

# Respostas

September 2, 2025

```
[2]: #Preparar as bibliotecas que serão usadas na análise
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from matplotlib.ticker import FuncFormatter

# Configurando o estilo dos gráficos
sns.set_style('whitegrid')
plt.rcParams['figure.figsize'] = (12, 6)

try:
    df = pd.read_csv('desafio_indicium_imdb.csv')
except FileNotFoundError:
    print("Arquivo não encontrado. Verifique o nome e o caminho do arquivo.")
    # Encerre o script ou lide com o erro como preferir
    exit()

# --- LIMPEZA E PREPARAÇÃO DOS DADOS ---
# Remove a coluna 'Unnamed: 0', que é apenas um índice duplicado
df.drop('Unnamed: 0', axis=1, inplace=True)

# Limpa a coluna 'Runtime' removendo o sufixo " min" e convertendo para inteiro
df['Runtime'] = df['Runtime'].str.replace(' min', '').astype(int)

# Limpa a coluna 'Gross' removendo vírgulas e convertendo para float
# 'errors=coerce' transforma valores inválidos em NaN (Not a Number)
df['Gross'] = df['Gross'].str.replace(',', '', regex=False).astype(float)

# Converte a coluna 'Released_Year' para um tipo numérico
# 'errors=coerce' lida com possíveis valores não numéricos que possam existir
df['Released_Year'] = pd.to_numeric(df['Released_Year'], errors='coerce')

mapeamento_colunas = {
    'Series_Title': 'Titulo',
    'Released_Year': 'Ano_Lancamento',
    'Certificate': 'Certificado',
```

```

'Runtime': 'Duracao_Min',
'Genre': 'Genero',
'IMDB_Rating': 'Nota_IMDB',
'Overview': 'Resumo',
'Meta_score': 'Nota_Metascore',
'Director': 'Diretor',
'Star1': 'Estrela1',
'Star2': 'Estrela2',
'Star3': 'Estrela3',
'Star4': 'Estrela4',
'No_of_Votes': 'Num_Votos',
'Gross': 'Faturamento'
}

# Renomear as colunas usando o método .rename()
df.rename(columns=mapeamento_colunas, inplace=True)

```

```

[3]: # 2a. Qual filme você recomendaria para uma pessoa que você não conhece?
# Calcular a média entre IMDB Rating e Meta Score
df['IMDB_Meta_med'] = (df['Nota_IMDB'] + (df['Nota_Metascore'] / 10)) / 2
# Selecionar o filme com a maior média
filme_recomendado = df.loc[df['IMDB_Meta_med'].idxmax()]
print(f"Filme recomendado: {filme_recomendado['Titulo']}")
print(f"IMDB Rating: {filme_recomendado['Nota_IMDB']}")
print(f"Meta Score: {filme_recomendado['Nota_Metascore']}")

```

Filme recomendado: The Godfather  
IMDB Rating: 9.2  
Meta Score: 100.0

```

[4]: # 2b. Quais são os principais fatores que estão relacionados com alta
↳ expectativa de faturamento de um filme?

#podemos realizar uma análise dos dados numericos e encontrar sua correlação
↳ com o faturamento de um filme, para isso:
plt.figure(figsize=(12, 10))
numerical_cols = df.select_dtypes(include=['float64', 'int64']).columns
correlation_matrix = df[numerical_cols].corr()
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt='.2f')
plt.title('Matriz de Correlação (Foco no Faturamento)')
plt.tight_layout()
plt.show()

#Tambem realizamos uma análise de variaveis categoricas como a Classificação
↳ indicativa
# Remover filmes com dados de 'Certificado' ou 'Faturamento' ausentes para esta
↳ análise

