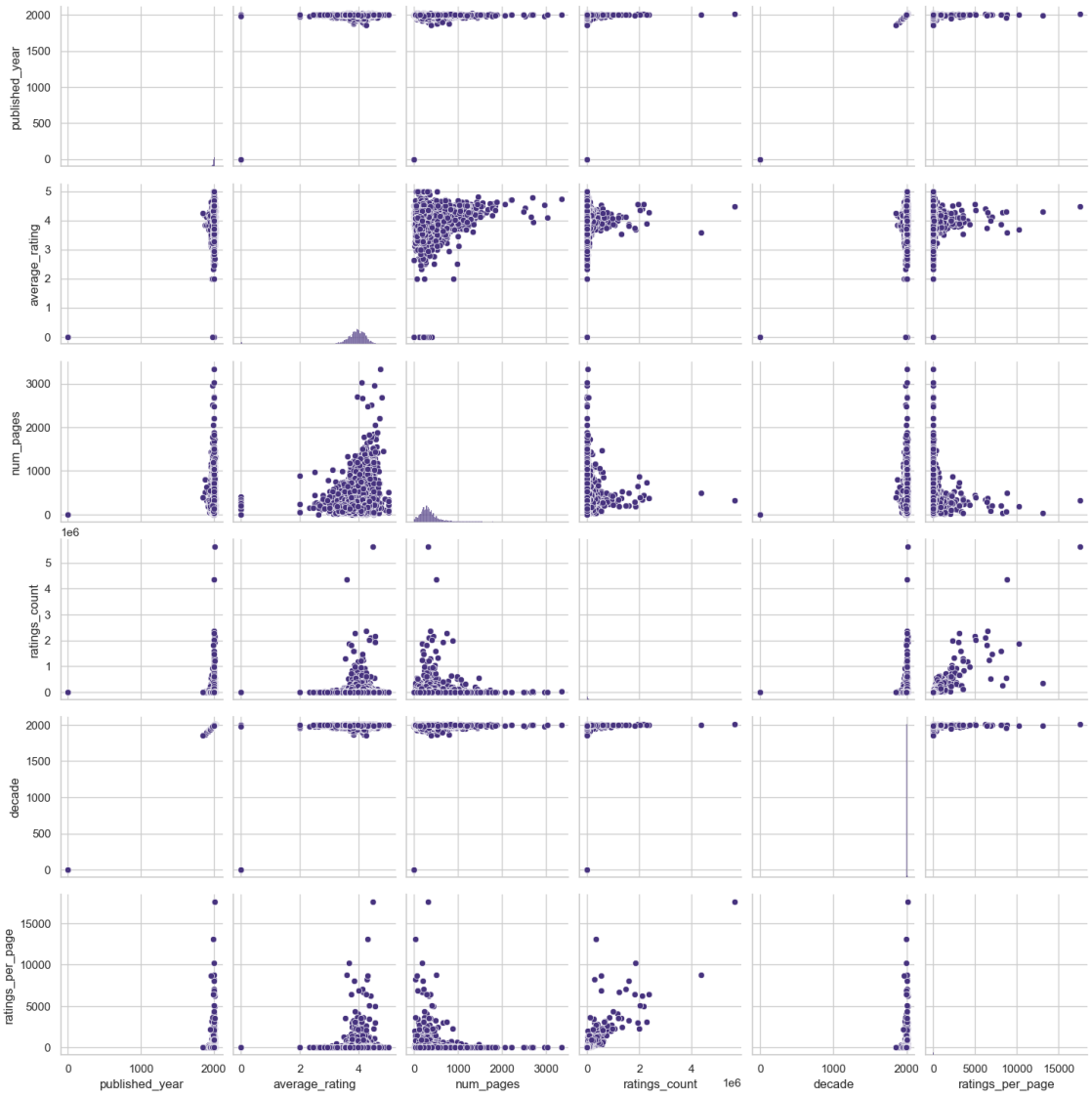


4. Visualização de Dados

- Explorar as distribuições e relações entre variáveis;
- Geração de histogramas para visualizar a distribuição das classificações médias, número de páginas, entre outros;
- Criação de gráficos de dispersão e correlação para investigar relações entre diferentes variáveis, como a relação entre avaliação e número de páginas dos livros;
- Utilização de bibliotecas como Matplotlib e Seaborn para facilitar a visualização e interpretação dos dados.







5. Insights e Interpretação

Extrair informações valiosas a partir das visualizações e análises realizadas, como: Média de número de páginas por livros, desempenho dos autores, gênero literário e livros com mais e menos páginas.