```

```

df_certificado = df.dropna(subset=['Certificado', 'Faturamento'])

# Contar quantos filmes existem por certificado para garantir relevância
certificados_comuns = df_certificado['Certificado'].value_counts()
# Manter apenas certificados com um número razoável de filmes
certificados_filtrados = certificados_comuns[certificados_comuns > 10].index
df_certificado_filtrado = df_certificado[df_certificado['Certificado'].
    ↪isin(certificados_filtrados)]

# Ordenar os certificados pela mediana do faturamento
order_cert = df_certificado_filtrado.groupby('Certificado')['Faturamento'].
    ↪median().sort_values(ascending=False).index

plt.figure(figsize=(15, 8))
sns.boxplot(data=df_certificado_filtrado, x='Certificado', y='Faturamento',
    ↪order=order_cert, palette='plasma', hue = 'Certificado', legend=False)

# Usar escala logarítmica no eixo Y para melhor visualização da distribuição do
    ↪faturamento
plt.yscale('log')

plt.title('Distribuição do Faturamento por Classificação Indicativa',
    ↪fontsize=16)
plt.xlabel('Classificação (Certificado)', fontsize=12)
plt.ylabel('Faturamento (em $ - Escala Logarítmica)', fontsize=12)
plt.xticks(rotation=0)
plt.tight_layout()

#E tambem genero--
# Criar a nova coluna no DataFrame principal
df['Genero_Principal'] = df['Genero'].apply(lambda x: str(x).split(',')[0])

# Agora, criar a fatia a partir do DF já modificado
df_genero_fat = df.dropna(subset=['Faturamento'])

# Calcular a mediana do faturamento
median_faturamento_por_genero = df_genero_fat.
    ↪groupby('Genero_Principal')['Faturamento'].median()

# Contar o número de filmes em cada gênero
contagem_genero = df_genero_fat['Genero_Principal'].value_counts()

# Juntar os dados de mediana e contagem
df_genero_agg = pd.DataFrame({'Faturamento_Mediano':
    ↪median_faturamento_por_genero, 'Contagem': contagem_genero})

```

```

# Filtrar gêneros com poucos filmes (mais de 5)
df_genero_filtrado = df_genero_agg[df_genero_agg['Contagem'] > 5]

# Ordenar os gêneros pelo faturamento mediano
df_genero_ordenado = df_genero_filtrado.sort_values('Faturamento_Mediano',
    ↪ascending=False)

plt.figure(figsize=(14, 8))
sns.set_style("whitegrid")

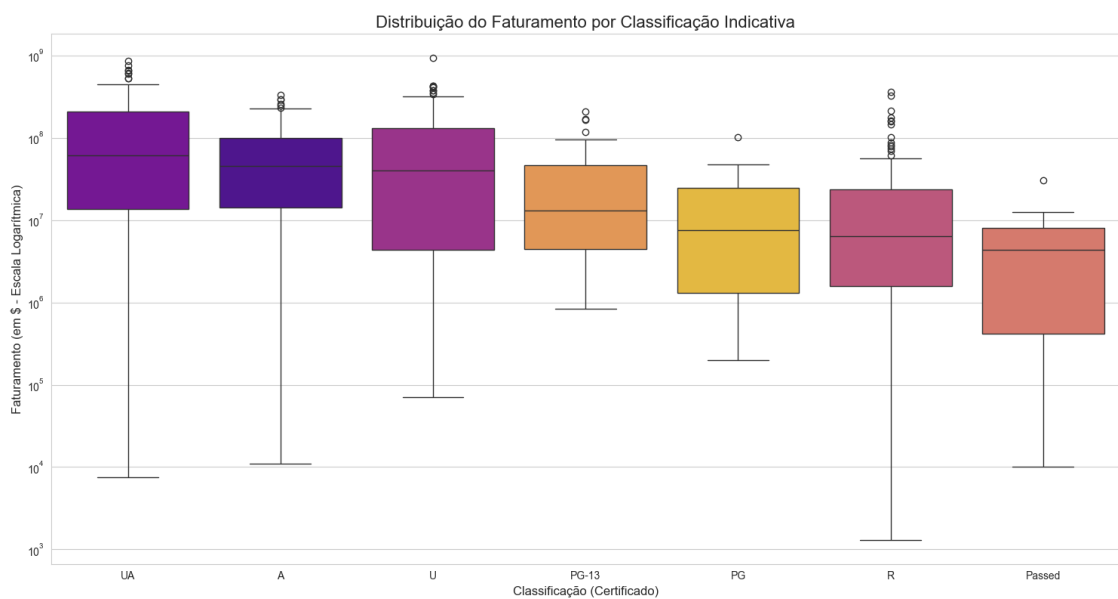
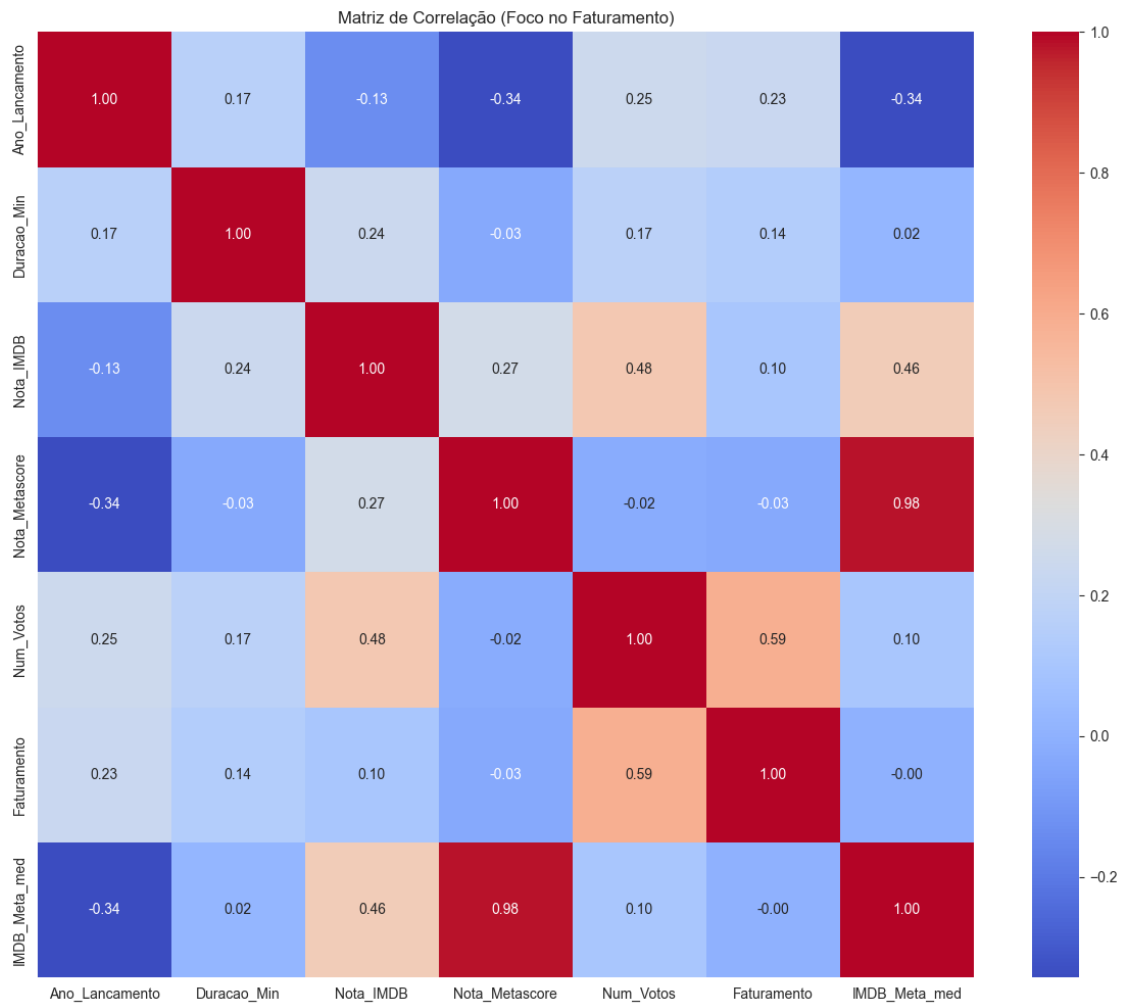
barplot = sns.barplot(x=df_genero_ordenado['Faturamento_Mediano'],
    ↪y=df_genero_ordenado.index, palette='magma',
    ↪hue=df_genero_ordenado['Faturamento_Mediano'], legend=False)

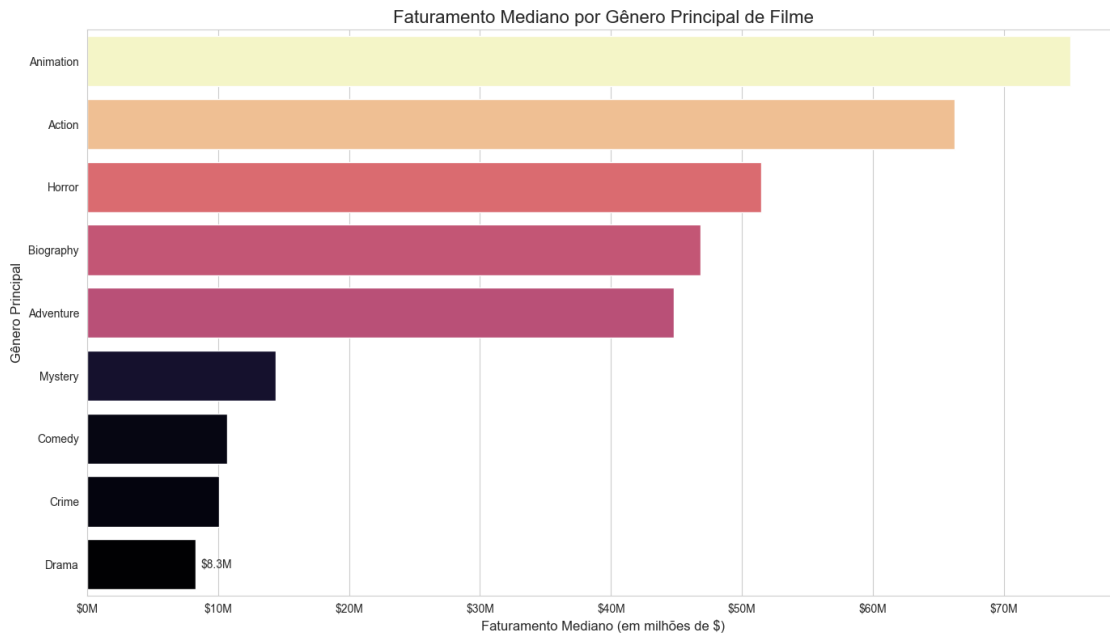
# Customização
plt.title('Faturamento Mediano por Gênero Principal de Filme', fontsize=16)
plt.xlabel('Faturamento Mediano (em milhões de $)', fontsize=12)
plt.ylabel('Gênero Principal', fontsize=12)

def millions_formatter(x, pos):
    return f'${int(x/1000000)}M'
barplot.xaxis.set_major_formatter(FuncFormatter(millions_formatter))

barplot.bar_label(
    barplot.containers[0],
    fmt=lambda x: f'${x/1000000:.1f}M',
    padding=5
)
plt.tight_layout()
plt.show()