Modelo de recomendação

Técnica para o Treinamento do Modelo de Recomendação

A técnica escolhida para o treinamento do modelo de recomendação por filtragem baseada em conteúdo se fundamenta na análise das características dos itens disponíveis e nas preferências do usuário. Esse tipo de abordagem utiliza informações dos próprios itens, como descrição, gênero, autor e outras características relevantes, para gerar recomendações personalizadas. Um dos métodos comuns é a representação dos itens em um espaço vetorial, onde as características são transformadas em vetores. Utiliza-se, então, a similaridade entre esses vetores para recomendar itens que são mais semelhantes aos que o usuário já apreciou. A similaridade pode ser calculada através de métrica do cosseno, permitindo que o modelo forneça recomendações que alinhem as preferências do usuário com as propriedades dos itens.

```
# Passo 5: Criar o vetor TF-IDF
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf_matrix = tfidf_vectorizer.fit_transform(df['combined_features'])
```

✓ 0.5s

```
# Passo 6: Calcular a similaridade de cosseno
cosine_sim = cosine_similarity(tfidf_matrix, tfidf_matrix)
```

✓ 2.4s

```
def get_recommendations(title, cosine_sim=cosine_sim, df=df):
    # Encontrar o índice do livro que corresponde ao título
    try:
        idx = df[df['title'] == title].index[0]
    except IndexError:
        return "Título não encontrado no dataset."

    # Obter as similaridades para esse livro
    sim_scores = list(enumerate(cosine_sim[idx]))

    # Classificar os livros com base nas pontuações de similaridade
    sim_scores = sorted(sim_scores, key=lambda x: x[1], reverse=True)

    # Obter os índices dos 10 livros mais semelhantes
    sim_scores = sim_scores[1:11]  # Excluir o próprio livro
    book_indices = [i[0] for i in sim_scores]
```

Treinamento de um Modelo Inicial como Prova de Conceito

O treinamento de um modelo inicial, como prova de conceito, envolve a utilização de um subconjunto dos dados disponíveis para validar a eficácia da abordagem escolhida. Neste estágio, um pequeno conjunto de livros com suas respectivas características e interações dos usuários é selecionado para construir o modelo. O objetivo é garantir que a técnica escolhida funcione conforme o esperado, permitindo ajustes antes da implementação completa. Durante este treinamento, é importante registrar as interações e feedbacks iniciais para aprimorar o modelo. Uma vez que o modelo é treinado, ele pode ser testado com um conjunto de dados separado para observar como ele se comporta em termos de precisão e relevância das recomendações.

```
Recomendações para o livro: Vita
```

	title	authors	categories	average_rating
5812	Jamie's Italy	jamie oliver	cooking	4.00
337	The Infinite Plan	isabel allende	fiction	3.71
4881	Disney's Little Einsteins: Birthday Machine	susan ring	juvenile fiction	4.29
5603	Collected Travel Writings	henry james	europe	3.70
625	A Farewell to Arms	ernest hemingway	war	3.80
2989	Devil's Embrace	catherine coulter	fiction	3.80
1484	Four Mothers	shifra horndalya bilu	fiction	3.69
1111	Baudolino	umberto eco	fiction	3.74
1339	Dante's Vita Nuova	alighieri dantedante alighieri	literary criticism	3.87
2039	The Magic Barrel	bernard malamud	fiction	4.00

Avaliação de Desempenho do Modelo

A avaliação de desempenho do modelo é um passo crucial para determinar sua eficácia e qualidade nas recomendações. Uma abordagem comum é dividir os dados em conjuntos de treinamento e teste, onde o modelo é treinado em um conjunto e avaliado em outro. Métricas como precisão, recall, F1-score e a média de precisão em K podem ser empregadas para quantificar o desempenho do modelo. Além disso, a validação cruzada pode ser utilizada para garantir que o modelo não esteja superajustado aos dados de treinamento.

Referencial Teórico

O referencial teórico que embasa a modelagem do algoritmo de recomendação é fundamental para entender as bases e a evolução das técnicas de recomendação. A filtragem baseada em conteúdo, em particular, tem suas raízes em teorias de recuperação da informação, onde a similaridade entre documentos ou itens é avaliada. Estudos prévios, como os trabalhos de Sarwar et al. (2001) e Pazzani & Billsus (2007), são cruciais para compreender as práticas recomendadas na construção de sistemas de recomendação. Além disso, a literatura sobre aprendizado de máquina e técnicas de pré-processamento de dados, como a limpeza e normalização de texto, oferece insights valiosos para garantir a qualidade dos dados utilizados no treinamento do modelo. Esse embasamento teórico não apenas valida a escolha das técnicas aplicadas, mas também orienta a implementação e avaliação do sistema de recomendação.