```





```
[ ]: """
Apartir das análises tem-se as seguintes conclusões:
1.Popularidade e Engajamento (Número de Votos): Este é o fator com a correlação
↳mais forte com o faturamento.
2.Classificação Indicativa Ampla (Certificado): Filmes com classificações mais
↳abrangentes, como "U" (Livre) e "UA" (equivalente a +12/+13), têm um
potencial de faturamento muito superior.
3.Qualidade Percebida (Notas): Embora uma nota altíssima não garanta o sucesso,
↳um filme precisa ser percebido como "bom o suficiente". A análise
mostra que os maiores blockbusters se concentram em uma faixa de Metascore
↳entre 65 e 85.
4.Gênero de Grande Apelo: Os filmes de maior faturamento são predominantemente
↳dos gêneros Animação, Ação e terror
"""
```

```
[ ]: # 2c. Quais insights podem ser tirados com a coluna Overview? É possível
↳inferir o gênero do filme a partir dessa coluna?
# podemos usar esse modelo simples para prever com certa precisão o gênero de
↳um filme
```

```
[5]: # Importar bibliotecas
import re
import pandas as pd
```

```

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.multiclass import OneVsRestClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.preprocessing import MultiLabelBinarizer
from nltk.corpus import stopwords
import nltk

# Baixar stopwords (se ainda não tiver)
try:
    stopwords.words('english')
except LookupError:
    nltk.download('stopwords')

```

```

[6]: # limpar dados
df = df.dropna(subset=['Resumo', 'Genero'])
df = df.drop_duplicates(subset=['Resumo'])

# Pré-processamento do Texto
stop_words = set(stopwords.words('english'))

def preprocess_text(text):
    text = text.lower()
    text = re.sub(r'\W', ' ', text)
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text)
    return ' '.join(word for word in text.split() if word not in stop_words)

df['resumo_limpo'] = df['Resumo'].apply(preprocess_text)

# Preparar Labels (Gêneros) para Classificação Multi-Label
df['genero_lista'] = df['Genero'].apply(lambda x: [genre.strip() for genre in x.
    ↪split(',')])

mlb = MultiLabelBinarizer()
y = mlb.fit_transform(df['genero_lista'])

# Divisão em Treino e Teste (80% treino, 20% teste)
X = df['resumo_limpo']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
    ↪random_state=42, shuffle=True)

# Vetorização do Texto (TF-IDF com n-gramas)
vectorizer = TfidfVectorizer(max_features=10000, ngram_range=(1, 2))
X_train_tfidf = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test_tfidf = vectorizer.transform(X_test)

```

```

# Treinamento do Modelo
# Usando a Regressão Logística com 'class_weight' para lidar com o
↳desbalanceamento
logreg = LogisticRegression(solver='liblinear', random_state=42,
↳class_weight='balanced', C=1.0)
ovr_classifier = OneVsRestClassifier(logreg)
ovr_classifier.fit(X_train_tfidf, y_train)

# Avaliação do Modelo
y_pred = ovr_classifier.predict(X_test_tfidf)
report = classification_report(y_test, y_pred, target_names=mlb.classes_,
↳zero_division=0)
print("--- Relatório de Classificação ---")
print(report)

# Exemplo de Previsão para um Novo Resumo
print("\n--- Exemplo de Previsão para um Novo Resumo ---")
novo_resumo = "A thief who steals corporate secrets through the use of
↳dream-sharing technology is given the inverse task of planting an idea into
↳the mind of a C.E.O."
novo_resumo_clean = preprocess_text(novo_resumo)
novo_resumo_tfidf = vectorizer.transform([novo_resumo_clean])
previsao_binaria = ovr_classifier.predict(novo_resumo_tfidf)
previsao_generos = mlb.inverse_transform(previsao_binaria)
print(f"Resumo: '{novo_resumo}'")
print(f"Gêneros Previstos: {previsao_generos[0]}")

```

--- Relatório de Classificação ---

	precision	recall	f1-score	support
Action	0.48	0.29	0.36	34
Adventure	0.71	0.25	0.37	40
Animation	0.60	0.17	0.26	18
Biography	0.46	0.24	0.32	25
Comedy	0.39	0.24	0.30	46
Crime	0.60	0.35	0.44	43
Drama	0.84	0.88	0.86	157
Family	0.00	0.00	0.00	5
Fantasy	0.00	0.00	0.00	9
Film-Noir	0.00	0.00	0.00	3
History	0.00	0.00	0.00	8
Horror	1.00	0.10	0.18	10
Music	0.50	0.22	0.31	9
Musical	0.00	0.00	0.00	4
Mystery	0.71	0.22	0.33	23
Romance	0.25	0.14	0.18	21
Sci-Fi	1.00	0.18	0.31	11



Sport	0.00	0.00	0.00	3
Thriller	0.43	0.12	0.19	25
War	0.60	0.38	0.46	8
Western	0.00	0.00	0.00	3
micro avg	0.67	0.42	0.52	505
macro avg	0.41	0.18	0.23	505
weighted avg	0.60	0.42	0.46	505
samples avg	0.69	0.47	0.52	505

--- Exemplo de Previsão para um Novo Resumo ---

Resumo: 'A thief who steals corporate secrets through the use of dream-sharing technology is given the inverse task of planting an idea into the mind of a C.E.O.'

Gêneros Previstos: ('Action', 'Adventure', 'Sci-Fi')

```
[ ]: #3.Explique como você faria a previsão da nota do imdb a partir dos dados.
      ↳Quais variáveis e/ou suas transformações você utilizou e por quê? Qual tipo
      ↳de problema estamos resolvendo (regressão, classificação)? Qual modelo
      ↳melhor se aproxima dos dados e quais seus prós e contras? Qual medida de
      ↳performance do modelo foi escolhida e por quê?
```

```
[ ]: """
      O problema é classificado como regressão devido à natureza contínua da variável
      ↳alvo, a nota (IMDB_Rating), que varia de 0 a 10.
```

-----

O modelo foi construído com as seguintes variáveis preditoras, cada uma  
 ↳ submetida a transformações específicas para otimizar o desempenho do  
 ↳ algoritmo:

IMDB\_Rating: Variável de resposta (target).

Gross (Receita): Uma variável numérica com uma distribuição assimétrica,  
 ↳ caracterizada por um grande número de valores baixos e alguns valores  
 extremamente altos. Para mitigar o impacto desses outliers e linearizar a  
 ↳ relação, foi aplicada a transformação logarítmica (np.log1p).

Genre (Gênero) e Director (Diretor): Variáveis categóricas, convertidas em  
 ↳ formato numérico através do One-Hot Encoding. Para o gênero, foi extraído  
 apenas o valor principal (Genre\_main) antes da codificação, uma vez que cada  
 ↳ filme pode ter múltiplos gêneros.

*No\_of\_Votes (Número de Votos) e Meta\_score: Variáveis numéricas que*  
↳ *representam, respectivamente, a popularidade e a avaliação da crítica. Ambas*  
↳ *foram*

*padronizadas utilizando o StandardScaler, o que garante que as variáveis com*  
↳ *escalas diferentes contribuam de forma equitativa para o modelo,*  
*evitando que uma domine a outra.*

*Overview (descrição/sinopse do filme): texto processado por meio de TF-IDF*  
↳ *(Term Frequency-Inverse Document Frequency), que transforma as palavras mais*  
*relevantes em variáveis numéricas. O limite de 500 palavras mais frequentes foi*  
↳ *utilizado para reduzir dimensionalidade e evitar ruído.*

*Stars\_all (atores principais): nomes dos atores foram combinados em uma única*  
↳ *string por filme e convertidos em variáveis numéricas usando*  
*CountVectorizer (com limite de 100 atores mais frequentes). Isso permite*  
↳ *capturar a relevância de atores na recepção do filme.*

---

*O algoritmo escolhido para a modelagem de regressão foi o Random Forest*  
↳ *Regressor, um modelo de ensemble que se mostrou a opção mais adequada devido*  
*aos seguintes aspectos:*

*Vantagens: Este modelo é altamente eficaz na captura de relações não-lineares e*  
↳ *complexas entre as variáveis. Sua robustez e baixa sensibilidade a*  
*outliers e overfitting o tornam uma escolha superior em comparação com modelos*  
↳ *lineares mais simples.*

*Desvantagens: Sua principal limitação reside na interpretabilidade. A natureza*  
↳ *de "caixa preta" do algoritmo dificulta a análise direta da contribuição*  
*de cada variável individual.*

---

*A performance do modelo foi avaliada com duas métricas-chave, apropriadas para*  
↳ *problemas de regressão:*

*Erro Quadrático Médio (MSE - Mean Squared Error): O valor de 0.0462 indica que*  
↳ *as previsões do modelo têm um erro médio muito baixo em relação aos*  
*valores reais, demonstrando um ajuste preciso aos dados de teste.*

*Coefficiente de Determinação ( $R^2$ ): Com um valor de 0.4347, o modelo explica*  
↳ *aproximadamente 43,5% da variabilidade na nota do IMDB. Este resultado*  
*demonstra um poder preditivo significativo, embora a variância residual sugira*  
↳ *a influência de outros fatores não incluídos no modelo.*

*""*

```
[10]: #4. Prever a nota IMDb de The Shawshank Redemption
import pandas as pd
import pickle
import numpy as np
import re

# Carregar o modelo salvo
try:
    with open('modelo_predictivo_imdb.pkl', 'rb') as file:
        model_pipeline = pickle.load(file)
except FileNotFoundError:
    print("Erro: O arquivo 'modelo_predictivo_imdb.pkl' não foi encontrado.")
    print("Por favor, execute o código de treinamento do modelo primeiro para_
    gerar o arquivo.")

def prever_nota_nova_entrada(dados_filme):
    """
    Prevê a nota IMDB de um filme a partir de um dicionário de dados.
    """
    try:
        # Criar DataFrame a partir do dicionário
        filme_novo = pd.DataFrame([dados_filme])

        # Garantir que 'Gross' seja numérico e aplicar log
        filme_novo['Gross'] = filme_novo['Gross'].apply(
            lambda x: float(re.sub(r'[^\\d]', '', str(x))) if pd.notna(x) else 0.
            ↪0
        )
        filme_novo['Gross_log'] = np.log1p(filme_novo['Gross'])

        # Extrair gênero principal
        filme_novo['Genre_main'] = filme_novo['Genre'].apply(lambda x: x.
            ↪split(',')[0].strip())

        # Criar Stars_all (se não existir no dicionário)
        if 'Stars_all' not in filme_novo.columns:
            filme_novo['Stars_all'] = ''

        # Recriar DataFrame com as mesmas features usadas no treino
        features_para_prever = filme_novo[[
            'Genre_main',
            'Director',
            'Gross_log',
            'No_of_Votes',
            'Meta_score',
            'Overview',
            'Stars_all'
        ]]
```

```

]]

# Fazer a previsão
previsao_nota = model_pipeline.predict(features_para_prever)
print(f"\nNota IMDB prevista para '{dados_filme['Series_Title']}' :
↳ {previsao_nota[0]:.2f}")

except Exception as e:
    print(f"Ocorreu um erro durante a previsão: {e}")

# =====
# Teste com The Shawshank Redemption
# =====
dados_shawshank = {
    'Series_Title': 'The Shawshank Redemption',
    'Genre': 'Drama',
    'Director': 'Frank Darabont',
    'Gross': '28,341,469',
    'No_of_Votes': 2343110,
    'Meta_score': 80.0,
    'Overview': "Two imprisoned men bond over a number of years, finding solace
↳ and eventual redemption through acts of common decency.",
    'Stars_all': "Tim Robbins Morgan Freeman Bob Gunton"
}

prever_nota_nova_entrada(dados_shawshank)

```

Nota IMDB prevista para 'The Shawshank Redemption': 8.80

[ ]: