

LH_CD_LUCAS_ALVES_BARROSO

September 15, 2025

1 Desafio LH

Você foi alocado em um time da Indicium contratado por um estúdio de Hollywood chamado PProductions, e agora deve fazer uma análise em cima de um banco de dados cinematográfico para orientar qual tipo de filme deve ser o próximo a ser desenvolvido. Lembre-se que há muito dinheiro envolvido, então a análise deve ser muito detalhada e levar em consideração o máximo de fatores possíveis (a introdução de dados externos é permitida - e encorajada).

2 Dicionário de dados

Coluna	Descrição
Series_Title	Nome do filme
Released_Year	Ano de lançamento
Certificate	Classificação etária
Runtime	Tempo de duração
Genre	Gênero
IMDB_Rating	Nota do IMDB
Overview	Overview do filme
Meta_score	Média ponderada de todas as críticas
Director	Diretor
Star1	Ator/atriz #1
Star2	Ator/atriz #2
Star3	Ator/atriz #3
Star4	Ator/atriz #4
No_of_Votes	Número de votos
Gross	Faturamento

3 EDA

3.1 1. Conhecendo os dados

```
[89]: import warnings  
warnings.filterwarnings('ignore')
```

```
[90]: # Data Science  
import pandas as pd
```

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# API
import requests
import time
import os
from dotenv import load_dotenv

```

[91]: df = pd.read_csv("/content/desafio_indicium_imdb.csv") # importando os dados
 ↪para o dataframe
 df

	Unnamed: 0	Series_Title	Released_Year	
0	1	The Godfather	1972	
1	2	The Dark Knight	2008	
2	3	The Godfather: Part II	1974	
3	4	12 Angry Men	1957	
4	5	The Lord of the Rings: The Return of the King	2003	
..	
994	995	Breakfast at Tiffany's	1961	
995	996	Giant	1956	
996	997	From Here to Eternity	1953	
997	998	Lifeboat	1944	
998	999	The 39 Steps	1935	
	Certificate	Runtime	Genre	IMDB_Rating
0	A	175 min	Crime, Drama	9.20
1	UA	152 min	Action, Crime, Drama	9.00
2	A	202 min	Crime, Drama	9.00
3	U	96 min	Crime, Drama	9.00
4	U	201 min	Action, Adventure, Drama	8.90
..
994	A	115 min	Comedy, Drama, Romance	7.60
995	G	201 min	Drama, Western	7.60
996	Passed	118 min	Drama, Romance, War	7.60
997	NaN	97 min	Drama, War	7.60
998	NaN	86 min	Crime, Mystery, Thriller	7.60
	Overview	Meta_score		
0	An organized crime dynasty's aging patriarch t...	100.00		
1	When the menace known as the Joker wreaks havo...	84.00		
2	The early life and career of Vito Corleone in ...	90.00		
3	A jury holdout attempts to prevent a miscarria...	96.00		
4	Gandalf and Aragorn lead the World of Men agai...	94.00		
..		

994	A young New York socialite becomes interested ...	76.00
995	Sprawling epic covering the life of a Texas ca...	84.00
996	In Hawaii in 1941, a private is cruelly punish...	85.00
997	Several survivors of a torpedoed merchant ship...	78.00
998	A man in London tries to help a counter-espion...	93.00

	Director	Star1	Star2 \
0	Francis Ford Coppola	Marlon Brando	Al Pacino
1	Christopher Nolan	Christian Bale	Heath Ledger
2	Francis Ford Coppola	Al Pacino	Robert De Niro
3	Sidney Lumet	Henry Fonda	Lee J. Cobb
4	Peter Jackson	Elijah Wood	Viggo Mortensen
..
994	Blake Edwards	Audrey Hepburn	George Peppard
995	George Stevens	Elizabeth Taylor	Rock Hudson
996	Fred Zinnemann	Burt Lancaster	Montgomery Clift
997	Alfred Hitchcock	Tallulah Bankhead	John Hodiak
998	Alfred Hitchcock	Robert Donat	Madeleine Carroll

	Star3	Star4	No_of_Votes	Gross
0	James Caan	Diane Keaton	1620367	134,966,411
1	Aaron Eckhart	Michael Caine	2303232	534,858,444
2	Robert Duvall	Diane Keaton	1129952	57,300,000
3	Martin Balsam	John Fiedler	689845	4,360,000
4	Ian McKellen	Orlando Bloom	1642758	377,845,905
..
994	Patricia Neal	Buddy Ebsen	166544	NaN
995	James Dean	Carroll Baker	34075	NaN
996	Deborah Kerr	Donna Reed	43374	30,500,000
997	Walter Slezak	William Bendix	26471	NaN
998	Lucie Mannheim	Godfrey Tearle	51853	NaN

[999 rows x 16 columns]

3.1.1

Utilização do TMDB para buscar dados adicionais, nesse caso, Faturamento e Custo para enriquecer a análise.

```
[93]: # --- Configuração ---
# Substitua 'SUA_CHAVE_AQUI' pela sua chave de API do TMDB
load_dotenv()
api_key = os.getenv('TMDB_API_KEY') # pegando a api do arquivo .env
api_key = api_key
base_url = 'https://api.themoviedb.org/3'

# --- 1. Crie as novas colunas no DataFrame ---
```

```

# Elas serão preenchidas com os dados da API
df['tmdb_id'] = None
df['Budget'] = 0
df['Revenue'] = 0

# --- 2. Itere sobre os filmes e faça as requisições à API ---
print("Iniciando a busca por dados no TMDb...")

for index, row in df.iterrows():
    title = row['Series_Title']
    year = row['Released_Year']

    print(f"Buscando dados para '{title}' ({year})...")

    # Endpoint de busca por filme
    search_url = f"{base_url}/search/movie?
    ↵api_key={api_key}&query={title}&year={year}"

    try:
        search_response = requests.get(search_url)
        search_response.raise_for_status()  # Levanta erro para status 4xx/5xx

        search_data = search_response.json()

        # Se encontrou resultados, pega o primeiro
        if search_data['results']:
            tmdb_id = search_data['results'][0]['id']

            # Endpoint para detalhes do filme (inclui orçamento e receita)
            details_url = f"{base_url}/movie/{tmdb_id}?api_key={api_key}"
            details_response = requests.get(details_url)
            details_response.raise_for_status()

            details_data = details_response.json()

            # Preenche as colunas no DataFrame
            df.loc[index, 'tmdb_id'] = tmdb_id
            df.loc[index, 'Budget'] = details_data.get('budget', 0)
            df.loc[index, 'Revenue'] = details_data.get('revenue', 0)

            print(f"--> Dados de '{title}' obtidos com sucesso.")

    else:
        print(f"--> Filme '{title}' não encontrado no TMDb. Pulando...")

except requests.exceptions.RequestException as e:
    print(f"--> Erro na requisição para '{title}': {e}")

```

```

# Pausa para evitar exceder o limite de requisições da API
time.sleep(0.5)

print("\nBusca de dados concluída!")

# --- 3. Calcule o ROI ---
# Use um pequeno valor (epsilon) para evitar divisão por zero
epsilon = 1e-6
df['ROI'] = (df['Revenue'] - df['Budget']) / (df['Budget'] + epsilon)

# --- 5. Exiba o DataFrame atualizado ---
print("\nDataFrame com dados do TMDB:")
print(df)

# Se quiser, salve o DataFrame atualizado em um novo arquivo
# df.to_csv('dataframe_com_tmdb_data.csv', index=False)

```

Iniciando a busca por dados no TMDB...

Buscando dados para 'The Godfather' (1972)...

-> Dados de 'The Godfather' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Dark Knight' (2008)...

-> Dados de 'The Dark Knight' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Godfather: Part II' (1974)...

-> Dados de 'The Godfather: Part II' obtidos com sucesso.

Buscando dados para '12 Angry Men' (1957)...

-> Dados de '12 Angry Men' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Lord of the Rings: The Return of the King' (2003)...

-> Dados de 'The Lord of the Rings: The Return of the King' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Pulp Fiction' (1994)...

-> Dados de 'Pulp Fiction' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Schindler's List' (1993)...

-> Dados de 'Schindler's List' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Inception' (2010)...

-> Dados de 'Inception' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Fight Club' (1999)...

-> Dados de 'Fight Club' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Lord of the Rings: The Fellowship of the Ring' (2001)...

-> Dados de 'The Lord of the Rings: The Fellowship of the Ring' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Forrest Gump' (1994)...

-> Dados de 'Forrest Gump' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Il buono, il brutto, il cattivo' (1966)...

-> Dados de 'Il buono, il brutto, il cattivo' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Lord of the Rings: The Two Towers' (2002)...

-> Dados de 'The Lord of the Rings: The Two Towers' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Matrix' (1999)...
-> Dados de 'The Matrix' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Goodfellas' (1990)...
-> Dados de 'Goodfellas' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Star Wars: Episode V - The Empire Strikes Back' (1980)...
-> Dados de 'Star Wars: Episode V - The Empire Strikes Back' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'One Flew Over the Cuckoo's Nest' (1975)...
-> Dados de 'One Flew Over the Cuckoo's Nest' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Hamilton' (2020)...
-> Dados de 'Hamilton' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Gisaengchung' (2019)...
-> Dados de 'Gisaengchung' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Soorarai Pottru' (2020)...
-> Dados de 'Soorarai Pottru' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Interstellar' (2014)...
-> Dados de 'Interstellar' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Cidade de Deus' (2002)...
-> Dados de 'Cidade de Deus' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Sen to Chihiro no kamikakushi' (2001)...
-> Dados de 'Sen to Chihiro no kamikakushi' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Saving Private Ryan' (1998)...
-> Dados de 'Saving Private Ryan' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Green Mile' (1999)...
-> Dados de 'The Green Mile' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'La vita è bella' (1997)...
-> Dados de 'La vita è bella' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Se7en' (1995)...
-> Dados de 'Se7en' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Silence of the Lambs' (1991)...
-> Dados de 'The Silence of the Lambs' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Star Wars' (1977)...
-> Dados de 'Star Wars' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Seppuku' (1962)...
-> Dados de 'Seppuku' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Shichinin no samurai' (1954)...
-> Dados de 'Shichinin no samurai' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'It's a Wonderful Life' (1946)...
-> Dados de 'It's a Wonderful Life' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Joker' (2019)...
-> Dados de 'Joker' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Whiplash' (2014)...
-> Dados de 'Whiplash' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Intouchables' (2011)...
-> Dados de 'The Intouchables' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Prestige' (2006)...
-> Dados de 'The Prestige' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Departed' (2006)...

-> Dados de 'The Departed' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Pianist' (2002)...
-> Dados de 'The Pianist' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gladiator' (2000)...
-> Dados de 'Gladiator' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'American History X' (1998)...
-> Dados de 'American History X' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Usual Suspects' (1995)...
-> Dados de 'The Usual Suspects' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Léon' (1994)...
-> Dados de 'Léon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Lion King' (1994)...
-> Dados de 'The Lion King' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Terminator 2: Judgment Day' (1991)...
-> Dados de 'Terminator 2: Judgment Day' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Nuovo Cinema Paradiso' (1988)...
-> Dados de 'Nuovo Cinema Paradiso' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hotaru no haka' (1988)...
-> Dados de 'Hotaru no haka' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Back to the Future' (1985)...
-> Dados de 'Back to the Future' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Once Upon a Time in the West' (1968)...
-> Dados de 'Once Upon a Time in the West' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Psycho' (1960)...
-> Dados de 'Psycho' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Casablanca' (1942)...
-> Dados de 'Casablanca' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Modern Times' (1936)...
-> Dados de 'Modern Times' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'City Lights' (1931)...
-> Dados de 'City Lights' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Capharnaüm' (2018)...
-> Dados de 'Capharnaüm' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ayla: The Daughter of War' (2017)...
-> Dados de 'Ayla: The Daughter of War' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vikram Vedha' (2017)...
-> Dados de 'Vikram Vedha' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kimi no na wa.' (2016)...
-> Dados de 'Kimi no na wa.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dangal' (2016)...
-> Dados de 'Dangal' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Spider-Man: Into the Spider-Verse' (2018)...
-> Dados de 'Spider-Man: Into the Spider-Verse' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Avengers: Endgame' (2019)...
-> Dados de 'Avengers: Endgame' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Avengers: Infinity War' (2018)...
-> Dados de 'Avengers: Infinity War' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Coco' (2017)...

-> Dados de 'Coco' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Django Unchained' (2012)...
-> Dados de 'Django Unchained' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Dark Knight Rises' (2012)...
-> Dados de 'The Dark Knight Rises' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '3 Idiots' (2009)...
-> Dados de '3 Idiots' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Taare Zameen Par' (2007)...
-> Dados de 'Taare Zameen Par' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'WALL·E' (2008)...
-> Dados de 'WALL·E' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Lives of Others' (2006)...
-> Dados de 'The Lives of Others' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Oldeuboi' (2003)...
-> Dados de 'Oldeuboi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Memento' (2000)...
-> Dados de 'Memento' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mononoke-hime' (1997)...
-> Dados de 'Mononoke-hime' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Once Upon a Time in America' (1984)...
-> Dados de 'Once Upon a Time in America' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Raiders of the Lost Ark' (1981)...
-> Dados de 'Raiders of the Lost Ark' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Shining' (1980)...
-> Dados de 'The Shining' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Apocalypse Now' (1979)...
-> Dados de 'Apocalypse Now' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Alien' (1979)...
-> Dados de 'Alien' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Anand' (1971)...
-> Dados de 'Anand' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tengoku to jigoku' (1963)...
-> Dados de 'Tengoku to jigoku' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dr. Strangelove or: How I Learned to Stop Worrying and Love the Bomb' (1964)...
-> Dados de 'Dr. Strangelove or: How I Learned to Stop Worrying and Love the Bomb' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Witness for the Prosecution' (1957)...
-> Dados de 'Witness for the Prosecution' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Paths of Glory' (1957)...
-> Dados de 'Paths of Glory' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rear Window' (1954)...
-> Dados de 'Rear Window' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sunset Blvd.' (1950)...
-> Dados de 'Sunset Blvd.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Great Dictator' (1940)...
-> Dados de 'The Great Dictator' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '1917' (2019)...

-> Dados de '1917' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tumbbad' (2018)...
-> Dados de 'Tumbbad' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Andhadhun' (2018)...
-> Dados de 'Andhadhun' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Drishyam' (2013)...
-> Dados de 'Drishyam' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jagten' (2012)...
-> Dados de 'Jagten' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jodaeiye Nader az Simin' (2011)...
-> Dados de 'Jodaeiye Nader az Simin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Incendies' (2010)...
-> Dados de 'Incendies' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Miracle in cell NO.7' (2019)...
-> Dados de 'Miracle in cell NO.7' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Babam ve Oglum' (2005)...
-> Dados de 'Babam ve Oglum' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Inglourious Basterds' (2009)...
-> Dados de 'Inglourious Basterds' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Eternal Sunshine of the Spotless Mind' (2004)...
-> Dados de 'Eternal Sunshine of the Spotless Mind' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Amélie' (2001)...
-> Dados de 'Amélie' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Snatch' (2000)...
-> Dados de 'Snatch' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Requiem for a Dream' (2000)...
-> Dados de 'Requiem for a Dream' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'American Beauty' (1999)...
-> Dados de 'American Beauty' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Good Will Hunting' (1997)...
-> Dados de 'Good Will Hunting' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bacheha-Ye aseman' (1997)...
-> Dados de 'Bacheha-Ye aseman' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Toy Story' (1995)...
-> Dados de 'Toy Story' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Braveheart' (1995)...
-> Dados de 'Braveheart' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Reservoir Dogs' (1992)...
-> Dados de 'Reservoir Dogs' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Full Metal Jacket' (1987)...
-> Dados de 'Full Metal Jacket' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Idi i smotri' (1985)...
-> Dados de 'Idi i smotri' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Aliens' (1986)...
-> Dados de 'Aliens' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Amadeus' (1984)...
-> Dados de 'Amadeus' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Scarface' (1983)...

-> Dados de 'Scarface' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Star Wars: Episode VI - Return of the Jedi' (1983)...
-> Dados de 'Star Wars: Episode VI - Return of the Jedi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Das Boot' (1981)...
-> Dados de 'Das Boot' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Taxi Driver' (1976)...
-> Dados de 'Taxi Driver' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Sting' (1973)...
-> Dados de 'The Sting' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Clockwork Orange' (1971)...
-> Dados de 'A Clockwork Orange' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '2001: A Space Odyssey' (1968)...
-> Dados de '2001: A Space Odyssey' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Per qualche dollaro in più' (1965)...
-> Dados de 'Per qualche dollaro in più' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lawrence of Arabia' (1962)...
-> Dados de 'Lawrence of Arabia' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Apartment' (1960)...
-> Dados de 'The Apartment' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'North by Northwest' (1959)...
-> Dados de 'North by Northwest' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vertigo' (1958)...
-> Dados de 'Vertigo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Singin' in the Rain' (1952)...
-> Dados de 'Singin' in the Rain' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ikiru' (1952)...
-> Dados de 'Ikiru' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ladri di biciclette' (1948)...
-> Dados de 'Ladri di biciclette' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Double Indemnity' (1944)...
-> Dados de 'Double Indemnity' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Citizen Kane' (1941)...
-> Dados de 'Citizen Kane' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'M - Eine Stadt sucht einen Mörder' (1931)...
-> Dados de 'M - Eine Stadt sucht einen Mörder' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Metropolis' (1927)...
-> Dados de 'Metropolis' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Kid' (1921)...
-> Dados de 'The Kid' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Chhichhore' (2019)...
-> Dados de 'Chhichhore' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Uri: The Surgical Strike' (2018)...
-> Filme 'Uri: The Surgical Strike' não encontrado no TMDb. Pulando...
Buscando dados para 'K.G.F: Chapter 1' (2018)...
-> Dados de 'K.G.F: Chapter 1' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Green Book' (2018)...
-> Dados de 'Green Book' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Three Billboards Outside Ebbing, Missouri' (2017)...

-> Dados de 'Three Billboards Outside Ebbing, Missouri' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Talvar' (2015)...
-> Dados de 'Talvar' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Baahubali 2: The Conclusion' (2017)...
-> Dados de 'Baahubali 2: The Conclusion' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Klaus' (2019)...
-> Dados de 'Klaus' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Drishyam' (2015)...
-> Dados de 'Drishyam' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Queen' (2013)...
-> Dados de 'Queen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mandariinid' (2013)...
-> Dados de 'Mandariinid' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bhaag Milkha Bhaag' (2013)...
-> Dados de 'Bhaag Milkha Bhaag' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gangs of Wasseypur' (2012)...
-> Dados de 'Gangs of Wasseypur' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Udaan' (2010)...
-> Dados de 'Udaan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Paan Singh Tomar' (2012)...
-> Dados de 'Paan Singh Tomar' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'El secreto de sus ojos' (2009)...
-> Dados de 'El secreto de sus ojos' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Warrior' (2011)...
-> Dados de 'Warrior' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Shutter Island' (2010)...
-> Dados de 'Shutter Island' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Up' (2009)...
-> Dados de 'Up' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Wolf of Wall Street' (2013)...
-> Dados de 'The Wolf of Wall Street' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Chak De! India' (2007)...
-> Dados de 'Chak De! India' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'There Will Be Blood' (2007)...
-> Dados de 'There Will Be Blood' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Pan's Labyrinth' (2006)...
-> Dados de 'Pan's Labyrinth' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Toy Story 3' (2010)...
-> Dados de 'Toy Story 3' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'V for Vendetta' (2005)...
-> Dados de 'V for Vendetta' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rang De Basanti' (2006)...
-> Dados de 'Rang De Basanti' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Black' (2005)...
-> Dados de 'Black' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Batman Begins' (2005)...
-> Dados de 'Batman Begins' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Swades: We, the People' (2004)...

-> Dados de 'Swades: We, the People' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Der Untergang' (2004)...
-> Dados de 'Der Untergang' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hauru no ugoku shiro' (2004)...
-> Dados de 'Hauru no ugoku shiro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Beautiful Mind' (2001)...
-> Dados de 'A Beautiful Mind' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hera Pheri' (2000)...
-> Dados de 'Hera Pheri' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lock, Stock and Two Smoking Barrels' (1998)...
-> Dados de 'Lock, Stock and Two Smoking Barrels' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'L.A. Confidential' (1997)...
-> Dados de 'L.A. Confidential' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Eskiya' (1996)...
-> Dados de 'Eskiya' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Heat' (1995)...
-> Dados de 'Heat' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Casino' (1995)...
-> Dados de 'Casino' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Andaz Apna Apna' (1994)...
-> Dados de 'Andaz Apna Apna' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Unforgiven' (1992)...
-> Dados de 'Unforgiven' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Indiana Jones and the Last Crusade' (1989)...
-> Dados de 'Indiana Jones and the Last Crusade' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dom za vesanje' (1988)...
-> Dados de 'Dom za vesanje' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tonari no Totoro' (1988)...
-> Dados de 'Tonari no Totoro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Die Hard' (1988)...
-> Dados de 'Die Hard' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ran' (1985)...
-> Dados de 'Ran' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Raging Bull' (1980)...
-> Dados de 'Raging Bull' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Stalker' (1979)...
-> Dados de 'Stalker' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Höstsonaten' (1978)...
-> Dados de 'Höstsonaten' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Message' (1976)...
-> Dados de 'The Message' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sholay' (1975)...
-> Dados de 'Sholay' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Monty Python and the Holy Grail' (1975)...
-> Dados de 'Monty Python and the Holy Grail' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Great Escape' (1963)...
-> Dados de 'The Great Escape' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'To Kill a Mockingbird' (1962)...

-> Dados de 'To Kill a Mockingbird' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Yōjinbō' (1961)...
-> Dados de 'Yōjinbō' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Judgment at Nuremberg' (1961)...
-> Dados de 'Judgment at Nuremberg' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Some Like It Hot' (1959)...
-> Dados de 'Some Like It Hot' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Smultronstället' (1957)...
-> Dados de 'Smultronstället' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Det sjunde inseglet' (1957)...
-> Dados de 'Det sjunde inseglet' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Du rififi chez les hommes' (1955)...
-> Dados de 'Du rififi chez les hommes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dial M for Murder' (1954)...
-> Dados de 'Dial M for Murder' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tōkyō monogatari' (1953)...
-> Dados de 'Tōkyō monogatari' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rashōmon' (1950)...
-> Dados de 'Rashōmon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'All About Eve' (1950)...
-> Dados de 'All About Eve' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Treasure of the Sierra Madre' (1948)...
-> Dados de 'The Treasure of the Sierra Madre' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'To Be or Not to Be' (1942)...
-> Dados de 'To Be or Not to Be' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Gold Rush' (1925)...
-> Dados de 'The Gold Rush' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sherlock Jr.' (1924)...
-> Dados de 'Sherlock Jr.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Portrait de la jeune fille en feu' (2019)...
-> Dados de 'Portrait de la jeune fille en feu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Pink' (2016)...
-> Dados de 'Pink' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Koe no katachi' (2016)...
-> Dados de 'Koe no katachi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Contratiempo' (2016)...
-> Dados de 'Contratiempo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ah-ga-ssi' (2016)...
-> Dados de 'Ah-ga-ssi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mommy' (2014)...
-> Dados de 'Mommy' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Haider' (2014)...
-> Dados de 'Haider' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Logan' (2017)...
-> Dados de 'Logan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Room' (2015)...
-> Dados de 'Room' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Relatos salvajes' (2014)...

-> Dados de 'Relatos salvajes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Soul' (2020)...
-> Dados de 'Soul' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kis Uykusu' (2014)...
-> Dados de 'Kis Uykusu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'PK' (2014)...
-> Dados de 'PK' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'OMG: Oh My God!' (2012)...
-> Dados de 'OMG: Oh My God!' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Grand Budapest Hotel' (2014)...
-> Dados de 'The Grand Budapest Hotel' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gone Girl' (2014)...
-> Dados de 'Gone Girl' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ôkami kodomo no Ame to Yuki' (2012)...
-> Dados de 'Ôkami kodomo no Ame to Yuki' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hacksaw Ridge' (2016)...
-> Dados de 'Hacksaw Ridge' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Inside Out' (2015)...
-> Dados de 'Inside Out' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Barfi!' (2012)...
-> Dados de 'Barfi!' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '12 Years a Slave' (2013)...
-> Dados de '12 Years a Slave' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rush' (2013)...
-> Dados de 'Rush' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ford v Ferrari' (2019)...
-> Dados de 'Ford v Ferrari' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Spotlight' (2015)...
-> Dados de 'Spotlight' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Song of the Sea' (2014)...
-> Dados de 'Song of the Sea' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kahaani' (2012)...
-> Dados de 'Kahaani' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zindagi Na Milegi Dobara' (2011)...
-> Dados de 'Zindagi Na Milegi Dobara' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Prisoners' (2013)...
-> Dados de 'Prisoners' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mad Max: Fury Road' (2015)...
-> Dados de 'Mad Max: Fury Road' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Wednesday' (2008)...
-> Dados de 'A Wednesday' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gran Torino' (2008)...
-> Dados de 'Gran Torino' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harry Potter and the Deathly Hallows: Part 2' (2011)...
-> Dados de 'Harry Potter and the Deathly Hallows: Part 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ôkuribito' (2008)...
-> Dados de 'Ôkuribito' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hachi: A Dog's Tale' (2009)...

-> Dados de 'Hachi: A Dog's Tale' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mary and Max' (2009)...
-> Dados de 'Mary and Max' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'How to Train Your Dragon' (2010)...
-> Dados de 'How to Train Your Dragon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Into the Wild' (2007)...
-> Dados de 'Into the Wild' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'No Country for Old Men' (2007)...
-> Dados de 'No Country for Old Men' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lage Raho Munna Bhai' (2006)...
-> Dados de 'Lage Raho Munna Bhai' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Million Dollar Baby' (2004)...
-> Dados de 'Million Dollar Baby' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hotel Rwanda' (2004)...
-> Dados de 'Hotel Rwanda' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Taegukgi hwinalrimyeo' (2004)...
-> Dados de 'Taegukgi hwinalrimyeo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Before Sunset' (2004)...
-> Dados de 'Before Sunset' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Munna Bhai M.B.B.S.' (2003)...
-> Dados de 'Munna Bhai M.B.B.S.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Salinui chueok' (2003)...
-> Dados de 'Salinui chueok' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dil Chahta Hai' (2001)...
-> Dados de 'Dil Chahta Hai' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kill Bill: Vol. 1' (2003)...
-> Dados de 'Kill Bill: Vol. 1' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Finding Nemo' (2003)...
-> Dados de 'Finding Nemo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Catch Me If You Can' (2002)...
-> Dados de 'Catch Me If You Can' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Amores perros' (2000)...
-> Dados de 'Amores perros' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Monsters, Inc.' (2001)...
-> Dados de 'Monsters, Inc.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Shin seiki Evangelion Gekijô-ban: Air/Magokoro wo, kimi ni' (1997)...
-> Dados de 'Shin seiki Evangelion Gekijô-ban: Air/Magokoro wo, kimi ni' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lagaan: Once Upon a Time in India' (2001)...
-> Dados de 'Lagaan: Once Upon a Time in India' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Sixth Sense' (1999)...
-> Dados de 'The Sixth Sense' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La leggenda del pianista sull'oceano' (1998)...
-> Dados de 'La leggenda del pianista sull'oceano' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Truman Show' (1998)...
-> Dados de 'The Truman Show' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Crna macka, beli macor' (1998)...

-> Dados de 'Crna macka, beli macor' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Big Lebowski' (1998)...
-> Dados de 'The Big Lebowski' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fa yeung nin wah' (2000)...
-> Filme 'Fa yeung nin wah' não encontrado no TMDb. Pulando...
Buscando dados para 'Trainspotting' (1996)...
-> Dados de 'Trainspotting' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fargo' (1996)...
-> Dados de 'Fargo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Underground' (1995)...
-> Dados de 'Underground' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La haine' (1995)...
-> Dados de 'La haine' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dilwale Dulhania Le Jayenge' (1995)...
-> Dados de 'Dilwale Dulhania Le Jayenge' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Before Sunrise' (1995)...
-> Dados de 'Before Sunrise' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Trois couleurs: Rouge' (1994)...
-> Dados de 'Trois couleurs: Rouge' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Chung Hing sam lam' (1994)...
-> Dados de 'Chung Hing sam lam' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jurassic Park' (1993)...
-> Dados de 'Jurassic Park' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'In the Name of the Father' (1993)...
-> Dados de 'In the Name of the Father' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ba wang bie ji' (1993)...
-> Dados de 'Ba wang bie ji' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dà hóng denglong gaogao guà' (1991)...
-> Dados de 'Dà hóng denglong gaogao guà' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dead Poets Society' (1989)...
-> Dados de 'Dead Poets Society' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Stand by Me' (1986)...
-> Dados de 'Stand by Me' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Platoon' (1986)...
-> Dados de 'Platoon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Paris, Texas' (1984)...
-> Dados de 'Paris, Texas' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kaze no tani no Naushika' (1984)...
-> Dados de 'Kaze no tani no Naushika' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Thing' (1982)...
-> Dados de 'The Thing' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Pink Floyd: The Wall' (1982)...
-> Dados de 'Pink Floyd: The Wall' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fitzcarraldo' (1982)...
-> Dados de 'Fitzcarraldo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fanny och Alexander' (1982)...
-> Dados de 'Fanny och Alexander' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blade Runner' (1982)...

-> Dados de 'Blade Runner' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Elephant Man' (1980)...
-> Dados de 'The Elephant Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Life of Brian' (1979)...
-> Dados de 'Life of Brian' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Deer Hunter' (1978)...
-> Dados de 'The Deer Hunter' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rocky' (1976)...
-> Dados de 'Rocky' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Network' (1976)...
-> Dados de 'Network' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Barry Lyndon' (1975)...
-> Dados de 'Barry Lyndon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zerkalo' (1975)...
-> Dados de 'Zerkalo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Chinatown' (1974)...
-> Dados de 'Chinatown' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Paper Moon' (1973)...
-> Dados de 'Paper Moon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Viskningar och rop' (1972)...
-> Dados de 'Viskningar och rop' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Solaris' (1972)...
-> Dados de 'Solaris' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le samouraï' (1967)...
-> Dados de 'Le samouraï' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Cool Hand Luke' (1967)...
-> Dados de 'Cool Hand Luke' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Persona' (1966)...
-> Dados de 'Persona' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Andrei Rublev' (1966)...
-> Dados de 'Andrei Rublev' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La battaglia di Algeri' (1966)...
-> Dados de 'La battaglia di Algeri' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'El ángel exterminador' (1962)...
-> Dados de 'El ángel exterminador' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'What Ever Happened to Baby Jane?' (1962)...
-> Dados de 'What Ever Happened to Baby Jane?' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sanjuro' (1962)...
-> Dados de 'Sanjuro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Man Who Shot Liberty Valance' (1962)...
-> Dados de 'The Man Who Shot Liberty Valance' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ivanovo detstvo' (1962)...
-> Dados de 'Ivanovo detstvo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jungfrukällan' (1960)...
-> Dados de 'Jungfrukällan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Inherit the Wind' (1960)...
-> Dados de 'Inherit the Wind' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Les quatre cents coups' (1959)...

-> Dados de 'Les quatre cents coups' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ben-Hur' (1959)...
-> Dados de 'Ben-Hur' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kakushi-toride no san-akunin' (1958)...
-> Dados de 'Kakushi-toride no san-akunin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le notti di Cabiria' (1957)...
-> Dados de 'Le notti di Cabiria' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kumonosu-jô' (1957)...
-> Dados de 'Kumonosu-jô' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Bridge on the River Kwai' (1957)...
-> Dados de 'The Bridge on the River Kwai' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'On the Waterfront' (1954)...
-> Dados de 'On the Waterfront' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le salaire de la peur' (1953)...
-> Dados de 'Le salaire de la peur' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ace in the Hole' (1951)...
-> Dados de 'Ace in the Hole' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'White Heat' (1949)...
-> Dados de 'White Heat' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Third Man' (1949)...
-> Dados de 'The Third Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Red Shoes' (1948)...
-> Dados de 'The Red Shoes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Shop Around the Corner' (1940)...
-> Dados de 'The Shop Around the Corner' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rebecca' (1940)...
-> Dados de 'Rebecca' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mr. Smith Goes to Washington' (1939)...
-> Dados de 'Mr. Smith Goes to Washington' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gone with the Wind' (1939)...
-> Dados de 'Gone with the Wind' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La Grande Illusion' (1937)...
-> Dados de 'La Grande Illusion' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'It Happened One Night' (1934)...
-> Dados de 'It Happened One Night' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La passion de Jeanne d'Arc' (1928)...
-> Dados de 'La passion de Jeanne d'Arc' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Circus' (1928)...
-> Dados de 'The Circus' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sunrise: A Song of Two Humans' (1927)...
-> Dados de 'Sunrise: A Song of Two Humans' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The General' (1926)...
-> Dados de 'The General' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Das Cabinet des Dr. Caligari' (1920)...
-> Dados de 'Das Cabinet des Dr. Caligari' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Badhaai ho' (2018)...
-> Dados de 'Badhaai ho' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Togo' (2019)...

-> Dados de 'Togo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Airlift' (2016)...
-> Dados de 'Airlift' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bajrangi Bhaijaan' (2015)...
-> Dados de 'Bajrangi Bhaijaan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Baby' (2015)...
-> Dados de 'Baby' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La La Land' (2016)...
-> Dados de 'La La Land' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lion' (2016)...
-> Dados de 'Lion' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Martian' (2015)...
-> Dados de 'The Martian' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zootopia' (2016)...
-> Dados de 'Zootopia' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bāhubali: The Beginning' (2015)...
-> Dados de 'Bāhubali: The Beginning' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kaguyahime no monogatari' (2013)...
-> Dados de 'Kaguyahime no monogatari' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Wonder' (2017)...
-> Dados de 'Wonder' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gully Boy' (2019)...
-> Dados de 'Gully Boy' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Special Chabbis' (2013)...
-> Dados de 'Special Chabbis' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Short Term 12' (2013)...
-> Dados de 'Short Term 12' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Serbuan maut 2: Berandal' (2014)...
-> Dados de 'Serbuan maut 2: Berandal' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Imitation Game' (2014)...
-> Dados de 'The Imitation Game' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Guardians of the Galaxy' (2014)...
-> Dados de 'Guardians of the Galaxy' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blade Runner 2049' (2017)...
-> Dados de 'Blade Runner 2049' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Her' (2013)...
-> Dados de 'Her' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bohemian Rhapsody' (2018)...
-> Dados de 'Bohemian Rhapsody' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Revenant' (2015)...
-> Dados de 'The Revenant' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Perks of Being a Wallflower' (2012)...
-> Dados de 'The Perks of Being a Wallflower' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tropa de Elite 2: O Inimigo Agora é Outro' (2010)...
-> Dados de 'Tropa de Elite 2: O Inimigo Agora é Outro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The King's Speech' (2010)...
-> Dados de 'The King's Speech' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Help' (2011)...

-> Dados de 'The Help' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Deadpool' (2016)...
-> Dados de 'Deadpool' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Darbareye Elly' (2009)...
-> Dados de 'Darbareye Elly' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dev.D' (2009)...
-> Dados de 'Dev.D' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Yip Man' (2008)...
-> Filme 'Yip Man' não encontrado no TMDb. Pulando...
Buscando dados para 'My Name Is Khan' (2010)...
-> Dados de 'My Name Is Khan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Nefes: Vatan Sagolsun' (2009)...
-> Dados de 'Nefes: Vatan Sagolsun' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Slumdog Millionaire' (2008)...
-> Dados de 'Slumdog Millionaire' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Black Swan' (2010)...
-> Dados de 'Black Swan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tropa de Elite' (2007)...
-> Dados de 'Tropa de Elite' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Avengers' (2012)...
-> Dados de 'The Avengers' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Persepolis' (2007)...
-> Dados de 'Persepolis' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dallas Buyers Club' (2013)...
-> Dados de 'Dallas Buyers Club' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Pursuit of Happyness' (2006)...
-> Dados de 'The Pursuit of Happyness' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blood Diamond' (2006)...
-> Dados de 'Blood Diamond' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Bourne Ultimatum' (2007)...
-> Dados de 'The Bourne Ultimatum' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bin-jip' (2004)...
-> Dados de 'Bin-jip' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sin City' (2005)...
-> Dados de 'Sin City' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le scaphandre et le papillon' (2007)...
-> Dados de 'Le scaphandre et le papillon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'G.O.R.A.' (2004)...
-> Dados de 'G.O.R.A.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ratatouille' (2007)...
-> Dados de 'Ratatouille' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Casino Royale' (2006)...
-> Dados de 'Casino Royale' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kill Bill: Vol. 2' (2004)...
-> Dados de 'Kill Bill: Vol. 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vozvrashchenie' (2003)...
-> Dados de 'Vozvrashchenie' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bom Yeoareum Gaeul Gyeoul Geurigo Bom' (2003)...

-> Dados de 'Bom Yeoareum Gaeul Gyeoul Geurigo Bom' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mar adentro' (2014)...
-> Dados de 'Mar adentro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Cinderella Man' (2005)...
-> Dados de 'Cinderella Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kal Ho Naa Ho' (2003)...
-> Dados de 'Kal Ho Naa Ho' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mou gaan dou' (2002)...
-> Dados de 'Mou gaan dou' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Pirates of the Caribbean: The Curse of the Black Pearl'
(2003)...
-> Dados de 'Pirates of the Caribbean: The Curse of the Black Pearl' obtidos com
sucesso.
Buscando dados para 'Big Fish' (2003)...
-> Dados de 'Big Fish' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Incredibles' (2004)...
-> Dados de 'The Incredibles' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Yeopgijeogin geunyeo' (2001)...
-> Dados de 'Yeopgijeogin geunyeo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dogville' (2003)...
-> Dados de 'Dogville' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vizontele' (2001)...
-> Dados de 'Vizontele' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Donnie Darko' (2001)...
-> Dados de 'Donnie Darko' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Magnolia' (1999)...
-> Dados de 'Magnolia' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dancer in the Dark' (2000)...
-> Dados de 'Dancer in the Dark' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Straight Story' (1999)...
-> Dados de 'The Straight Story' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Pâfekuto burû' (1997)...
-> Dados de 'Pâfekuto burû' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Festen' (1998)...
-> Dados de 'Festen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Central do Brasil' (1998)...
-> Dados de 'Central do Brasil' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Iron Giant' (1999)...
-> Dados de 'The Iron Giant' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Knockin' on Heaven's Door' (1997)...
-> Dados de 'Knockin' on Heaven's Door' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sling Blade' (1996)...
-> Dados de 'Sling Blade' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Secrets & Lies' (1996)...
-> Dados de 'Secrets & Lies' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Twelve Monkeys' (1995)...
-> Dados de 'Twelve Monkeys' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kôkaku Kidôtai' (1995)...

-> Filme 'Kôkaku Kidôtai' não encontrado no TMDb. Pulando...
Buscando dados para 'The Nightmare Before Christmas' (1993)...
-> Dados de 'The Nightmare Before Christmas' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Groundhog Day' (1993)...
-> Dados de 'Groundhog Day' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bound by Honor' (1993)...
-> Dados de 'Bound by Honor' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Scent of a Woman' (1992)...
-> Dados de 'Scent of a Woman' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Aladdin' (1992)...
-> Dados de 'Aladdin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'JFK' (1991)...
-> Dados de 'JFK' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Beauty and the Beast' (1991)...
-> Dados de 'Beauty and the Beast' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dances with Wolves' (1990)...
-> Dados de 'Dances with Wolves' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Do the Right Thing' (1989)...
-> Dados de 'Do the Right Thing' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rain Man' (1988)...
-> Dados de 'Rain Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Akira' (1988)...
-> Dados de 'Akira' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Princess Bride' (1987)...
-> Dados de 'The Princess Bride' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Der Himmel über Berlin' (1987)...
-> Dados de 'Der Himmel über Berlin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Au revoir les enfants' (1987)...
-> Dados de 'Au revoir les enfants' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tenkû no shiro Rapyuta' (1986)...
-> Dados de 'Tenkû no shiro Rapyuta' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Terminator' (1984)...
-> Dados de 'The Terminator' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gandhi' (1982)...
-> Dados de 'Gandhi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kagemusha' (1980)...
-> Dados de 'Kagemusha' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Being There' (1979)...
-> Dados de 'Being There' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Annie Hall' (1977)...
-> Dados de 'Annie Hall' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jaws' (1975)...
-> Dados de 'Jaws' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dog Day Afternoon' (1975)...
-> Dados de 'Dog Day Afternoon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Young Frankenstein' (1974)...
-> Dados de 'Young Frankenstein' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Papillon' (1973)...

-> Dados de 'Papillon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Exorcist' (1973)...
-> Dados de 'The Exorcist' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sleuth' (1972)...
-> Dados de 'Sleuth' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Last Picture Show' (1971)...
-> Dados de 'The Last Picture Show' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fiddler on the Roof' (1971)...
-> Dados de 'Fiddler on the Roof' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Il conformista' (1970)...
-> Dados de 'Il conformista' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Butch Cassidy and the Sundance Kid' (1969)...
-> Dados de 'Butch Cassidy and the Sundance Kid' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rosemary's Baby' (1968)...
-> Dados de 'Rosemary's Baby' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Planet of the Apes' (1968)...
-> Dados de 'Planet of the Apes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Graduate' (1967)...
-> Dados de 'The Graduate' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Who's Afraid of Virginia Woolf?' (1966)...
-> Dados de 'Who's Afraid of Virginia Woolf?' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Sound of Music' (1965)...
-> Dados de 'The Sound of Music' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Doctor Zhivago' (1965)...
-> Dados de 'Doctor Zhivago' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Per un pugno di dollari' (1964)...
-> Dados de 'Per un pugno di dollari' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '8½' (1963)...
-> Dados de '8½' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vivre sa vie: Film en douze tableaux' (1962)...
-> Dados de 'Vivre sa vie: Film en douze tableaux' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Hustler' (1961)...
-> Dados de 'The Hustler' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La dolce vita' (1960)...
-> Dados de 'La dolce vita' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rio Bravo' (1959)...
-> Dados de 'Rio Bravo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Anatomy of a Murder' (1959)...
-> Dados de 'Anatomy of a Murder' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Touch of Evil' (1958)...
-> Dados de 'Touch of Evil' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Cat on a Hot Tin Roof' (1958)...
-> Dados de 'Cat on a Hot Tin Roof' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sweet Smell of Success' (1957)...
-> Dados de 'Sweet Smell of Success' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Killing' (1956)...
-> Dados de 'The Killing' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Night of the Hunter' (1955)...

-> Dados de 'The Night of the Hunter' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La Strada' (1954)...
-> Dados de 'La Strada' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Les diaboliques' (1955)...
-> Dados de 'Les diaboliques' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Stalag 17' (1953)...
-> Dados de 'Stalag 17' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Roman Holiday' (1953)...
-> Dados de 'Roman Holiday' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Streetcar Named Desire' (1951)...
-> Dados de 'A Streetcar Named Desire' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'In a Lonely Place' (1950)...
-> Dados de 'In a Lonely Place' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kind Hearts and Coronets' (1949)...
-> Dados de 'Kind Hearts and Coronets' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rope' (1948)...
-> Dados de 'Rope' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Out of the Past' (1947)...
-> Dados de 'Out of the Past' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Brief Encounter' (1945)...
-> Dados de 'Brief Encounter' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Laura' (1944)...
-> Dados de 'Laura' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Best Years of Our Lives' (1946)...
-> Dados de 'The Best Years of Our Lives' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Arsenic and Old Lace' (1942)...
-> Filme 'Arsenic and Old Lace' não encontrado no TMDb. Pulando...
Buscando dados para 'The Maltese Falcon' (1941)...
-> Dados de 'The Maltese Falcon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Grapes of Wrath' (1940)...
-> Dados de 'The Grapes of Wrath' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Wizard of Oz' (1939)...
-> Dados de 'The Wizard of Oz' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La règle du jeu' (1939)...
-> Dados de 'La règle du jeu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Thin Man' (1934)...
-> Dados de 'The Thin Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'All Quiet on the Western Front' (1930)...
-> Dados de 'All Quiet on the Western Front' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bronenosets Potemkin' (1925)...
-> Dados de 'Bronenosets Potemkin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Knives Out' (2019)...
-> Dados de 'Knives Out' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dil Bechara' (2020)...
-> Dados de 'Dil Bechara' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Manbiki kazoku' (2018)...
-> Dados de 'Manbiki kazoku' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Marriage Story' (2019)...

-> Dados de 'Marriage Story' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Call Me by Your Name' (2017)...
-> Dados de 'Call Me by Your Name' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'I, Daniel Blake' (2016)...
-> Dados de 'I, Daniel Blake' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Isle of Dogs' (2018)...
-> Dados de 'Isle of Dogs' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hunt for the Wilderpeople' (2016)...
-> Dados de 'Hunt for the Wilderpeople' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Captain Fantastic' (2016)...
-> Dados de 'Captain Fantastic' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sing Street' (2016)...
-> Dados de 'Sing Street' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Thor: Ragnarok' (2017)...
-> Dados de 'Thor: Ragnarok' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Nightcrawler' (2014)...
-> Dados de 'Nightcrawler' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jojo Rabbit' (2019)...
-> Dados de 'Jojo Rabbit' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Arrival' (2016)...
-> Dados de 'Arrival' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Star Wars: Episode VII - The Force Awakens' (2015)...
-> Dados de 'Star Wars: Episode VII - The Force Awakens' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Before Midnight' (2013)...
-> Dados de 'Before Midnight' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'X-Men: Days of Future Past' (2014)...
-> Dados de 'X-Men: Days of Future Past' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bir Zamanlar Anadolu'da' (2011)...
-> Dados de 'Bir Zamanlar Anadolu'da' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Artist' (2011)...
-> Dados de 'The Artist' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Edge of Tomorrow' (2014)...
-> Dados de 'Edge of Tomorrow' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Amour' (2012)...
-> Dados de 'Amour' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Irishman' (2019)...
-> Dados de 'The Irishman' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Un prophète' (2009)...
-> Dados de 'Un prophète' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Moon' (2009)...
-> Dados de 'Moon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Låt den rätte komma in' (2008)...
-> Dados de 'Låt den rätte komma in' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'District 9' (2009)...
-> Dados de 'District 9' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Wrestler' (2008)...
-> Dados de 'The Wrestler' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jab We Met' (2007)...

-> Dados de 'Jab We Met' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Boyhood' (2014)...
-> Dados de 'Boyhood' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '4 luni, 3 saptamâni si 2 zile' (2007)...
-> Dados de '4 luni, 3 saptamâni si 2 zile' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Star Trek' (2009)...
-> Dados de 'Star Trek' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'In Bruges' (2008)...
-> Dados de 'In Bruges' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Man from Earth' (2007)...
-> Dados de 'The Man from Earth' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Letters from Iwo Jima' (2006)...
-> Dados de 'Letters from Iwo Jima' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Fall' (2006)...
-> Dados de 'The Fall' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Life of Pi' (2012)...
-> Dados de 'Life of Pi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fantastic Mr. Fox' (2009)...
-> Dados de 'Fantastic Mr. Fox' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'C.R.A.Z.Y.' (2005)...
-> Dados de 'C.R.A.Z.Y.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Les choristes' (2004)...
-> Dados de 'Les choristes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Iron Man' (2008)...
-> Dados de 'Iron Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Shaun of the Dead' (2004)...
-> Dados de 'Shaun of the Dead' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gegen die Wand' (2004)...
-> Dados de 'Gegen die Wand' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mystic River' (2003)...
-> Dados de 'Mystic River' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harry Potter and the Prisoner of Azkaban' (2004)...
-> Dados de 'Harry Potter and the Prisoner of Azkaban' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ying xiong' (2002)...
-> Dados de 'Ying xiong' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hable con ella' (2002)...
-> Dados de 'Hable con ella' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'No Man's Land' (2001)...
-> Dados de 'No Man's Land' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Cowboy Bebop: Tengoku no tobira' (2001)...
-> Dados de 'Cowboy Bebop: Tengoku no tobira' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Bourne Identity' (2002)...
-> Dados de 'The Bourne Identity' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Nueve reinas' (2000)...
-> Dados de 'Nueve reinas' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Children of Men' (2006)...
-> Dados de 'Children of Men' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Almost Famous' (2000)...

-> Dados de 'Almost Famous' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mulholland Dr.' (2001)...
-> Dados de 'Mulholland Dr.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Toy Story 2' (1999)...
-> Dados de 'Toy Story 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Boogie Nights' (1997)...
-> Dados de 'Boogie Nights' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mimi wo sumaseba' (1995)...
-> Dados de 'Mimi wo sumaseba' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Once Were Warriors' (1994)...
-> Dados de 'Once Were Warriors' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'True Romance' (1993)...
-> Dados de 'True Romance' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Trois couleurs: Bleu' (1993)...
-> Dados de 'Trois couleurs: Bleu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jûbê ninpûchô' (1993)...
-> Dados de 'Jûbê ninpûchô' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Carlito's Way' (1993)...
-> Dados de 'Carlito's Way' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Edward Scissorhands' (1990)...
-> Dados de 'Edward Scissorhands' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'My Left Foot: The Story of Christy Brown' (1989)...
-> Dados de 'My Left Foot: The Story of Christy Brown' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Crimes and Misdemeanors' (1989)...
-> Dados de 'Crimes and Misdemeanors' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Untouchables' (1987)...
-> Dados de 'The Untouchables' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hannah and Her Sisters' (1986)...
-> Dados de 'Hannah and Her Sisters' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Brazil' (1985)...
-> Dados de 'Brazil' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'This Is Spinal Tap' (1984)...
-> Dados de 'This Is Spinal Tap' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Christmas Story' (1983)...
-> Dados de 'A Christmas Story' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Blues Brothers' (1980)...
-> Dados de 'The Blues Brothers' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Manhattan' (1979)...
-> Dados de 'Manhattan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'All That Jazz' (1979)...
-> Dados de 'All That Jazz' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dawn of the Dead' (1978)...
-> Dados de 'Dawn of the Dead' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'All the President's Men' (1976)...
-> Dados de 'All the President's Men' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La montaña sagrada' (1973)...
-> Dados de 'La montaña sagrada' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Amarcord' (1973)...

-> Dados de 'Amarcord' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le charme discret de la bourgeoisie' (1972)...
-> Dados de 'Le charme discret de la bourgeoisie' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Aguirre, der Zorn Gottes' (1972)...
-> Dados de 'Aguirre, der Zorn Gottes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harold and Maude' (1971)...
-> Dados de 'Harold and Maude' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Patton' (1970)...
-> Dados de 'Patton' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Wild Bunch' (1969)...
-> Dados de 'The Wild Bunch' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Night of the Living Dead' (1968)...
-> Dados de 'Night of the Living Dead' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Lion in Winter' (1968)...
-> Dados de 'The Lion in Winter' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'In the Heat of the Night' (1967)...
-> Dados de 'In the Heat of the Night' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Charade' (1963)...
-> Dados de 'Charade' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Manchurian Candidate' (1962)...
-> Dados de 'The Manchurian Candidate' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Spartacus' (1960)...
-> Dados de 'Spartacus' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'L'avventura' (1960)...
-> Dados de 'L'avventura' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hiroshima mon amour' (1959)...
-> Dados de 'Hiroshima mon amour' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Ten Commandments' (1956)...
-> Dados de 'The Ten Commandments' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Searchers' (1956)...
-> Dados de 'The Searchers' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'East of Eden' (1955)...
-> Dados de 'East of Eden' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'High Noon' (1952)...
-> Dados de 'High Noon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Strangers on a Train' (1951)...
-> Dados de 'Strangers on a Train' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harvey' (1950)...
-> Dados de 'Harvey' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Miracle on 34th Street' (1947)...
-> Dados de 'Miracle on 34th Street' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Notorious' (1946)...
-> Dados de 'Notorious' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Big Sleep' (1946)...
-> Dados de 'The Big Sleep' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Lost Weekend' (1945)...
-> Dados de 'The Lost Weekend' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Philadelphia Story' (1940)...

-> Dados de 'The Philadelphia Story' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'His Girl Friday' (1940)...
-> Dados de 'His Girl Friday' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Adventures of Robin Hood' (1938)...
-> Dados de 'The Adventures of Robin Hood' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Night at the Opera' (1935)...
-> Dados de 'A Night at the Opera' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'King Kong' (1933)...
-> Dados de 'King Kong' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Freaks' (1932)...
-> Dados de 'Freaks' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Nosferatu' (1922)...
-> Dados de 'Nosferatu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Gentlemen' (2019)...
-> Dados de 'The Gentlemen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Raazi' (2018)...
-> Dados de 'Raazi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sound of Metal' (2019)...
-> Dados de 'Sound of Metal' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Forushande' (2016)...
-> Dados de 'Forushande' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dunkirk' (2017)...
-> Dados de 'Dunkirk' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Perfetti sconosciuti' (2016)...
-> Dados de 'Perfetti sconosciuti' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hidden Figures' (2016)...
-> Dados de 'Hidden Figures' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Paddington 2' (2017)...
-> Dados de 'Paddington 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Udta Punjab' (2016)...
-> Dados de 'Udta Punjab' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kubo and the Two Strings' (2016)...
-> Dados de 'Kubo and the Two Strings' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'M.S. Dhoni: The Untold Story' (2016)...
-> Dados de 'M.S. Dhoni: The Untold Story' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Manchester by the Sea' (2016)...
-> Dados de 'Manchester by the Sea' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Under sandet' (2015)...
-> Dados de 'Under sandet' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rogue One' (2016)...
-> Dados de 'Rogue One' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Captain America: Civil War' (2016)...
-> Dados de 'Captain America: Civil War' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Hateful Eight' (2015)...
-> Dados de 'The Hateful Eight' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Little Women' (2019)...
-> Dados de 'Little Women' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Loving Vincent' (2017)...

-> Dados de 'Loving Vincent' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Pride' (2014)...
-> Dados de 'Pride' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le passé' (2013)...
-> Dados de 'Le passé' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La grande bellezza' (2013)...
-> Dados de 'La grande bellezza' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Lunchbox' (2013)...
-> Dados de 'The Lunchbox' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vicky Donor' (2012)...
-> Dados de 'Vicky Donor' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Big Hero 6' (2014)...
-> Dados de 'Big Hero 6' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'About Time' (2013)...
-> Dados de 'About Time' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'English Vinglish' (2012)...
-> Dados de 'English Vinglish' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kaze tachinu' (2013)...
-> Dados de 'Kaze tachinu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Toy Story 4' (2019)...
-> Dados de 'Toy Story 4' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La migliore offerta' (2013)...
-> Dados de 'La migliore offerta' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Moonrise Kingdom' (2012)...
-> Dados de 'Moonrise Kingdom' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'How to Train Your Dragon 2' (2014)...
-> Dados de 'How to Train Your Dragon 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Big Short' (2015)...
-> Dados de 'The Big Short' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kokuhaku' (2010)...
-> Dados de 'Kokuhaku' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ang-ma-reul bo-at-da' (2010)...
-> Dados de 'Ang-ma-reul bo-at-da' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Girl with the Dragon Tattoo' (2011)...
-> Dados de 'The Girl with the Dragon Tattoo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Captain Phillips' (2013)...
-> Dados de 'Captain Phillips' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ajeossi' (2010)...
-> Dados de 'Ajeossi' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Straight Outta Compton' (2015)...
-> Dados de 'Straight Outta Compton' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Madeo' (2009)...
-> Dados de 'Madeo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Chugyeokja' (2008)...
-> Dados de 'Chugyeokja' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Hobbit: The Desolation of Smaug' (2013)...
-> Dados de 'The Hobbit: The Desolation of Smaug' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Das weiße Band - Eine deutsche Kindergeschichte' (2009)...

-> Dados de 'Das weiße Band - Eine deutsche Kindergeschichte' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Män som hatar kvinnor' (2009)...

-> Dados de 'Män som hatar kvinnor' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Trial of the Chicago 7' (2020)...

-> Dados de 'The Trial of the Chicago 7' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Druk' (2020)...

-> Dados de 'Druk' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Fighter' (2010)...

-> Dados de 'The Fighter' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Taken' (2008)...

-> Dados de 'Taken' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Boy in the Striped Pyjamas' (2008)...

-> Dados de 'The Boy in the Striped Pyjamas' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Once' (2007)...

-> Dados de 'Once' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Hobbit: An Unexpected Journey' (2012)...

-> Dados de 'The Hobbit: An Unexpected Journey' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Auf der anderen Seite' (2007)...

-> Dados de 'Auf der anderen Seite' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Atonement' (2007)...

-> Dados de 'Atonement' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Drive' (2011)...

-> Dados de 'Drive' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'American Gangster' (2007)...

-> Dados de 'American Gangster' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Avatar' (2009)...

-> Dados de 'Avatar' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Mr. Nobody' (2009)...

-> Dados de 'Mr. Nobody' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Apocalypto' (2006)...

-> Dados de 'Apocalypto' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Little Miss Sunshine' (2006)...

-> Dados de 'Little Miss Sunshine' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Hot Fuzz' (2007)...

-> Dados de 'Hot Fuzz' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Curious Case of Benjamin Button' (2008)...

-> Dados de 'The Curious Case of Benjamin Button' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Veer-Zaara' (2004)...

-> Dados de 'Veer-Zaara' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Adams æbler' (2005)...

-> Dados de 'Adams æbler' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Pride & Prejudice' (2005)...

-> Dados de 'Pride & Prejudice' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The World's Fastest Indian' (2005)...

-> Dados de 'The World's Fastest Indian' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Tôkyô goddofâzazu' (2003)...

-> Dados de 'Tôkyô goddofâzazu' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Serenity' (2005)...
-> Dados de 'Serenity' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Walk the Line' (2005)...
-> Dados de 'Walk the Line' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Ondskan' (2003)...
-> Dados de 'Ondskan' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Notebook' (2004)...
-> Dados de 'The Notebook' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Diarios de motocicleta' (2004)...
-> Dados de 'Diarios de motocicleta' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Lilja 4-ever' (2002)...
-> Dados de 'Lilja 4-ever' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Les triplettes de Belleville' (2003)...
-> Dados de 'Les triplettes de Belleville' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Gongdong gyeongbi guyeok JSA' (2000)...
-> Dados de 'Gongdong gyeongbi guyeok JSA' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Count of Monte Cristo' (2002)...
-> Dados de 'The Count of Monte Cristo' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Waking Life' (2001)...
-> Dados de 'Waking Life' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Remember the Titans' (2000)...
-> Dados de 'Remember the Titans' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Wo hu cang long' (2000)...
-> Dados de 'Wo hu cang long' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Todo sobre mi madre' (1999)...
-> Dados de 'Todo sobre mi madre' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Cast Away' (2000)...
-> Dados de 'Cast Away' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Boondock Saints' (1999)...
-> Dados de 'The Boondock Saints' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Insider' (1999)...
-> Dados de 'The Insider' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'October Sky' (1999)...
-> Dados de 'October Sky' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Shrek' (2001)...
-> Dados de 'Shrek' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Titanic' (1997)...
-> Dados de 'Titanic' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Hana-bi' (1997)...
-> Dados de 'Hana-bi' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Gattaca' (1997)...
-> Dados de 'Gattaca' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Game' (1997)...
-> Dados de 'The Game' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Breaking the Waves' (1996)...
-> Dados de 'Breaking the Waves' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Ed Wood' (1994)...
-> Dados de 'Ed Wood' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'What's Eating Gilbert Grape' (1993)...
-> Dados de 'What's Eating Gilbert Grape' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Tombstone' (1993)...
-> Dados de 'Tombstone' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Sandlot' (1993)...
-> Dados de 'The Sandlot' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Remains of the Day' (1993)...
-> Dados de 'The Remains of the Day' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Naked' (1993)...
-> Dados de 'Naked' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Fugitive' (1993)...
-> Dados de 'The Fugitive' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'A Bronx Tale' (1993)...
-> Dados de 'A Bronx Tale' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Batman: Mask of the Phantasm' (1993)...
-> Dados de 'Batman: Mask of the Phantasm' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Lat sau san taam' (1992)...
-> Dados de 'Lat sau san taam' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Night on Earth' (1991)...
-> Dados de 'Night on Earth' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'La double vie de Véronique' (1991)...
-> Dados de 'La double vie de Véronique' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Boyz n the Hood' (1991)...
-> Dados de 'Boyz n the Hood' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Misery' (1990)...
-> Dados de 'Misery' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Awakenings' (1990)...
-> Dados de 'Awakenings' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Majo no takkyûbin' (1989)...
-> Dados de 'Majo no takkyûbin' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Glory' (1989)...
-> Dados de 'Glory' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Dip huet seung hung' (1989)...
-> Dados de 'Dip huet seung hung' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Back to the Future Part II' (1989)...
-> Dados de 'Back to the Future Part II' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Mississippi Burning' (1988)...
-> Dados de 'Mississippi Burning' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Predator' (1987)...
-> Dados de 'Predator' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Evil Dead II' (1987)...
-> Dados de 'Evil Dead II' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Ferris Bueller's Day Off' (1986)...
-> Dados de 'Ferris Bueller's Day Off' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Down by Law' (1986)...
-> Dados de 'Down by Law' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Goonies' (1985)...
-> Dados de 'The Goonies' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Color Purple' (1985)...
-> Dados de 'The Color Purple' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Breakfast Club' (1985)...
-> Dados de 'The Breakfast Club' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Killing Fields' (1984)...
-> Dados de 'The Killing Fields' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Ghostbusters' (1984)...
-> Dados de 'Ghostbusters' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Right Stuff' (1983)...
-> Dados de 'The Right Stuff' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The King of Comedy' (1982)...
-> Dados de 'The King of Comedy' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'E.T. the Extra-Terrestrial' (1982)...
-> Dados de 'E.T. the Extra-Terrestrial' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Kramer vs. Kramer' (1979)...
-> Dados de 'Kramer vs. Kramer' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Days of Heaven' (1978)...
-> Dados de 'Days of Heaven' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Outlaw Josey Wales' (1976)...
-> Dados de 'The Outlaw Josey Wales' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Man Who Would Be King' (1975)...
-> Dados de 'The Man Who Would Be King' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Conversation' (1974)...
-> Dados de 'The Conversation' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'La planète sauvage' (1973)...
-> Dados de 'La planète sauvage' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Day of the Jackal' (1973)...
-> Dados de 'The Day of the Jackal' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Badlands' (1973)...
-> Dados de 'Badlands' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Cabaret' (1972)...
-> Dados de 'Cabaret' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Willy Wonka & the Chocolate Factory' (1971)...
-> Dados de 'Willy Wonka & the Chocolate Factory' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Midnight Cowboy' (1969)...
-> Dados de 'Midnight Cowboy' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Wait Until Dark' (1967)...
-> Dados de 'Wait Until Dark' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Guess Who's Coming to Dinner' (1967)...
-> Dados de 'Guess Who's Coming to Dinner' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Bonnie and Clyde' (1967)...
-> Dados de 'Bonnie and Clyde' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'My Fair Lady' (1964)...
-> Dados de 'My Fair Lady' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Mary Poppins' (1964)...
-> Dados de 'Mary Poppins' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Longest Day' (1962)...
-> Dados de 'The Longest Day' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Jules et Jim' (1962)...
-> Dados de 'Jules et Jim' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Innocents' (1961)...
-> Dados de 'The Innocents' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'À bout de souffle' (1960)...
-> Dados de 'À bout de souffle' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Red River' (1948)...
-> Dados de 'Red River' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Key Largo' (1948)...
-> Dados de 'Key Largo' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'To Have and Have Not' (1944)...
-> Dados de 'To Have and Have Not' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Shadow of a Doubt' (1943)...
-> Dados de 'Shadow of a Doubt' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Stagecoach' (1939)...
-> Dados de 'Stagecoach' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Lady Vanishes' (1938)...
-> Dados de 'The Lady Vanishes' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Bringing Up Baby' (1938)...
-> Dados de 'Bringing Up Baby' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Bride of Frankenstein' (1935)...
-> Dados de 'Bride of Frankenstein' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Duck Soup' (1933)...
-> Dados de 'Duck Soup' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Scarface: The Shame of the Nation' (1932)...
-> Dados de 'Scarface: The Shame of the Nation' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Frankenstein' (1931)...
-> Dados de 'Frankenstein' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Roma' (2018)...
-> Dados de 'Roma' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'God's Own Country' (2017)...
-> Dados de 'God's Own Country' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Deadpool 2' (2018)...
-> Dados de 'Deadpool 2' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Wind River' (2017)...
-> Dados de 'Wind River' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Get Out' (2017)...
-> Dados de 'Get Out' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Mission: Impossible - Fallout' (2018)...
-> Dados de 'Mission: Impossible - Fallout' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'En man som heter Ove' (2015)...
-> Dados de 'En man som heter Ove' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'What We Do in the Shadows' (2014)...
-> Dados de 'What We Do in the Shadows' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Omoide no Mâni' (2014)...
-> Dados de 'Omoide no Mâni' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Theory of Everything' (2014)...
-> Dados de 'The Theory of Everything' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Kingsman: The Secret Service' (2014)...
-> Dados de 'Kingsman: The Secret Service' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Fault in Our Stars' (2014)...
-> Dados de 'The Fault in Our Stars' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Me and Earl and the Dying Girl' (2015)...
-> Dados de 'Me and Earl and the Dying Girl' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Birdman or (The Unexpected Virtue of Ignorance)' (2014)...
-> Dados de 'Birdman or (The Unexpected Virtue of Ignorance)' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'La vie d'Adèle' (2013)...
-> Dados de 'La vie d'Adèle' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Kai po che!' (2013)...
-> Dados de 'Kai po che!' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Broken Circle Breakdown' (2012)...
-> Dados de 'The Broken Circle Breakdown' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Captain America: The Winter Soldier' (2014)...
-> Dados de 'Captain America: The Winter Soldier' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Rockstar' (2011)...
-> Dados de 'Rockstar' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Nebraska' (2013)...
-> Dados de 'Nebraska' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Wreck-It Ralph' (2012)...
-> Dados de 'Wreck-It Ralph' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Le Petit Prince' (2015)...
-> Dados de 'Le Petit Prince' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Detachment' (2011)...
-> Dados de 'Detachment' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Midnight in Paris' (2011)...
-> Dados de 'Midnight in Paris' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Lego Movie' (2014)...
-> Dados de 'The Lego Movie' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Gravity' (2013)...
-> Dados de 'Gravity' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Star Trek Into Darkness' (2013)...
-> Dados de 'Star Trek Into Darkness' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Beasts of No Nation' (2015)...
-> Dados de 'Beasts of No Nation' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Social Network' (2010)...
-> Dados de 'The Social Network' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'X: First Class' (2011)...
-> Dados de 'X: First Class' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'The Hangover' (2009)...
-> Dados de 'The Hangover' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Skyfall' (2012)...
-> Dados de 'Skyfall' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Silver Linings Playbook' (2012)...
-> Dados de 'Silver Linings Playbook' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Argo' (2012)...

-> Dados de 'Argo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '(500) Days of Summer' (2009)...
-> Dados de '(500) Days of Summer' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harry Potter and the Deathly Hallows: Part 1' (2010)...
-> Dados de 'Harry Potter and the Deathly Hallows: Part 1' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gake no ue no Ponyo' (2008)...
-> Dados de 'Gake no ue no Ponyo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Frost/Nixon' (2008)...
-> Dados de 'Frost/Nixon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Papurika' (2006)...
-> Dados de 'Papurika' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Changeling' (2008)...
-> Dados de 'Changeling' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Flipped' (2010)...
-> Dados de 'Flipped' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Toki o kakeru shôjo' (2006)...
-> Dados de 'Toki o kakeru shôjo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Death Note: Desu nôto' (2006)...
-> Dados de 'Death Note: Desu nôto' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'This Is England' (2006)...
-> Dados de 'This Is England' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ex Machina' (2014)...
-> Dados de 'Ex Machina' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Efter brylluppet' (2006)...
-> Dados de 'Efter brylluppet' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Last King of Scotland' (2006)...
-> Dados de 'The Last King of Scotland' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zodiac' (2007)...
-> Dados de 'Zodiac' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lucky Number Slevin' (2006)...
-> Dados de 'Lucky Number Slevin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Joyeux Noël' (2005)...
-> Dados de 'Joyeux Noël' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Control' (2007)...
-> Dados de 'Control' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Tangled' (2010)...
-> Dados de 'Tangled' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zwartboek' (2006)...
-> Dados de 'Zwartboek' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Brokeback Mountain' (2005)...
-> Dados de 'Brokeback Mountain' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '3:10 to Yuma' (2007)...
-> Dados de '3:10 to Yuma' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Crash' (2004)...
-> Dados de 'Crash' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kung fu' (2004)...
-> Dados de 'Kung fu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Bourne Supremacy' (2004)...

-> Dados de 'The Bourne Supremacy' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Machinist' (2004)...
-> Dados de 'The Machinist' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ray' (2004)...
-> Dados de 'Ray' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lost in Translation' (2003)...
-> Dados de 'Lost in Translation' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harry Potter and the Goblet of Fire' (2005)...
-> Dados de 'Harry Potter and the Goblet of Fire' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Man on Fire' (2004)...
-> Dados de 'Man on Fire' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Coraline' (2009)...
-> Dados de 'Coraline' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Last Samurai' (2003)...
-> Dados de 'The Last Samurai' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Magdalene Sisters' (2002)...
-> Dados de 'The Magdalene Sisters' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Good Bye Lenin!' (2003)...
-> Dados de 'Good Bye Lenin!' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'In America' (2002)...
-> Dados de 'In America' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'I Am Sam' (2001)...
-> Dados de 'I Am Sam' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Adaptation.' (2002)...
-> Dados de 'Adaptation.' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Black Hawk Down' (2001)...
-> Dados de 'Black Hawk Down' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Road to Perdition' (2002)...
-> Dados de 'Road to Perdition' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Das Experiment' (2001)...
-> Dados de 'Das Experiment' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Billy Elliot' (2000)...
-> Dados de 'Billy Elliot' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hedwig and the Angry Inch' (2001)...
-> Dados de 'Hedwig and the Angry Inch' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ocean's Eleven' (2001)...
-> Dados de 'Ocean's Eleven' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Vampire Hunter D: Bloodlust' (2000)...
-> Dados de 'Vampire Hunter D: Bloodlust' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'O Brother, Where Art Thou?' (2000)...
-> Dados de 'O Brother, Where Art Thou?' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Interstate 60: Episodes of the Road' (2002)...
-> Dados de 'Interstate 60: Episodes of the Road' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'South Park: Bigger, Longer & Uncut' (1999)...
-> Dados de 'South Park: Bigger, Longer & Uncut' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Office Space' (1999)...
-> Dados de 'Office Space' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Happiness' (1998)...

-> Dados de 'Happiness' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Training Day' (2001)...
-> Dados de 'Training Day' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rushmore' (1998)...
-> Dados de 'Rushmore' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Abre los ojos' (1997)...
-> Dados de 'Abre los ojos' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Being John Malkovich' (1999)...
-> Dados de 'Being John Malkovich' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'As Good as It Gets' (1997)...
-> Dados de 'As Good as It Gets' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Fifth Element' (1997)...
-> Dados de 'The Fifth Element' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le dîner de cons' (1998)...
-> Dados de 'Le dîner de cons' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Donnie Brasco' (1997)...
-> Dados de 'Donnie Brasco' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Shine' (1996)...
-> Dados de 'Shine' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Primal Fear' (1996)...
-> Dados de 'Primal Fear' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hamlet' (1996)...
-> Dados de 'Hamlet' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Little Princess' (1995)...
-> Dados de 'A Little Princess' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Do lok tin si' (1995)...
-> Dados de 'Do lok tin si' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Il postino' (1994)...
-> Dados de 'Il postino' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Clerks' (1994)...
-> Dados de 'Clerks' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Short Cuts' (1993)...
-> Dados de 'Short Cuts' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Philadelphia' (1993)...
-> Dados de 'Philadelphia' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Muppet Christmas Carol' (1992)...
-> Dados de 'The Muppet Christmas Carol' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Malcolm X' (1992)...
-> Dados de 'Malcolm X' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Last of the Mohicans' (1992)...
-> Dados de 'The Last of the Mohicans' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kurenai no buta' (1992)...
-> Dados de 'Kurenai no buta' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Glengarry Glen Ross' (1992)...
-> Dados de 'Glengarry Glen Ross' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Few Good Men' (1992)...
-> Dados de 'A Few Good Men' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fried Green Tomatoes' (1991)...

-> Dados de 'Fried Green Tomatoes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Barton Fink' (1991)...
-> Dados de 'Barton Fink' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Miller's Crossing' (1990)...
-> Dados de 'Miller's Crossing' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Who Framed Roger Rabbit' (1988)...
-> Dados de 'Who Framed Roger Rabbit' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Spoorloos' (1988)...
-> Dados de 'Spoorloos' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Withnail & I' (1987)...
-> Dados de 'Withnail & I' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Last Emperor' (1987)...
-> Dados de 'The Last Emperor' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Empire of the Sun' (1987)...
-> Dados de 'Empire of the Sun' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Der Name der Rose' (1986)...
-> Dados de 'Der Name der Rose' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blue Velvet' (1986)...
-> Dados de 'Blue Velvet' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Purple Rose of Cairo' (1985)...
-> Dados de 'The Purple Rose of Cairo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'After Hours' (1985)...
-> Dados de 'After Hours' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zelig' (1983)...
-> Dados de 'Zelig' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Verdict' (1982)...
-> Dados de 'The Verdict' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Star Trek II: The Wrath of Khan' (1982)...
-> Dados de 'Star Trek II: The Wrath of Khan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'First Blood' (1982)...
-> Dados de 'First Blood' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Ordinary People' (1980)...
-> Dados de 'Ordinary People' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Airplane!' (1980)...
-> Dados de 'Airplane!' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rupan sansei: Kariosutoro no shiro' (1979)...
-> Dados de 'Rupan sansei: Kariosutoro no shiro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Halloween' (1978)...
-> Dados de 'Halloween' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Le locataire' (1976)...
-> Dados de 'Le locataire' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Love and Death' (1975)...
-> Dados de 'Love and Death' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Taking of Pelham One Two Three' (1974)...
-> Dados de 'The Taking of Pelham One Two Three' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blazing Saddles' (1974)...
-> Dados de 'Blazing Saddles' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Serpico' (1973)...

-> Dados de 'Serpico' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Enter the Dragon' (1973)...
-> Dados de 'Enter the Dragon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Deliverance' (1972)...
-> Dados de 'Deliverance' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The French Connection' (1971)...
-> Dados de 'The French Connection' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dirty Harry' (1971)...
-> Dados de 'Dirty Harry' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Where Eagles Dare' (1968)...
-> Dados de 'Where Eagles Dare' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Odd Couple' (1968)...
-> Dados de 'The Odd Couple' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Dirty Dozen' (1967)...
-> Dados de 'The Dirty Dozen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Belle de jour' (1967)...
-> Dados de 'Belle de jour' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Man for All Seasons' (1966)...
-> Dados de 'A Man for All Seasons' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Repulsion' (1965)...
-> Dados de 'Repulsion' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zulu' (1964)...
-> Dados de 'Zulu' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Goldfinger' (1964)...
-> Dados de 'Goldfinger' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Birds' (1963)...
-> Dados de 'The Birds' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Cape Fear' (1962)...
-> Dados de 'Cape Fear' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Peeping Tom' (1960)...
-> Dados de 'Peeping Tom' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Magnificent Seven' (1960)...
-> Dados de 'The Magnificent Seven' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Les yeux sans visage' (1960)...
-> Dados de 'Les yeux sans visage' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Invasion of the Body Snatchers' (1956)...
-> Dados de 'Invasion of the Body Snatchers' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Rebel Without a Cause' (1955)...
-> Dados de 'Rebel Without a Cause' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Ladykillers' (1955)...
-> Dados de 'The Ladykillers' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sabrina' (1954)...
-> Dados de 'Sabrina' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Quiet Man' (1952)...
-> Dados de 'The Quiet Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Day the Earth Stood Still' (1951)...
-> Dados de 'The Day the Earth Stood Still' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The African Queen' (1951)...

-> Dados de 'The African Queen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gilda' (1946)...
-> Dados de 'Gilda' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fantasia' (1940)...
-> Dados de 'Fantasia' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Invisible Man' (1933)...
-> Dados de 'The Invisible Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dark Waters' (2019)...
-> Dados de 'Dark Waters' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Searching' (2018)...
-> Dados de 'Searching' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Once Upon a Time... in Hollywood' (2019)...
-> Dados de 'Once Upon a Time... in Hollywood' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Nelyubov' (2017)...
-> Dados de 'Nelyubov' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Florida Project' (2017)...
-> Dados de 'The Florida Project' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Just Mercy' (2019)...
-> Dados de 'Just Mercy' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gifted' (2017)...
-> Dados de 'Gifted' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Peanut Butter Falcon' (2019)...
-> Dados de 'The Peanut Butter Falcon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Victoria' (2015)...
-> Dados de 'Victoria' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mustang' (2015)...
-> Dados de 'Mustang' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Guardians of the Galaxy Vol. 2' (2017)...
-> Dados de 'Guardians of the Galaxy Vol. 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Baby Driver' (2017)...
-> Dados de 'Baby Driver' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Only the Brave' (2017)...
-> Dados de 'Only the Brave' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Bridge of Spies' (2015)...
-> Dados de 'Bridge of Spies' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Incredibles 2' (2018)...
-> Dados de 'Incredibles 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Moana' (2016)...
-> Dados de 'Moana' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sicario' (2015)...
-> Dados de 'Sicario' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Creed' (2015)...
-> Dados de 'Creed' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Leviafan' (2014)...
-> Dados de 'Leviafan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hell or High Water' (2016)...
-> Dados de 'Hell or High Water' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Philomena' (2013)...

-> Dados de 'Philomena' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dawn of the Planet of the Apes' (2014)...
-> Dados de 'Dawn of the Planet of the Apes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'El cuerpo' (2012)...
-> Dados de 'El cuerpo' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Serbuan maut' (2011)...
-> Dados de 'Serbuan maut' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'End of Watch' (2012)...
-> Dados de 'End of Watch' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kari-gurashi no Arietti' (2010)...
-> Dados de 'Kari-gurashi no Arietti' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'A Star Is Born' (2018)...
-> Dados de 'A Star Is Born' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'True Grit' (2010)...
-> Dados de 'True Grit' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Hævnen' (2010)...
-> Dados de 'Hævnen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Despicable Me' (2010)...
-> Dados de 'Despicable Me' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '50/50' (2011)...
-> Dados de '50/50' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kick-Ass' (2010)...
-> Dados de 'Kick-Ass' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Celda 211' (2009)...
-> Dados de 'Celda 211' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Moneyball' (2011)...
-> Dados de 'Moneyball' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La piel que habito' (2011)...
-> Dados de 'La piel que habito' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Zombieland' (2009)...
-> Dados de 'Zombieland' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Die Welle' (2008)...
-> Dados de 'Die Welle' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sherlock Holmes' (2009)...
-> Dados de 'Sherlock Holmes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Blind Side' (2009)...
-> Dados de 'The Blind Side' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Visitor' (2007)...
-> Dados de 'The Visitor' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Seven Pounds' (2008)...
-> Dados de 'Seven Pounds' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Eastern Promises' (2007)...
-> Dados de 'Eastern Promises' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Stardust' (2007)...
-> Dados de 'Stardust' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Secret of Kells' (2009)...
-> Dados de 'The Secret of Kells' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Inside Man' (2006)...

-> Dados de 'Inside Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Gone Baby Gone' (2007)...
-> Dados de 'Gone Baby Gone' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'La Vie En Rose' (2007)...
-> Dados de 'La Vie En Rose' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Huo Yuan Jia' (2006)...
-> Dados de 'Huo Yuan Jia' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Illusionist' (2006)...
-> Dados de 'The Illusionist' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dead Man's Shoes' (2004)...
-> Dados de 'Dead Man's Shoes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harry Potter and the Half-Blood Prince' (2009)...
-> Dados de 'Harry Potter and the Half-Blood Prince' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '300' (2006)...
-> Dados de '300' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Match Point' (2005)...
-> Dados de 'Match Point' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Watchmen' (2009)...
-> Dados de 'Watchmen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lord of War' (2005)...
-> Dados de 'Lord of War' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Saw' (2004)...
-> Dados de 'Saw' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Synecdoche, New York' (2008)...
-> Dados de 'Synecdoche, New York' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mysterious Skin' (2004)...
-> Dados de 'Mysterious Skin' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Jeux d'enfants' (2003)...
-> Dados de 'Jeux d'enfants' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Un long dimanche de fiançailles' (2004)...
-> Dados de 'Un long dimanche de fiançailles' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Station Agent' (2003)...
-> Dados de 'The Station Agent' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '21 Grams' (2003)...
-> Dados de '21 Grams' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Boksuneun naui geot' (2002)...
-> Dados de 'Boksuneun naui geot' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Finding Neverland' (2004)...
-> Dados de 'Finding Neverland' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '25th Hour' (2002)...
-> Dados de '25th Hour' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Butterfly Effect' (2004)...
-> Dados de 'The Butterfly Effect' obtidos com sucesso.
Buscando dados para '28 Days Later...' (2002)...
-> Dados de '28 Days Later...' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Batoru rowaiaru' (2000)...
-> Filme 'Batoru rowaiaru' não encontrado no TMDb. Pulando...
Buscando dados para 'The Royal Tenenbaums' (2001)...

-> Dados de 'The Royal Tenenbaums' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Y tu mamá también' (2001)...
-> Dados de 'Y tu mamá también' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Harry Potter and the Sorcerer's Stone' (2001)...
-> Dados de 'Harry Potter and the Sorcerer's Stone' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Others' (2001)...
-> Dados de 'The Others' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blow' (2001)...
-> Dados de 'Blow' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Enemy at the Gates' (2001)...
-> Dados de 'Enemy at the Gates' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Minority Report' (2002)...
-> Dados de 'Minority Report' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Hurricane' (1999)...
-> Dados de 'The Hurricane' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'American Psycho' (2000)...
-> Dados de 'American Psycho' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lola rennt' (1998)...
-> Dados de 'Lola rennt' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Thin Red Line' (1998)...
-> Dados de 'The Thin Red Line' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mulan' (1998)...
-> Dados de 'Mulan' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Fear and Loathing in Las Vegas' (1998)...
-> Dados de 'Fear and Loathing in Las Vegas' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Funny Games' (1997)...
-> Dados de 'Funny Games' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dark City' (1998)...
-> Dados de 'Dark City' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sleepers' (1996)...
-> Dados de 'Sleepers' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lost Highway' (1997)...
-> Dados de 'Lost Highway' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Sense and Sensibility' (1995)...
-> Dados de 'Sense and Sensibility' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Die Hard: With a Vengeance' (1995)...
-> Dados de 'Die Hard: With a Vengeance' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dead Man' (1995)...
-> Dados de 'Dead Man' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Bridges of Madison County' (1995)...
-> Dados de 'The Bridges of Madison County' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Apollo 13' (PG)...
-> Dados de 'Apollo 13' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Trois couleurs: Blanc' (1994)...
-> Dados de 'Trois couleurs: Blanc' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Falling Down' (1993)...
-> Dados de 'Falling Down' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Dazed and Confused' (1993)...

-> Dados de 'Dazed and Confused' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'My Cousin Vinny' (1992)...
-> Dados de 'My Cousin Vinny' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Omohide poro poro' (1991)...
-> Dados de 'Omohide poro poro' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Delicatessen' (1991)...
-> Dados de 'Delicatessen' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Home Alone' (1990)...
-> Dados de 'Home Alone' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Godfather: Part III' (1990)...
-> Dados de 'The Godfather: Part III' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'When Harry Met Sally...' (1989)...
-> Dados de 'When Harry Met Sally...' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Little Mermaid' (1989)...
-> Dados de 'The Little Mermaid' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Naked Gun: From the Files of Police Squad!' (1988)...
-> Dados de 'The Naked Gun: From the Files of Police Squad!' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Planes, Trains & Automobiles' (1987)...
-> Dados de 'Planes, Trains & Automobiles' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Lethal Weapon' (1987)...
-> Dados de 'Lethal Weapon' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Blood Simple' (1984)...
-> Dados de 'Blood Simple' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'On Golden Pond' (1981)...
-> Dados de 'On Golden Pond' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Mad Max 2' (1981)...
-> Dados de 'Mad Max 2' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Warriors' (1979)...
-> Dados de 'The Warriors' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Muppet Movie' (1979)...
-> Dados de 'The Muppet Movie' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Escape from Alcatraz' (1979)...
-> Dados de 'Escape from Alcatraz' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Watership Down' (1978)...
-> Dados de 'Watership Down' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Midnight Express' (1978)...
-> Dados de 'Midnight Express' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Close Encounters of the Third Kind' (1977)...
-> Dados de 'Close Encounters of the Third Kind' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Long Goodbye' (1973)...
-> Dados de 'The Long Goodbye' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Giù la testa' (1971)...
-> Dados de 'Giù la testa' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'Kelly's Heroes' (1970)...
-> Dados de 'Kelly's Heroes' obtidos com sucesso.
Buscando dados para 'The Jungle Book' (1967)...
-> Dados de 'The Jungle Book' obtidos com sucesso.

Buscando dados para 'Blowup' (1966)...
 -> Dados de 'Blowup' obtidos com sucesso.
 Buscando dados para 'A Hard Day's Night' (1964)...
 -> Dados de 'A Hard Day's Night' obtidos com sucesso.
 Buscando dados para 'Breakfast at Tiffany's' (1961)...
 -> Dados de 'Breakfast at Tiffany's' obtidos com sucesso.
 Buscando dados para 'Giant' (1956)...
 -> Dados de 'Giant' obtidos com sucesso.
 Buscando dados para 'From Here to Eternity' (1953)...
 -> Dados de 'From Here to Eternity' obtidos com sucesso.
 Buscando dados para 'Lifeboat' (1944)...
 -> Dados de 'Lifeboat' obtidos com sucesso.
 Buscando dados para 'The 39 Steps' (1935)...
 -> Dados de 'The 39 Steps' obtidos com sucesso.

Busca de dados concluída!

DataFrame com dados do TMDb:

	Unnamed: 0	Series_Title	Released_Year	\
0	1	The Godfather	1972	
1	2	The Dark Knight	2008	
2	3	The Godfather: Part II	1974	
3	4	12 Angry Men	1957	
4	5	The Lord of the Rings: The Return of the King	2003	
..
994	995	Breakfast at Tiffany's	1961	
995	996	Giant	1956	
996	997	From Here to Eternity	1953	
997	998	Lifeboat	1944	
998	999	The 39 Steps	1935	

	Certificate	Runtime	Genre	IMDB_Rating	\
0	A	175 min	Crime, Drama	9.20	
1	UA	152 min	Action, Crime, Drama	9.00	
2	A	202 min	Crime, Drama	9.00	
3	U	96 min	Crime, Drama	9.00	
4	U	201 min	Action, Adventure, Drama	8.90	
..
994	A	115 min	Comedy, Drama, Romance	7.60	
995	G	201 min	Drama, Western	7.60	
996	Passed	118 min	Drama, Romance, War	7.60	
997	NaN	97 min	Drama, War	7.60	
998	NaN	86 min	Crime, Mystery, Thriller	7.60	

	Overview	Meta_score	\
0	An organized crime dynasty's aging patriarch t...	100.00	
1	When the menace known as the Joker wreaks havo...	84.00	
2	The early life and career of Vito Corleone in ...	90.00	

3	A jury holdout attempts to prevent a miscarria...	96.00
4	Gandalf and Aragorn lead the World of Men agai...	94.00
..
994	A young New York socialite becomes interested ...	76.00
995	Sprawling epic covering the life of a Texas ca...	84.00
996	In Hawaii in 1941, a private is cruelly punish...	85.00
997	Several survivors of a torpedoed merchant ship...	78.00
998	A man in London tries to help a counter-espion...	93.00

	Director	Star1	Star2	\
0	Francis Ford Coppola	Marlon Brando	Al Pacino	
1	Christopher Nolan	Christian Bale	Heath Ledger	
2	Francis Ford Coppola	Al Pacino	Robert De Niro	
3	Sidney Lumet	Henry Fonda	Lee J. Cobb	
4	Peter Jackson	Elijah Wood	Viggo Mortensen	
..	
994	Blake Edwards	Audrey Hepburn	George Peppard	
995	George Stevens	Elizabeth Taylor	Rock Hudson	
996	Fred Zinnemann	Burt Lancaster	Montgomery Clift	
997	Alfred Hitchcock	Tallulah Bankhead	John Hodiak	
998	Alfred Hitchcock	Robert Donat	Madeleine Carroll	

	Star3	Star4	No_of_Votes	Gross	tmdb_id	\
0	James Caan	Diane Keaton	1620367	134,966,411	238	
1	Aaron Eckhart	Michael Caine	2303232	534,858,444	155	
2	Robert Duvall	Diane Keaton	1129952	57,300,000	240	
3	Martin Balsam	John Fiedler	689845	4,360,000	389	
4	Ian McKellen	Orlando Bloom	1642758	377,845,905	122	
..	
994	Patricia Neal	Buddy Ebsen	166544	NaN	164	
995	James Dean	Carroll Baker	34075	NaN	1712	
996	Deborah Kerr	Donna Reed	43374	30,500,000	11426	
997	Walter Slezak	William Bendix	26471	NaN	13321	
998	Lucie Mannheim	Godfrey Tearle	51853	NaN	260	

	Budget	Revenue	ROI
0	6000000	245066411	39.84
1	185000000	1004558444	4.43
2	13000000	102600000	6.89
3	397751	4360000	9.96
4	94000000	1118888979	10.90
..
994	2500000	9500000	2.80
995	5400000	32855818	5.08
996	1650000	30500000	17.48
997	1590000	1000000	-0.37
998	0	0	0.00

```
[999 rows x 20 columns]
```

```
[94]: df.shape
```

```
[94]: (999, 20)
```

```
[95]: # Informações referente ao tipos do Dataframe e já é possível notar valores  
       ↴ faltantes  
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
RangeIndex: 999 entries, 0 to 998  
Data columns (total 20 columns):  
 #   Column           Non-Null Count  Dtype     
---  --     
 0   Unnamed: 0        999 non-null    int64    
 1   Series_Title     999 non-null    object    
 2   Released_Year    999 non-null    object    
 3   Certificate      898 non-null    object    
 4   Runtime          999 non-null    object    
 5   Genre            999 non-null    object    
 6   IMDB_Rating     999 non-null    float64   
 7   Overview         999 non-null    object    
 8   Meta_score       842 non-null    float64   
 9   Director         999 non-null    object    
 10  Star1            999 non-null    object    
 11  Star2            999 non-null    object    
 12  Star3            999 non-null    object    
 13  Star4            999 non-null    object    
 14  No_of_Votes     999 non-null    int64    
 15  Gross            830 non-null    object    
 16  tmdb_id          993 non-null    object    
 17  Budget           999 non-null    int64    
 18  Revenue          999 non-null    int64    
 19  ROI              999 non-null    float64  
dtypes: float64(3), int64(4), object(13)  
memory usage: 156.2+ KB
```

```
[96]: # Reset the float format to default  
pd.options.display.float_format = None  
  
# Display the DataFrame again to see the changes  
display(df.head())
```

	Unnamed: 0	Series_Title	Released_Year	\
0	1	The Godfather	1972	
1	2	The Dark Knight	2008	
2	3	The Godfather: Part II	1974	

3	4		12 Angry Men	1957
4	5	The Lord of the Rings: The Return of the King		2003
Certificate Runtime Genre IMDB_Rating \				
0	A	175 min	Crime, Drama	9.2
1	UA	152 min	Action, Crime, Drama	9.0
2	A	202 min	Crime, Drama	9.0
3	U	96 min	Crime, Drama	9.0
4	U	201 min	Action, Adventure, Drama	8.9
Overview Meta_score \				
0	An organized crime dynasty's aging patriarch t...		100.0	
1	When the menace known as the Joker wreaks havo...		84.0	
2	The early life and career of Vito Corleone in ...		90.0	
3	A jury holdout attempts to prevent a miscarria...		96.0	
4	Gandalf and Aragorn lead the World of Men agai...		94.0	
Director Star1 Star2 Star3 \				
0	Francis Ford Coppola	Marlon Brando	Al Pacino	James Caan
1	Christopher Nolan	Christian Bale	Heath Ledger	Aaron Eckhart
2	Francis Ford Coppola	Al Pacino	Robert De Niro	Robert Duvall
3	Sidney Lumet	Henry Fonda	Lee J. Cobb	Martin Balsam
4	Peter Jackson	Elijah Wood	Viggo Mortensen	Ian McKellen
Star4 No_of_Votes Gross tmdb_id Budget Revenue \				
0	Diane Keaton	1620367	134,966,411	238 6000000 245066411
1	Michael Caine	2303232	534,858,444	155 185000000 1004558444
2	Diane Keaton	1129952	57,300,000	240 13000000 102600000
3	John Fiedler	689845	4,360,000	389 397751 4360000
4	Orlando Bloom	1642758	377,845,905	122 94000000 1118888979
ROI				
0	39.844402			
1	4.430046			
2	6.892308			
3	9.961632			
4	10.903074			

```
[97]: # Calculando a porcentagem de valores faltantes para cada coluna
missing_percentage = f'{(df.isnull().sum() / len(df)) * 100}'

# Imprimindo a porcentagem de valores faltantes
print(missing_percentage)
```

Unnamed: 0	0.000000
Series_Title	0.000000
Released_Year	0.000000
Certificate	10.110110

```
Runtime          0.000000
Genre            0.000000
IMDB_Rating     0.000000
Overview         0.000000
Meta_score      15.715716
Director        0.000000
Star1            0.000000
Star2            0.000000
Star3            0.000000
Star4            0.000000
No_of_Votes     0.000000
Gross            16.916917
tmdb_id          0.600601
Budget           0.000000
Revenue          0.000000
ROI              0.000000
dtype: float64
```

```
[98]: # Dados duplicados
df.duplicated().sum()
```

```
[98]: np.int64(0)
```

```
[99]: # Dividindo o df em categorical e numerical features para analisar melhor as variáveis

numerical_features = df.select_dtypes(include=[np.number])
categorical_features = df.select_dtypes(exclude=[np.number])

print("Numerical Features:")
print(numerical_features.columns)
print("\nCategorical Features:")
print(categorical_features.columns)
```

```
Numerical Features:
Index(['Unnamed: 0', 'IMDB_Rating', 'Meta_score', 'No_of_Votes', 'Budget',
       'Revenue', 'ROI'],
      dtype='object')
```

```
Categorical Features:
Index(['Series_Title', 'Released_Year', 'Certificate', 'Runtime', 'Genre',
       'Overview', 'Director', 'Star1', 'Star2', 'Star3', 'Star4', 'Gross',
       'tmdb_id'],
      dtype='object')
```

```
[100]: # Estatística Descritiva para dados numéricos
```

```
pd.options.display.float_format = '{:.2f}'.format # reduzindo as casas decimais
    ↪para melhor visualização dos valores
```

```
df.describe()
```

```
[100]:      Unnamed: 0  IMDB_Rating  Meta_score  No_of_Votes  Budget \
count      999.00       999.00     842.00      999.00   999.00
mean      500.00        7.95     77.97    271621.42  25679321.57
std       288.53        0.27     12.38    320912.62  47023443.90
min       1.00         7.60     28.00    25088.00     0.00
25%      250.50        7.70     70.00    55471.50  1200000.00
50%      500.00        7.90     79.00   138356.00  6500000.00
75%      749.50        8.10     87.00   373167.50  25000000.00
max      999.00        9.20    100.00  2303232.00 356000000.00

                    Revenue          ROI
count      999.00       999.00
mean  135864884.94  1249998399449.32
std   274941577.60  12764363744445.81
min       0.00        -1.00
25%     4278500.00      0.46
50%    30900000.00      3.27
75%    124652172.50      8.29
max  2923706026.00 358000000000000.00
```

```
[101]: df.drop(columns=['Unnamed: 0'], inplace=True) # Deletando Index
```

O ROI aparentemente possui Outliers

```
[102]: # Observando os valores únicos de cada coluna
for col in categorical_features.columns:
    print(f"Value Counts for '{col}':")
    print(df[col].value_counts())
    print(f"\n {df[col].nunique()} uniques")
    print("\n" + "="*50 + "\n")
```

```
Value Counts for 'Series_Title':
Series_Title
Drishyam                  2
What's Eating Gilbert Grape 1
Tombstone                  1
The Sandlot                 1
The Remains of the Day      1
..
Her                         1
Bohemian Rhapsody           1
The Revenant                 1
The Perks of Being a Wallflower 1
```

```
The Martian          1  
Name: count, Length: 998, dtype: int64
```

998 uniques

Value Counts for 'Released_Year':

Released_Year

2014	32
2004	31
2009	29
2013	28
2016	28
	..
1920	1
1930	1
1922	1
1943	1
PG	1

```
Name: count, Length: 100, dtype: int64
```

100 uniques

Value Counts for 'Certificate':

Certificate

U	234
A	196
UA	175
R	146
PG-13	43
PG	37
Passed	34
G	12
Approved	11
TV-PG	3
GP	2
TV-14	1
Unrated	1
TV-MA	1
16	1
U/A	1

```
Name: count, dtype: int64
```

16 uniques

```
=====
```

```
Value Counts for 'Runtime':
```

```
Runtime
100 min    23
130 min    23
129 min    22
101 min    22
113 min    22
..
193 min    1
70 min     1
242 min    1
79 min     1
78 min     1
```

```
Name: count, Length: 140, dtype: int64
```

```
140 uniques
```

```
=====
```

```
Value Counts for 'Genre':
```

```
Genre
Drama          84
Drama, Romance 37
Comedy, Drama   35
Comedy, Drama, Romance 31
Action, Crime, Drama 30
..
Action, Adventure, Family 1
Action, Crime, Mystery 1
Animation, Drama, Romance 1
Drama, War, Western 1
Adventure, Comedy, War 1
```

```
Name: count, Length: 202, dtype: int64
```

```
202 uniques
```

```
=====
```

```
Value Counts for 'Overview':
```

```
Overview
```

```
A man in London tries to help a counter-espionage Agent. But when the Agent is killed, and the man stands accused, he must go on the run to save himself and stop a spy ring which is trying to steal top secret information.
```

```
1
```

```
An organized crime dynasty's aging patriarch transfers control of his clandestine empire to his reluctant son.
```

1

When the menace known as the Joker wreaks havoc and chaos on the people of Gotham, Batman must accept one of the greatest psychological and physical tests of his ability to fight injustice.

1

The early life and career of Vito Corleone in 1920s New York City is portrayed, while his son, Michael, expands and tightens his grip on the family crime syndicate.

1

A jury holdout attempts to prevent a miscarriage of justice by forcing his colleagues to reconsider the evidence.

1

A bounty hunting scam joins two men in an uneasy alliance against a third in a race to find a fortune in gold buried in a remote cemetery.

1

The presidencies of Kennedy and Johnson, the events of Vietnam, Watergate and other historical events unfold through the perspective of an Alabama man with an IQ of 75, whose only desire is to be reunited with his childhood sweetheart.

1

A meek Hobbit from the Shire and eight companions set out on a journey to destroy the powerful One Ring and save Middle-earth from the Dark Lord Sauron.

1

An insomniac office worker and a devil-may-care soapmaker form an underground fight club that evolves into something much, much more.

1

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.

1

Name: count, Length: 999, dtype: int64

999 uniques

=====

Value Counts for 'Director':

Director

Alfred Hitchcock 14

Steven Spielberg 13

Hayao Miyazaki 11

Martin Scorsese 10

Akira Kurosawa 10

..

Kinji Fukasaku 1

Eric Bress 1

Sudha Kongara 1

Thomas Kail 1

Irvin Kershner 1

Name: count, Length: 548, dtype: int64

548 uniques

=====
Value Counts for 'Star1':

Star1

Tom Hanks	12
Robert De Niro	11
Al Pacino	10
Clint Eastwood	10
Humphrey Bogart	9
	..
Eli Marienthal	1
Til Schweiger	1
Billy Bob Thornton	1
Timothy Spall	1
Ömer Faruk Sorak	1

Name: count, Length: 659, dtype: int64

659 uniques

=====
Value Counts for 'Star2':

Star2

Emma Watson	7
Matt Damon	5
Julie Delpy	4
Diane Keaton	4
Chris Evans	4
	..
Shahab Hosseini	1
Simon Yam	1
Mete Horozoglu	1
Dev Patel	1
Keira Knightley	1

Name: count, Length: 840, dtype: int64

840 uniques

=====
Value Counts for 'Star3':

Star3

Rupert Grint	5
Joe Pesci	4

```
Scarlett Johansson      4
John Goodman            4
Samuel L. Jackson      4
..
Yoko Honna              1
Dominique Pinon          1
Daniel Stern             1
Jessica Chastain         1
Leandro Firmino          1
Name: count, Length: 890, dtype: int64
```

890 uniques

=====

Value Counts for 'Star4':

```
Star4
Michael Caine            4
Catherine Keener          3
Mark Ruffalo              3
Gunnar Björnstrand        2
Sharman Joshi             2
..
Merila Zare'i              1
Dibyendu Bhattacharya     1
Ka Tung Lam                1
Katie A. Keane             1
Vijay Raaz                  1
Name: count, Length: 938, dtype: int64
```

938 uniques

=====

Value Counts for 'Gross':

```
Gross
4,360,000            5
25,000,000           2
5,450,000            2
5,321,508            2
9,600,000            2
..
10,950                1
4,018,695            1
141,319,928          1
106,954,678          1
25,568,251            1
Name: count, Length: 822, dtype: int64
```

```
822 uniques
```

```
=====
```

```
Value Counts for 'tmdb_id':
```

```
tmdb_id
```

```
260      1  
11474    1  
8810     1  
11816    1  
11368    1  
..  
680      1  
122      1  
389      1  
240      1  
155      1
```

```
Name: count, Length: 993, dtype: int64
```

```
993 uniques
```

```
=====
```

```
[103]: df.head(5)
```

```
Series_Title Released_Year Certificate \
0           The Godfather        1972          A
1           The Dark Knight       2008         UA
2      The Godfather: Part II   1974          A
3           12 Angry Men        1957          U
4 The Lord of the Rings: The Return of the King  2003          U

Runtime          Genre  IMDB_Rating \
0  175 min      Crime, Drama      9.20
1  152 min      Action, Crime, Drama  9.00
2  202 min      Crime, Drama      9.00
3   96 min      Crime, Drama      9.00
4  201 min  Action, Adventure, Drama  8.90

Overview  Meta_score \
0 An organized crime dynasty's aging patriarch t...  100.00
1 When the menace known as the Joker wreaks havo...  84.00
2 The early life and career of Vito Corleone in ...  90.00
3 A jury holdout attempts to prevent a miscarria...  96.00
4 Gandalf and Aragorn lead the World of Men agai...  94.00
```

	Director	Star1	Star2	Star3	\
0	Francis Ford Coppola	Marlon Brando	Al Pacino	James Caan	
1	Christopher Nolan	Christian Bale	Heath Ledger	Aaron Eckhart	
2	Francis Ford Coppola	Al Pacino	Robert De Niro	Robert Duvall	
3	Sidney Lumet	Henry Fonda	Lee J. Cobb	Martin Balsam	
4	Peter Jackson	Elijah Wood	Viggo Mortensen	Ian McKellen	

	Star4	No_of_Votes	Gross	tmdb_id	Budget	Revenue	\
0	Diane Keaton	1620367	134,966,411	238	6000000	245066411	
1	Michael Caine	2303232	534,858,444	155	185000000	1004558444	
2	Diane Keaton	1129952	57,300,000	240	13000000	102600000	
3	John Fiedler	689845	4,360,000	389	397751	4360000	
4	Orlando Bloom	1642758	377,845,905	122	94000000	1118888979	

	ROI
0	39.84
1	4.43
2	6.89
3	9.96
4	10.90

3.1.2 Obs

Não Farei o input dos valores nulos, ao invés disso, farei a análise com deletando os valores,mesmo que a quantidade deletada seja significativa, a maioria são pequenos filmes com poucos dados a respeito dos mesmos. Vale mais apena uma análise precisa de 85% dos dados que uma enviesada.

Deixarei para fazer os inputs na modelagem dos algoritmos de machine learning

3.2 2. Análise univariada

3.2.1 2.1 Features Numéricas

Análisando outliers

```
[ ]: df['Gross'] = pd.to_numeric(df['Gross'].str.replace(r'\[^d.]', '', regex=True), errors='coerce') # Convertendo o gross para numérico
```

```
[27]: df["ROI"].tail(50)
```

```
[27]: 949          0.43
950          2.51
951          0.48
952          3.90
953          4.01
954          0.89
955          2.38
956         -0.42
```

```
957          0.00
958          0.01
959          2.76
960         -0.74
961          7.41
962          3.07
963         -0.88
964          6.58
965          5.83
966    1273525000000.00
967          0.64
968          0.20
969          4.83
970    473110000000.00
971         -0.55
972         25.48
973          1.53
974          4.80
975          4.28
976         11.70
977          2.30
978          7.01
979          1.82
980          6.95
981         11.30
982          4.62
983          8.40
984          4.38
985          2.71
986         14.22
987         14.34
988         -0.44
989          0.00
990          0.30
991         93.50
992         -1.00
993         18.64
994          2.80
995          5.08
996         17.48
997         -0.37
998          0.00
Name: ROI, dtype: float64
```

```
[28]: df["ROI"].describe()
```

```
[28]: count          999.00
      mean       1249998399449.32
      std        12764363744445.81
      min         -1.00
      25%          0.46
      50%          3.27
      75%          8.29
      max     3580000000000000.00
      Name: ROI, dtype: float64
```

```
[29]: df["ROI"].quantile(0.9308)
```

```
[29]: np.float64(2996313865.0623794)
```

```
[30]: df["ROI"].quantile(0.9307)
```

```
[30]: np.float64(2677656782.809305)
```

```
[31]: roi_quantile_value = df["ROI"].quantile(0.9307)

# Filtrando o dataframe para pegar as linhas onde o ROI é maior ou igual o
# valor do quartil
df_quantile = df[df["ROI"] >= roi_quantile_value]

# Display the resulting DataFrame
display(df_quantile)
```

```
      Series_Title Released_Year Certificate Runtime \
55      Kimi no na wa.        2016          U  106 min
90    Miracle in cell NO.7        2019        TV-14  132 min
91      Babam ve Oglum        2005         NaN  112 min
104     Idi i smotri        1985          A  142 min
120       Ikiru            1952         NaN  143 min
...
884      Victoria          2015         NaN  138 min
923      Huo Yuan Jia        2006        PG-13  104 min
934      Jeux d'enfants        2003          R   93 min
966  Trois couleurs: Blanc        1994          U   92 min
970  Omohide poro poro        1991          U  118 min
```

```
      Genre IMDB_Rating \
55  Animation, Drama, Fantasy    8.40
90           Drama             8.30
91  Drama, Family              8.30
104 Drama, Thriller, War       8.30
120           Drama             8.30
...
...
```

884	Crime, Drama, Romance	7.60		
923	Action, Biography, Drama	7.60		
934	Comedy, Drama, Romance	7.60		
966	Comedy, Drama, Romance	7.60		
970	Animation, Drama, Romance	7.60		
Overview Meta_score \				
55	Two strangers find themselves linked in a biza...	79.00		
90	A story of love between a mentally-ill father ...	NaN		
91	The family of a left-wing journalist is torn a...	NaN		
104	After finding an old rifle, a young boy joins ...	NaN		
120	A bureaucrat tries to find a meaning in his li...	NaN		
..		
884	A young Spanish woman who has recently moved t...	77.00		
923	A biography of Chinese Martial Arts Master Huo...	70.00		
934	As adults, best friends Julien and Sophie cont...	45.00		
966	After his wife divorces him, a Polish immigran...	88.00		
970	A twenty-seven-year-old office worker travels ...	90.00		
Director Star1 Star2 \				
55	Makoto Shinkai	Ryûnosuke Kamiki	Mone Kamishiraishi	
90	Mehmet Ada Öztekin	Aras Bulut Iynemli	Nisa Sofiya Aksongur	
91	Çagan Irmak	Çetin Tekindor	Fikret Kuskan	
104	Elem Klimov	Aleksey Kravchenko	Olga Mironova	
120	Akira Kurosawa	Takashi Shimura	Nobuo Kaneko	
..	
884	Sebastian Schipper	Laia Costa	Frederick Lau	
923	Ronny Yu	Jet Li	Li Sun	
934	Yann Samuell	Guillaume Canet	Marion Cotillard	
966	Krzysztof Kieslowski	Zbigniew Zamachowski	Julie Delpy	
970	Isao Takahata	Miki Imai	Toshirô Yanagiba	
Star3 Star4 No_of_Votes Gross \				
55	Ryô Narita	Aoi Yûki	194838	5017246.00
90	Deniz Baysal	Celile Toyon Uysal	33935	NaN
91	Hümeyra	Ege Tanman	78925	NaN
104	Liubomiras Laucevicius	Vladas Bagdonas	59056	NaN
120	Shin'ichi Himori	Haruo Tanaka	68463	55240.00
..
884	Franz Rogowski	Burak Yigit	52903	NaN
923	Yong Dong	Yun Qu	72863	24633730.00
934	Thibault Verhaeghe	Joséphine Lebas-Joly	67360	548707.00
966	Janusz Gajos	Jerzy Stuhr	64390	1464625.00
970	Yoko Honna	Mayumi Izuka	27071	453243.00
tmdb_id Budget Revenue ROI				
55	372058	0	358000000	358000000000000.00
90	637920	0	28000000	280000000000000.00

```

91    13393      0    4187299  4187299000000.00
104   25237      0    20929648  20929648000000.00
120   3782       0    55240    55240000000.00
...
884   320007     0    3191971  3191971000000.00
923   7549       0    68072848  68072848000000.00
934   8424       0    8561072   8561072000000.00
966   109        0    1273525  1273525000000.00
970   15080      0    473110   473110000000.00

```

[70 rows x 19 columns]

É importante notar que os dados de bilheteria mundial obtidos do TMDB podem apresentar algumas ressalvas. Filmes com orçamentos menores podem não ter sido catalogados na base de dados, resultando em valores zero para orçamento(Budget) deixando o roi como o valor faturado. Além disso, a coluna ‘ROI’ pode conter valores atípicos (outliers) que podem ser resultado de erros nos dados ou de casos genuínos de filmes de baixo orçamento que alcançaram retornos extremamente altos, como “Atividade Paranormal” ou “A Bruxa de Blair”. Portanto, estarei removendo esses filmes para evitar distorções na análise.

[32]: `df.drop(df[df["Budget"] == 0].index, inplace=True) # Removendo a linha com erro`

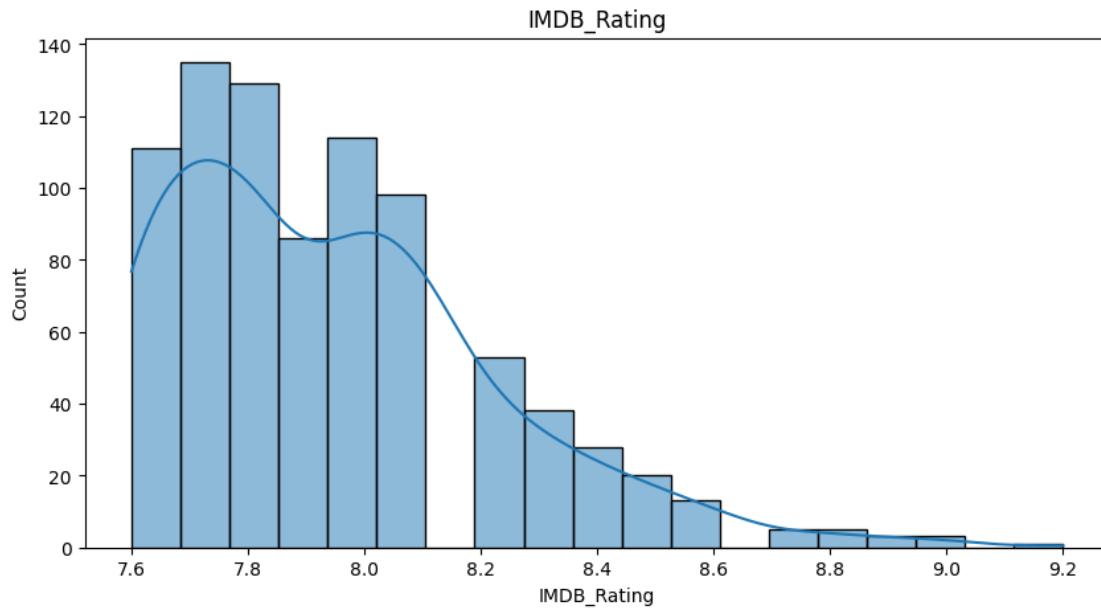
[33]: `df["ROI"]`

```

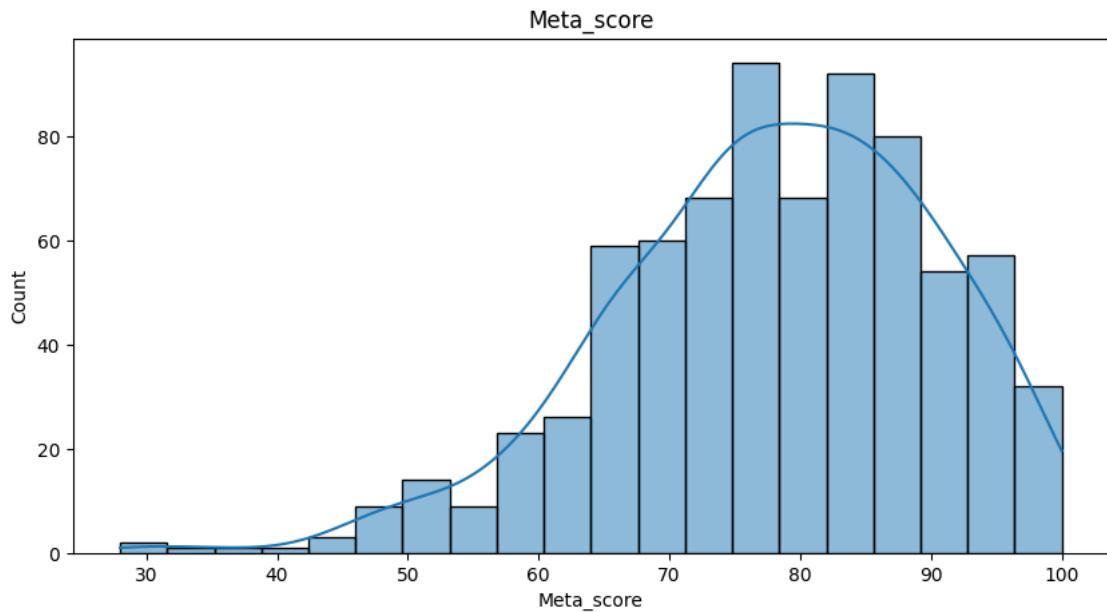
[33]: 0      39.84
      1      4.43
      2      6.89
      3      9.96
      4      10.90
      ...
993   18.64
994   2.80
995   5.08
996   17.48
997   -0.37
Name: ROI, Length: 842, dtype: float64

```

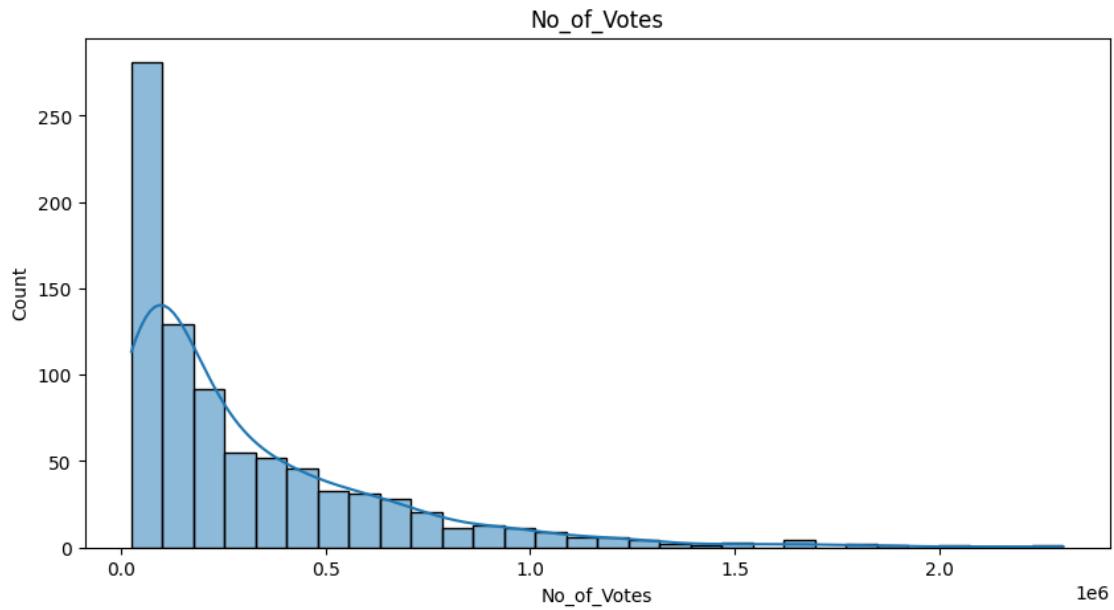
[34]: `for c in numerical_features:
 if c in df.columns:
 plt.figure(figsize=(10,5))
 sns.histplot(df[c].dropna(), kde=True)
 plt.title(c)
 plt.show()
 print(df[c].describe(percentiles=[0.01,0.05,0.25,0.5,0.75,0.95,0.99]).round(2))
 print('---*70)`



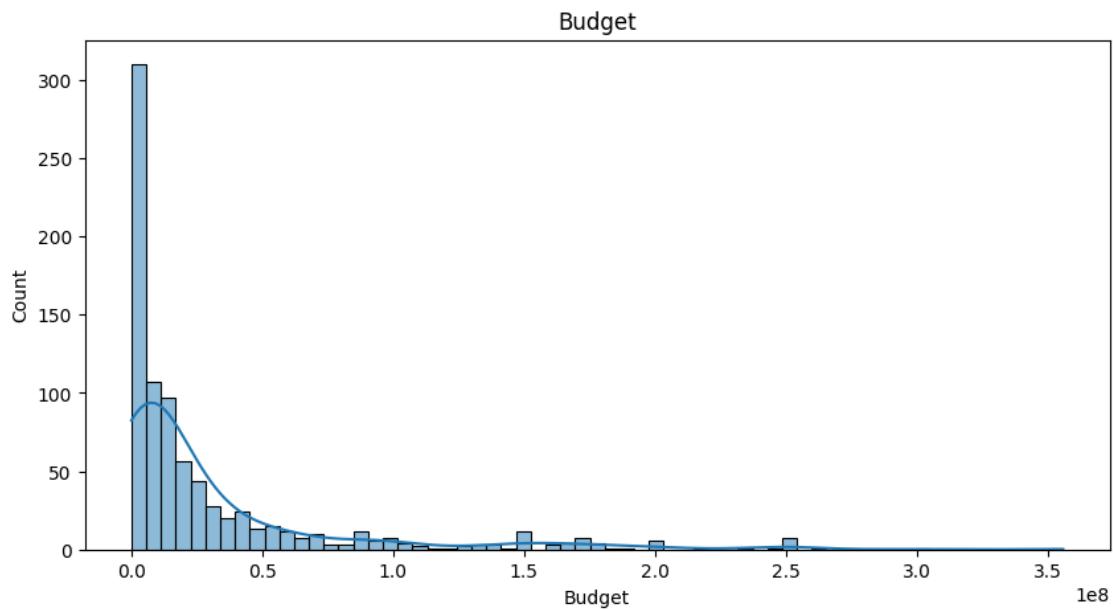
```
count    842.00
mean     7.95
std      0.28
min      7.60
1%       7.60
5%       7.60
25%      7.70
50%      7.90
75%      8.10
95%      8.50
99%      8.80
max      9.20
Name: IMDB_Rating, dtype: float64
```



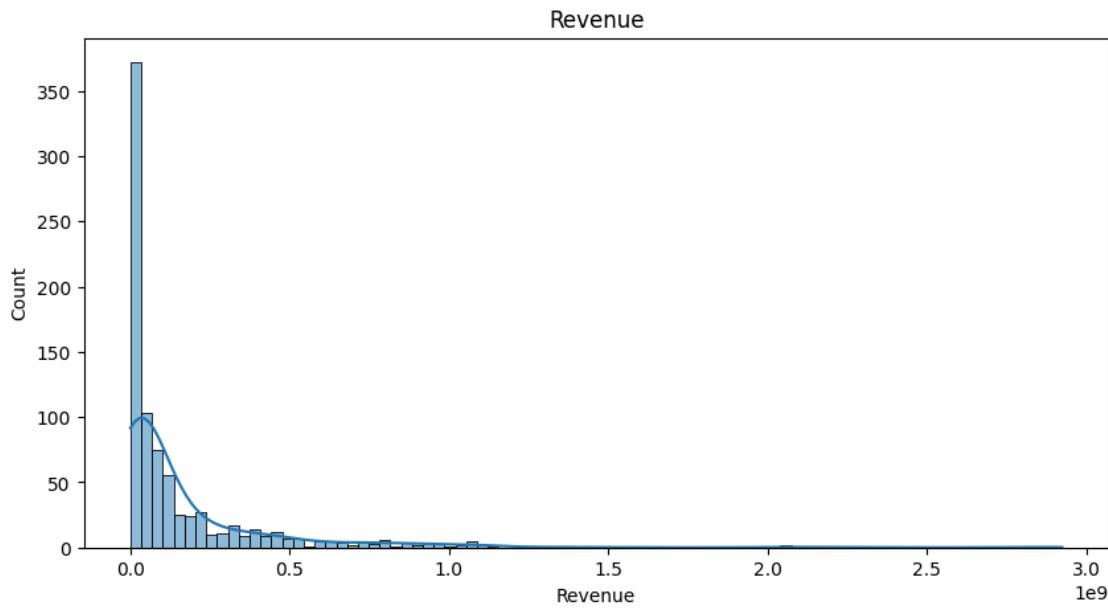
```
count    753.00
mean     77.88
std      12.40
min      28.00
1%       45.52
5%       56.00
25%      70.00
50%      79.00
75%      87.00
95%      96.00
99%      100.00
max      100.00
Name: Meta_score, dtype: float64
```



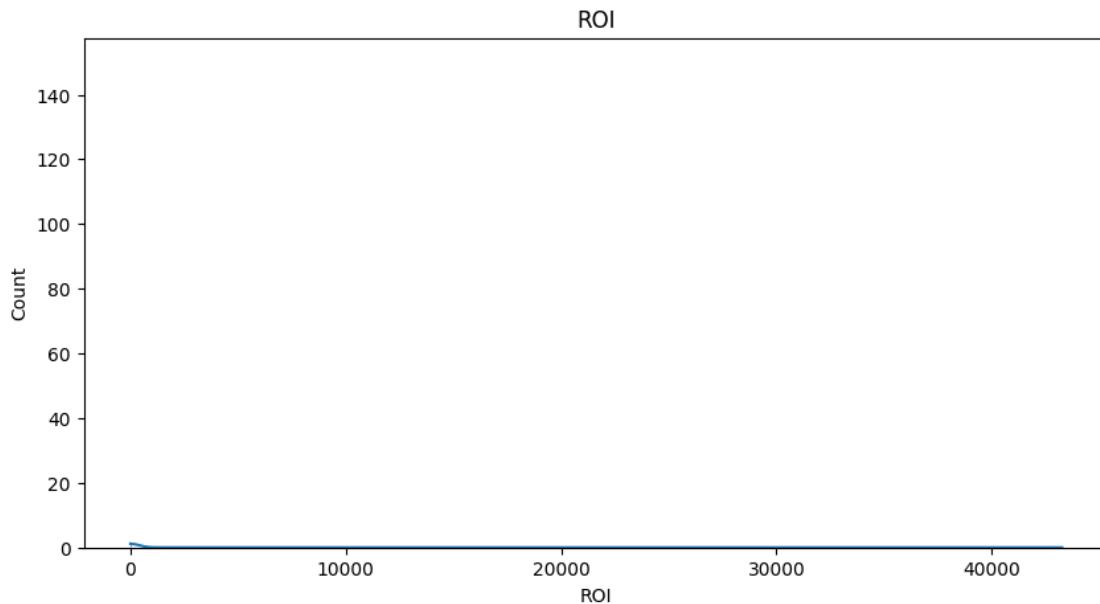
```
count      842.00
mean     311868.83
std      334213.82
min     25088.00
1%      26676.03
5%      31568.20
25%     72775.25
50%    187150.50
75%    438542.00
95%   995291.10
99%  1577718.39
max   2303232.00
Name: No_of_Votes, dtype: float64
```



```
count      842.00
mean    30467508.60
std     49778909.88
min     105.00
1%     150000.00
5%     601500.00
25%    3000000.00
50%    12000000.00
75%    30000000.00
95%   150000000.00
99%   250000000.00
max   356000000.00
Name: Budget, dtype: float64
```



```
count      842.00
mean    159711311.70
std     293084693.24
min      0.00
1%       0.00
5%     118002.95
25%   10164847.50
50%   44846526.50
75%   170930739.25
95%  747799971.55
99% 1140221866.83
max  2923706026.00
Name: Revenue, dtype: float64
```



```

count      842.00
mean       59.23
std        1490.90
min       -1.00
1%        -1.00
5%        -0.88
25%        0.93
50%        3.33
75%        7.29
95%       26.57
99%       85.39
max      43264.00
Name: ROI, dtype: float64
-----
```

Novamente o ROI ainda continua distorcido,

```
[35]: roi_quantile_value = 99
df[df["ROI"] >= roi_quantile_value]
```

```
[35]:          Series_Title Released_Year Certificate  Runtime \
278                  Rocky        1976         U   120 min
313  Gone with the Wind        1939         U   238 min
407    Au revoir les enfants        1987         U   104 min
543  Night of the Living Dead        1968        NaN    96 min
815            Clerks        1994         R    92 min
843           Halloween        1978         A    91 min
849     Enter the Dragon        1973         A   102 min
```

		Genre	IMDB_Rating	\		
278		Drama, Sport	8.10			
313	Drama, History, Romance		8.10			
407		Drama, War	8.00			
543		Horror, Thriller	7.90			
815		Comedy	7.70			
843		Horror, Thriller	7.70			
849	Action, Crime, Drama		7.70			
		Overview	Meta_score	\		
278	A small-time boxer gets a supremely rare chanc...		70.00			
313	A manipulative woman and a roguish man conduct...		97.00			
407	A French boarding school run by priests seems ...		88.00			
543	A ragtag group of Pennsylvanians barricade the...		89.00			
815	A day in the lives of two convenience clerks n...		70.00			
843	Fifteen years after murdering his sister on Ha...		87.00			
849	A secret agent comes to an opium lord's island...		83.00			
		Director	Star1	Star2	\	
278	John G. Avildsen	Sylvester Stallone		Talia Shire		
313	Victor Fleming	George Cukor		Sam Wood		
407	Louis Malle	Gaspard Manesse		Raphael Fejtö		
543	George A. Romero	Duane Jones		Judith O'Dea		
815	Kevin Smith	Brian O'Halloran		Jeff Anderson		
843	John Carpenter	Donald Pleasence	Jamie Lee Curtis			
849	Robert Clouse	Bruce Lee		John Saxon		
		Star3	Star4	No_of_Votes	Gross	\
278	Burt Young		Carl Weathers	518546	117235247.00	
313	Clark Gable		Vivien Leigh	290074	198676459.00	
407	Francine Racette	Stanislas Carré de Malberg		31163	4542825.00	
543	Karl Hardman		Marilyn Eastman	116557	89029.00	
815	Marilyn Ghigliotti		Lisa Spoonauer	211450	3151130.00	
843	Tony Moran		Nancy Kyes	233106	47000000.00	
849	Jim Kelly		Ahna Capri	96561	25000000.00	
	tmdb_id	Budget	Revenue	ROI		
278	1366	1000000	225253184	224.25		
313	770	4000000	402352579	99.59		
407	1786	105	4542825	43264.00		
543	10331	114000	30236452	264.23		
815	2292	27575	3151130	113.27		
843	948	325000	70260597	215.19		
849	9461	850000	400000000	469.59		

Apenas o Au revoir les enfants possui um Budget Irreal, irei deletá-la para continuar a análise

```
[36]: df.drop(index=407, inplace=True)
```

```
[37]: df["ROI"].describe()
```

```
[37]: count    841.00
      mean     7.86
      std     24.00
      min    -1.00
      25%     0.93
      50%     3.33
      75%     7.25
      max    469.59
Name: ROI, dtype: float64
```

Histogramas, Boxplot e violinplot

```
[38]: # tratar budgets inválidos como Nan (importantíssimo)
df.loc[df['Budget'] <= 0, 'Budget'] = np.nan

# loop por features numéricas
for c in numerical_features:
    if c not in df.columns:
        continue

    series = pd.to_numeric(df[c], errors='coerce').dropna()
    print(f"\n>>> Feature: {c}")
    print(series.describe(percentiles=[0.01,0.05,0.25,0.5,0.75,0.95,0.99]).round(2))

# tratamento especial para ROI (pct)
if c in ["ROI"]:
    roi = series.copy()

    # estatísticas adicionais e contagem de extremos
    print("min, max:", roi.min(), roi.max())
    print("counts: >1 (100%+):", (roi > 1).sum())
    print("counts: >10 (1000%+):", (roi > 10).sum())
    print("counts: >50 (5000%+):", (roi > 50).sum())
    print("budgets missing:", df['Budget'].isna().sum())
    print("revenue == 0:", (df['Revenue'] == 0).sum())
    print('-'*70)

    # 1) histograma com clip no 99º percentil (zoom no corpo)
    p99 = roi.quantile(0.99)
    plt.figure(figsize=(10,4))
    sns.histplot(roi.clip(upper=p99), kde=True, bins=80)
    plt.title(f'{c} (clip ao 99º percentil = {p99:.2f})')
```

```

plt.xlabel(c)
plt.show()
print('-'*70)

# 2) histograma completo (pode ficar esticado por outliers)
plt.figure(figsize=(10,4))
sns.histplot(roi, kde=True, bins=200)
plt.title(f'{c} - histograma completo')
plt.xlabel(c)
plt.show()
print('-'*70)

# Box plot para ROI (clipado)
plt.figure(figsize=(10, 2))
sns.boxplot(x=roi.clip(upper=p99))
plt.title(f'{c} - Box Plot (clip ao 99º percentil)')
plt.xlabel(c)
plt.show()
print('-'*70)

# Violin plot para ROI (clipado)
plt.figure(figsize=(10, 4))
sns.violinplot(x=roi.clip(upper=p99))
plt.title(f'{c} - Violin Plot (clip ao 99º percentil)')
plt.xlabel(c)
plt.show()
print('-'*70)

elif c in numerical_features:
    #
# comportamento padrão para outras numéricas
plt.figure(figsize=(10,4))
sns.histplot(series, kde=True, bins=80)
plt.title(c)
plt.show()
print('-'*70)

# Box plot para outras numéricas
plt.figure(figsize=(10, 2))
sns.boxplot(x=series)
plt.title(f'{c} - Box Plot')
plt.xlabel(c)
plt.show()
print('-'*70)

# Violin plot para outras numéricas

```

```

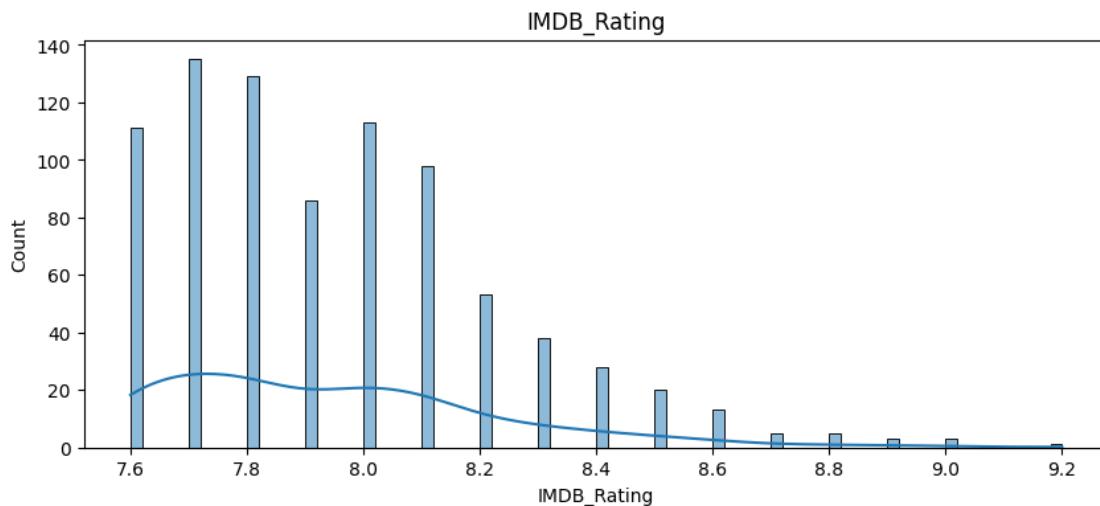
plt.figure(figsize=(10, 4))
sns.violinplot(x=series)
plt.title(f'{c} - Violin Plot')
plt.xlabel(c)
plt.show()
print('-'*70)

```

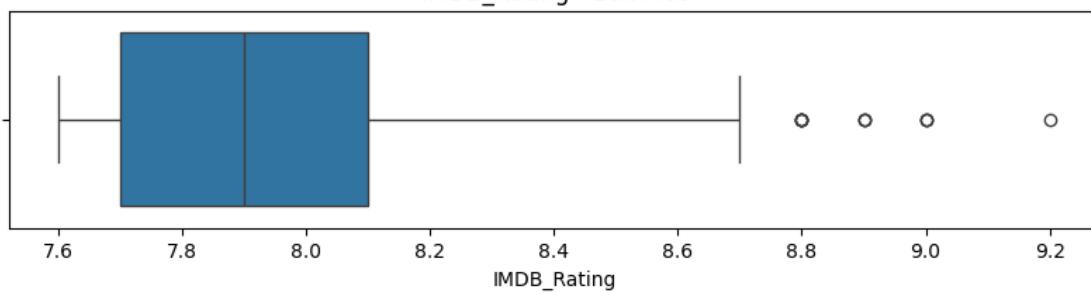
```

>>> Feature: IMDB_Rating
count    841.00
mean     7.95
std      0.28
min      7.60
1%       7.60
5%       7.60
25%      7.70
50%      7.90
75%      8.10
95%      8.50
99%      8.80
max      9.20
Name: IMDB_Rating, dtype: float64

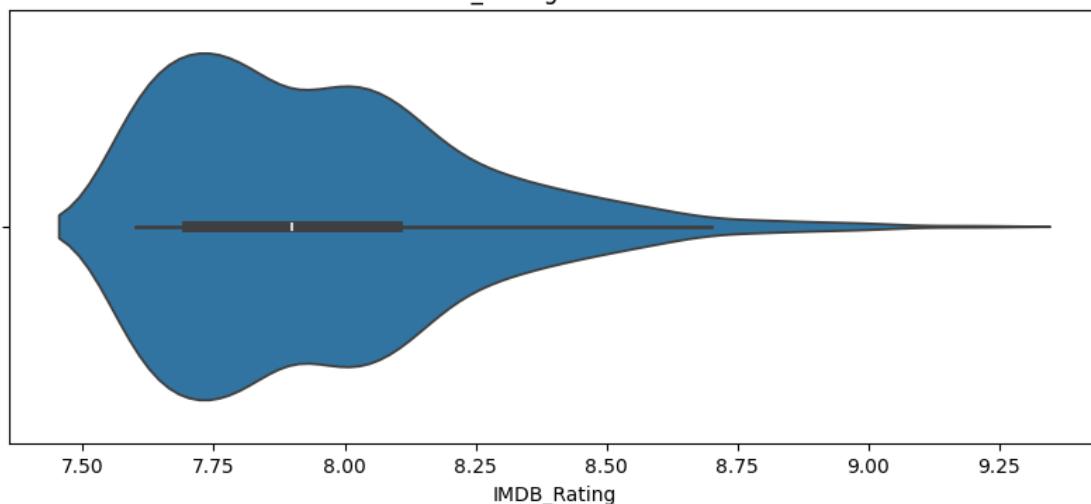
```



IMDB_Rating - Box Plot

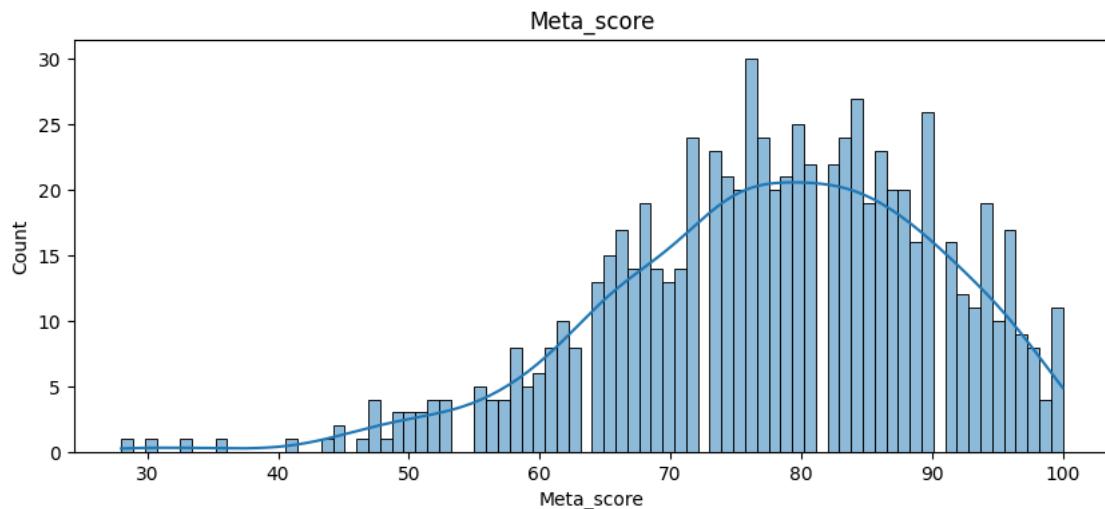


IMDB_Rating - Violin Plot

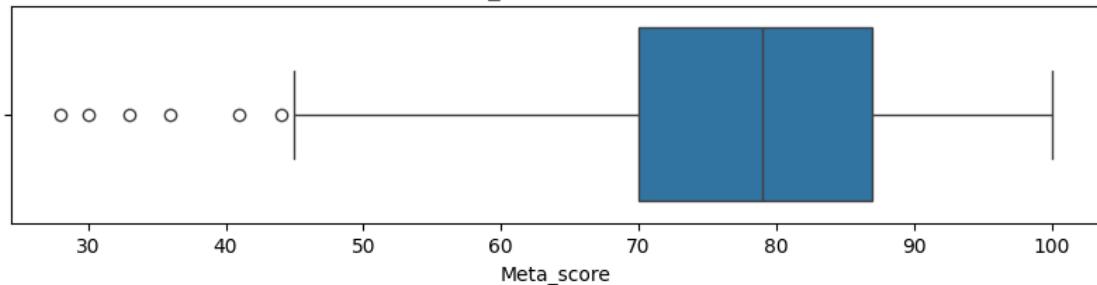


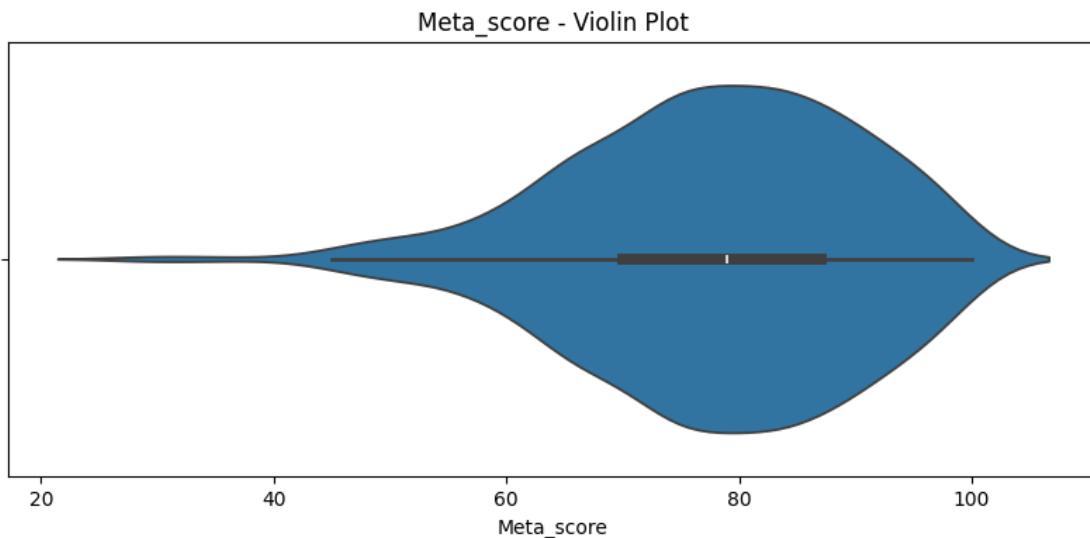
```
>>> Feature: Meta_score
count    752.00
mean     77.87
std      12.40
min      28.00
1%       45.51
5%       56.00
25%      70.00
50%      79.00
75%      87.00
95%      96.00
99%      100.00
max     100.00
```

Name: Meta_score, dtype: float64

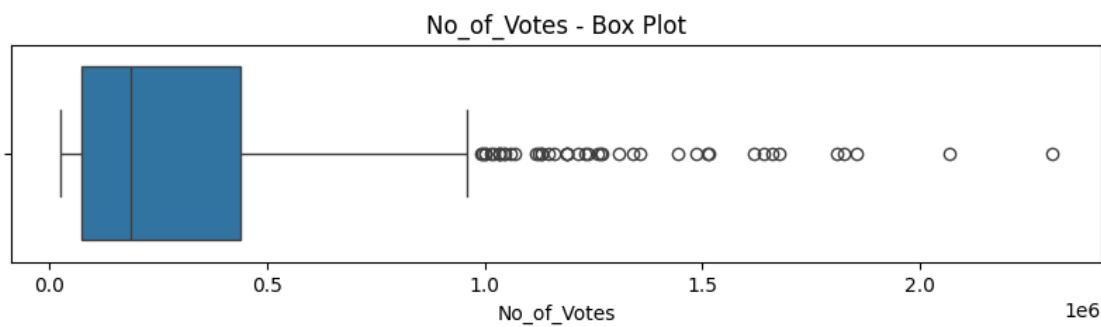
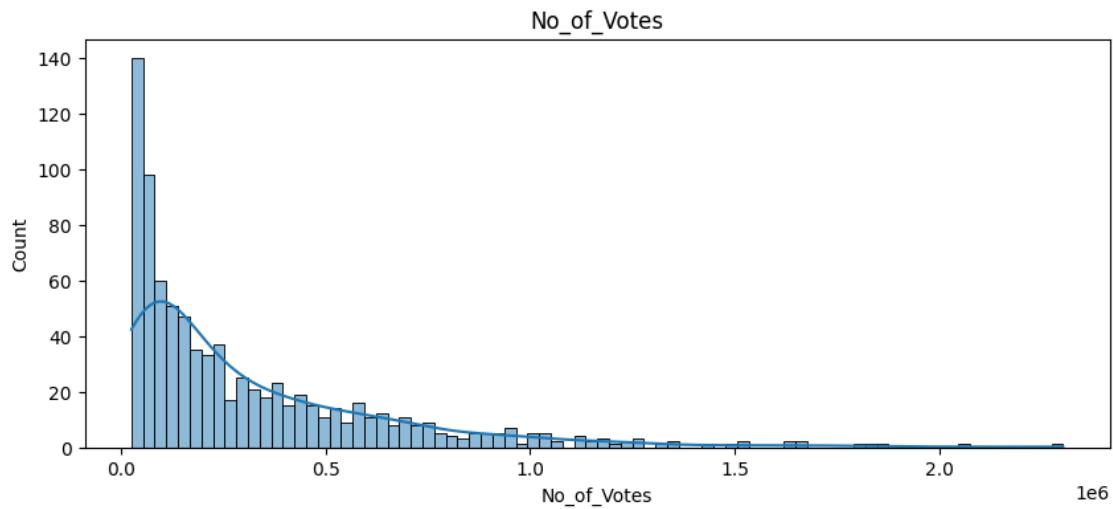


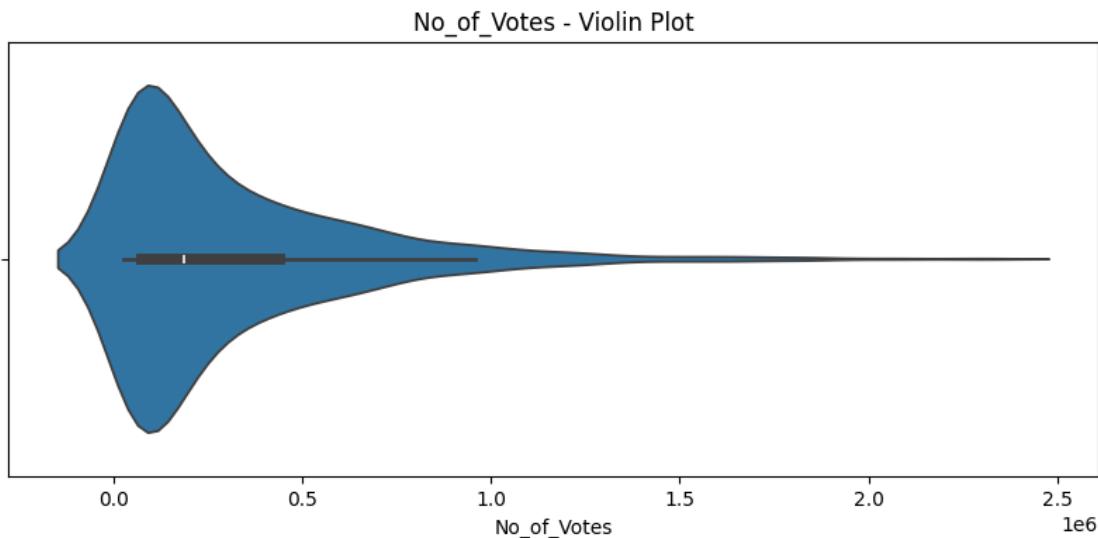
Meta_score - Box Plot



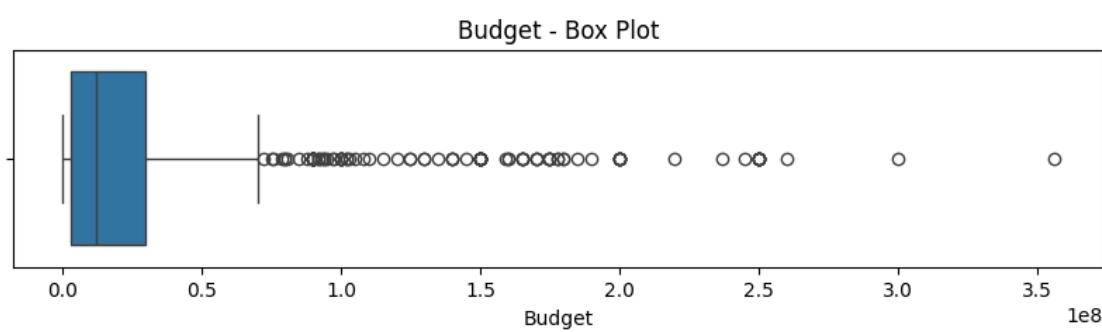
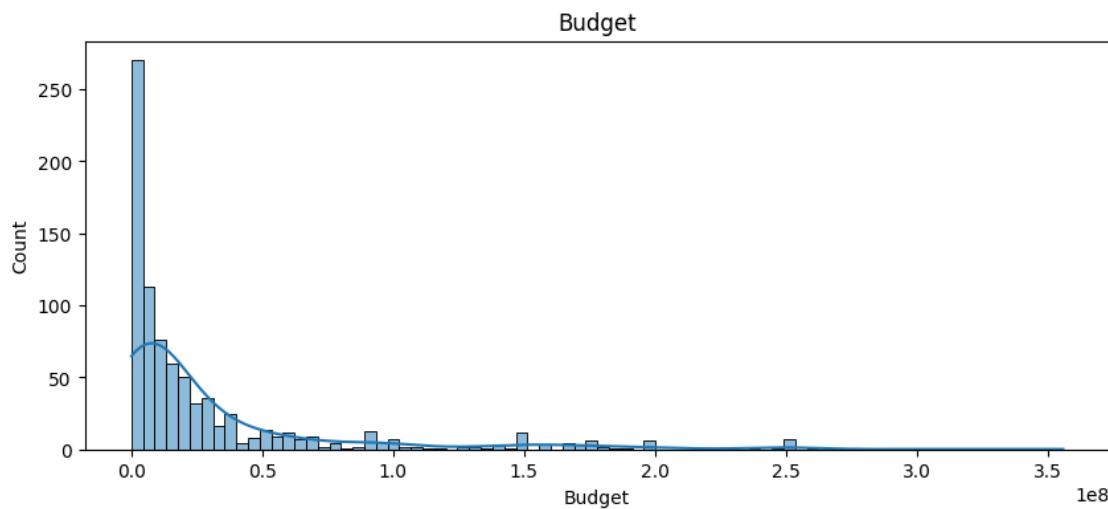


```
>>> Feature: No_of_Votes
count      841.00
mean     312202.61
std      334272.25
min     25088.00
1%      26675.20
5%      31572.00
25%     73172.00
50%    187567.00
75%    439406.00
95%    995506.00
99%   1578758.60
max    2303232.00
Name: No_of_Votes, dtype: float64
```

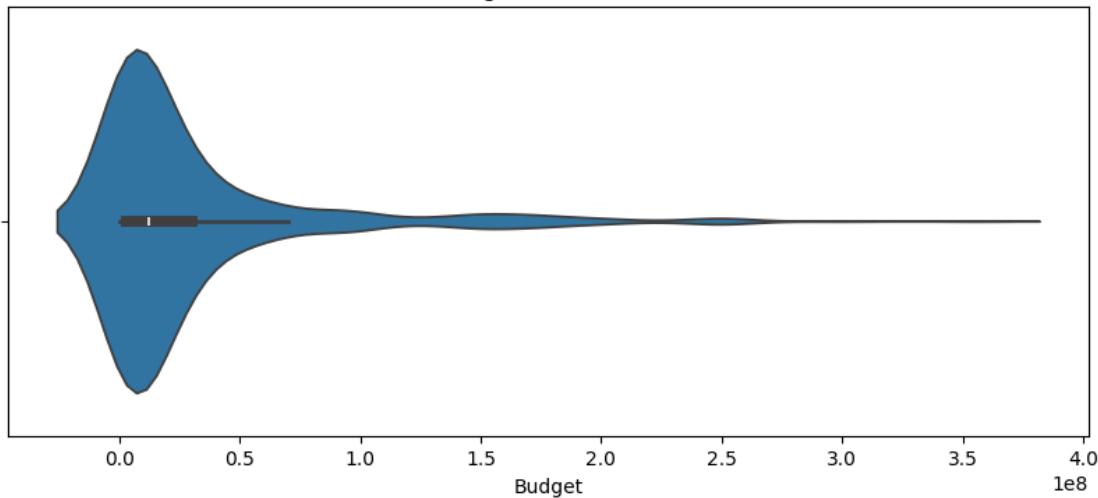




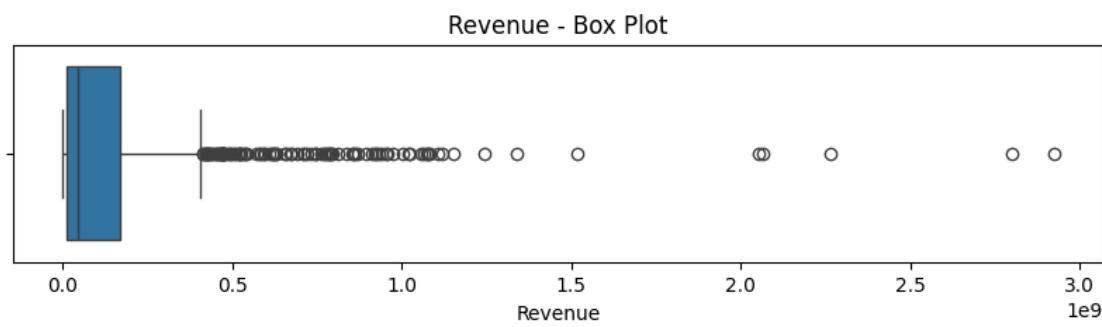
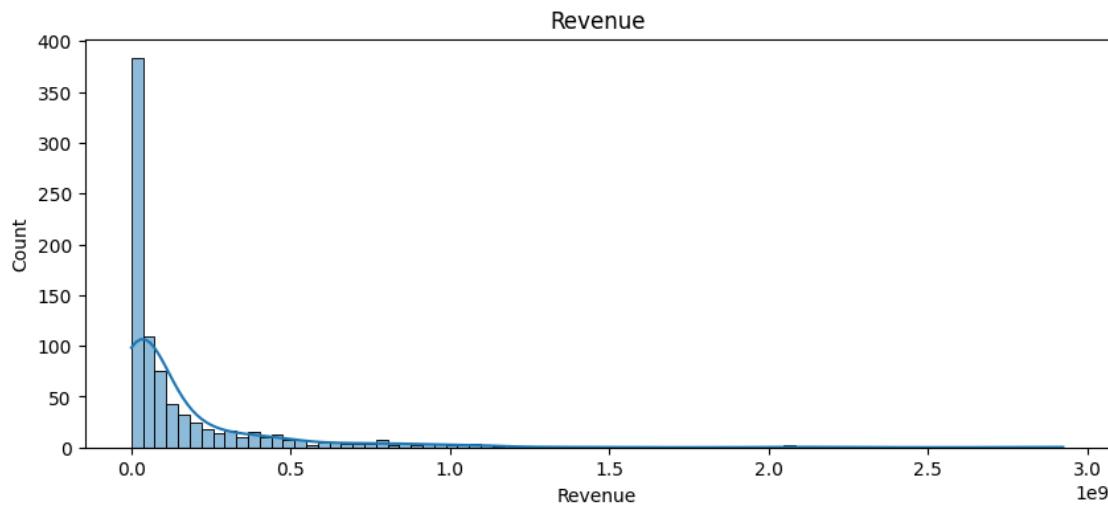
```
>>> Feature: Budget
count          841.00
mean      30503736.19
std       49797423.72
min        3025.00
1%       154000.00
5%       630000.00
25%      3000000.00
50%      12000000.00
75%      30000000.00
95%     150000000.00
99%     250000000.00
max     356000000.00
Name: Budget, dtype: float64
```



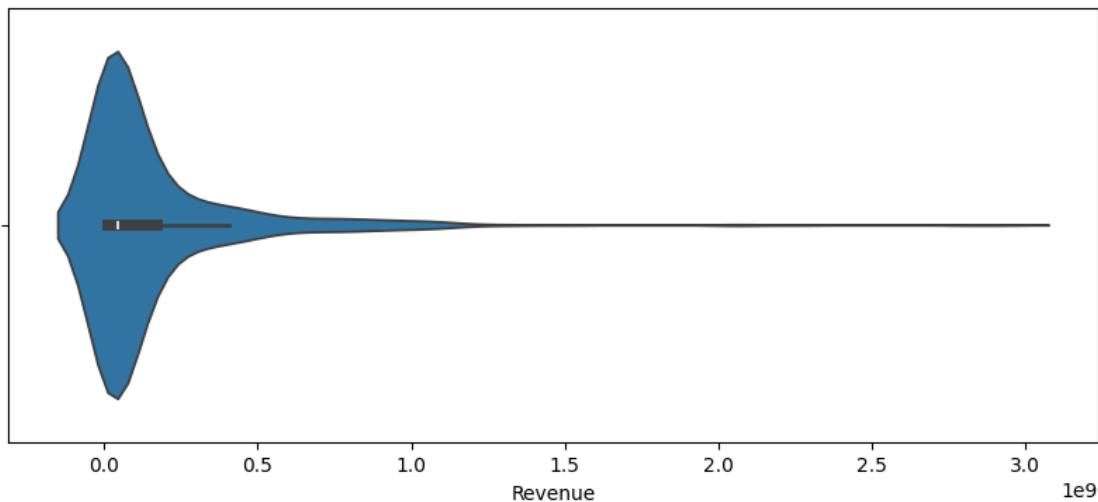
Budget - Violin Plot



```
>>> Feature: Revenue
count      841.00
mean     159895816.44
std      293210163.89
min       0.00
1%        0.00
5%      117668.00
25%    10462500.00
50%    44908000.00
75%    171627166.00
95%    747862775.00
99%   1140583441.20
max    2923706026.00
Name: Revenue, dtype: float64
```

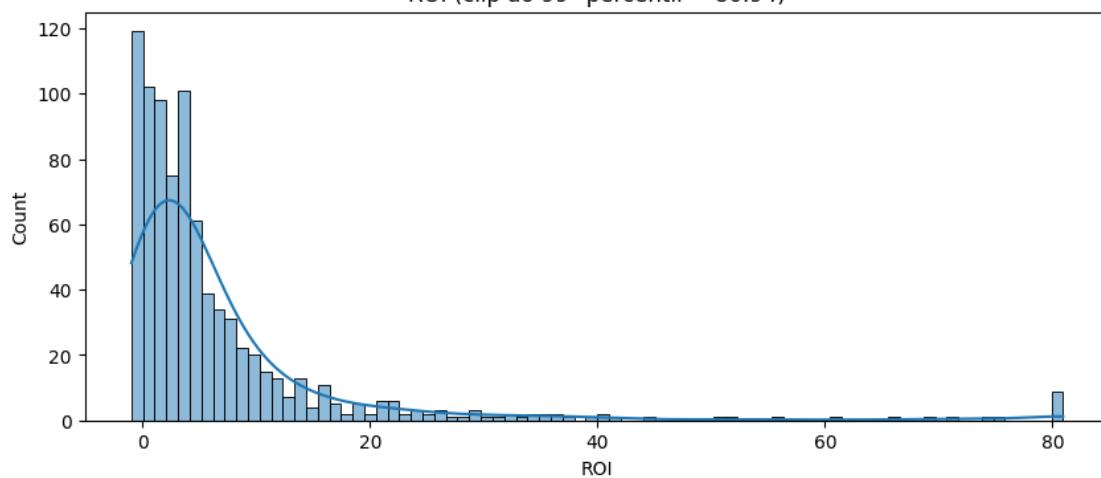


Revenue - Violin Plot

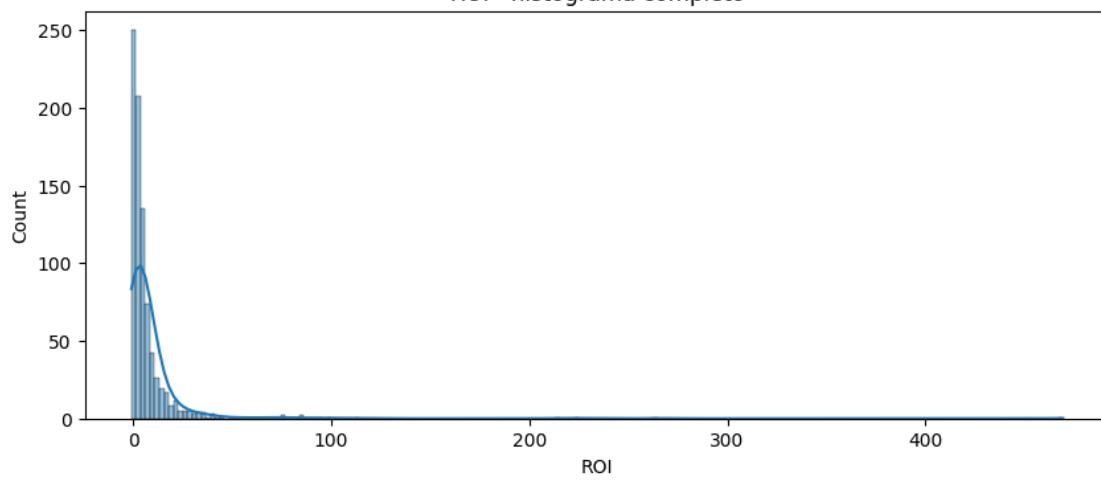


```
>>> Feature: ROI
count    841.00
mean      7.86
std       24.00
min     -1.00
1%     -1.00
5%     -0.88
25%      0.93
50%      3.33
75%      7.25
95%     25.74
99%     80.94
max     469.59
Name: ROI, dtype: float64
min, max: -0.999999999999788 469.58823529356516
counts: >1 (100%+): 622
counts: >10 (1000%+): 144
counts: >50 (5000%+): 18
budgets missing: 0
revenue == 0: 31
```

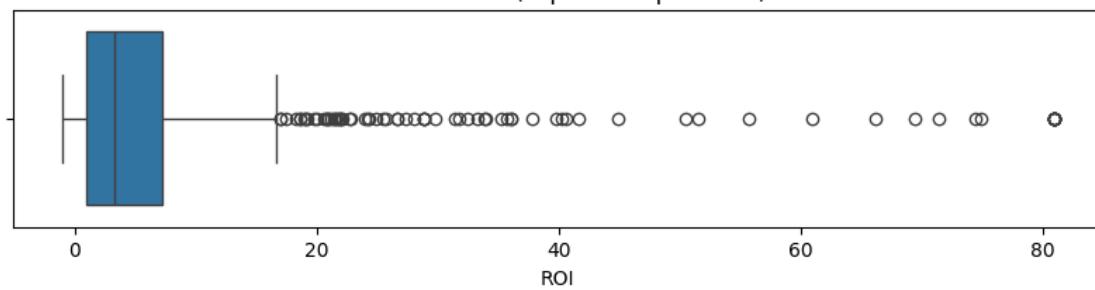
ROI (clip ao 99º percentil = 80.94)

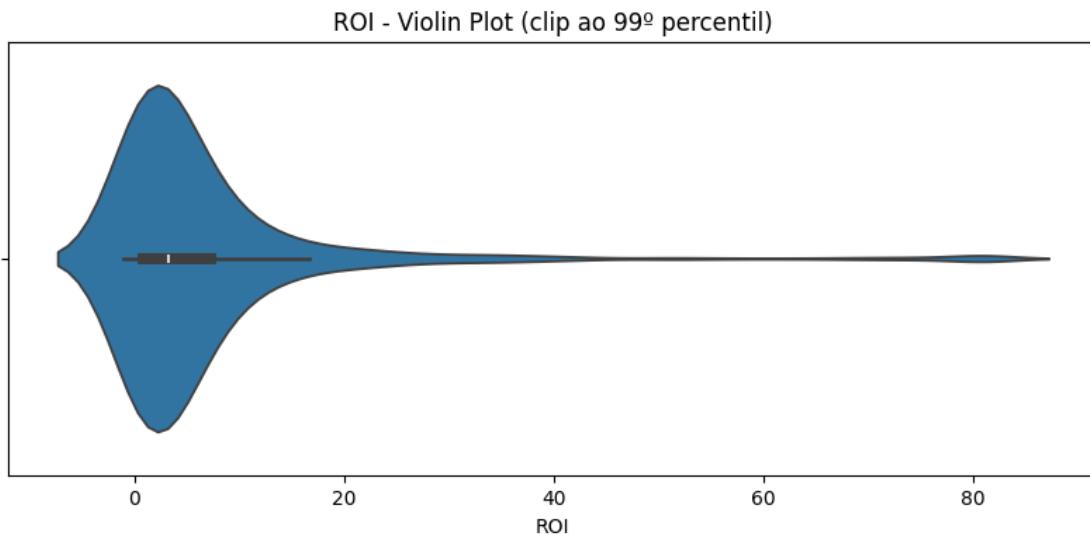


ROI - histograma completo



ROI - Box Plot (clip ao 99º percentil)





Insights IMDB_Rating (avaliação do público)

Distribuição muito concentrada entre 7.6 e 9.2, com média 7.95 e desvio padrão bem baixo (0.28).

Meta_score (críticos)

Muito mais disperso que o IMDB: média ~78, std 12.4, indo de 28 a 100.

críticos são mais “seletivos”, gerando maior variabilidade.

O gap entre público (sempre alto) e críticos (mais distribuído) pode ser explorado como feature de diferenciação → filmes amados pelo público mas rejeitados pela crítica (ou vice-versa).

No_of_Votes (popularidade)

Média ~312k votos, mas distribuição com cauda muito longa (máx. ~2.3M).

Insight: a popularidade varia mais que a avaliação em si.

Os percentis mostram concentração até ~400k votos, mas outliers muito grandes (1M+).

Isso provavelmente é uma proxy para engajamento/popularidade global (quanto mais gente vota, maior o alcance e potencial de receita).

Budget

Extremamente assimétrico: mediana 12M, mas máx. 356M.

maioria dos filmes é baixo a médio orçamento, mas os grandes blockbusters puxam a média para cima.

Quartis: 25% < 3M; 50% < 12M; 75% < 30M → grande concentração em produções relativamente baratas.

Revenue

Cauda ainda mais longa: mediana 44M, mas máx. ~2.9B.

25% dos filmes faturaram < 10M, 75% < 171M → alta desigualdade na distribuição de sucesso.

Insight: a maioria dos filmes tem receita modesta, enquanto poucos viram “super-hits”.

ROI

Média ~7.8x (cada dólar vira quase 8, em média).

Mas a dispersão é enorme: alguns perdem dinheiro (ROI -1 a 0), enquanto 18 filmes têm ROI > 50x (5000%+).

Insight: retorno não é linear com orçamento. Pequenos filmes podem ter ROI gigantes, e grandes blockbusters podem até dar prejuízo.

O fato de 622 filmes (>70%) terem ROI > 1 mostra que a maioria dá lucro, mas não necessariamente altos valores.

3.2.2 2.2 Features categóricas

tabelas de frequências

```
[39]: # Seleciona as features categóricas para tabelas de frequência, excluindo ↴ aquelas com muitos valores únicos
categorical_cols_for_freq = df.select_dtypes(include=['object']).columns.
    ↴ drop(['Series_Title', 'Overview', 'tmdb_id'])

# Gera tabelas de frequência para as colunas categóricas selecionadas
for col in categorical_cols_for_freq:
    print(f"Tabela de Frequência para '{col}':")
    # Calcula a frequência absoluta
    absolute_frequency = df[col].value_counts()
    # Calcula a frequência relativa (em porcentagem)
    relative_frequency = df[col].value_counts(normalize=True) * 100

    # Combina em um único DataFrame para exibição
    frequency_table = pd.DataFrame({'Frequência Absoluta': absolute_frequency,
        ↴ 'Frequência Relativa (%)': relative_frequency})
    print(frequency_table)

    # Imprime o número de valores únicos na coluna
    print(f"\n {df[col].nunique()} valores únicos")
    print("\n" + "="*50 + "\n")
```

```

# --- Tratamento separado para a coluna 'Genre' ---

# Cria uma lista de todos os gêneros individuais (separando os múltiplos
# gêneros por filme)
all_genres = df['Genre'].str.split(',', '').explode()

# Obtém a frequência de cada gênero individual
absolute_genre_frequencies = all_genres.value_counts()
relative_genre_frequencies = all_genres.value_counts(normalize=True) * 100

# Combina em um único DataFrame para exibição
genre_frequency_table = pd.DataFrame({'Frequência Absoluta':_
    absolute_genre_frequencies, 'Frequência Relativa (%)':_
    relative_genre_frequencies})

print("Tabela de Frequência para Gêneros Individuais:")
print(genre_frequency_table)
print("\n" + "="*50 + "\n")

```

Tabela de Frequência para 'Released_Year':

Released_Year	Frequência Absoluta	Frequência Relativa (%)
2009	28	3.33
2014	27	3.21
2013	26	3.09
2004	26	3.09
2007	25	2.97
...
1930	1	0.12
1945	1	0.12
1947	1	0.12
1935	1	0.12
PG	1	0.12

[96 rows x 2 columns]

96 valores únicos

=====

Tabela de Frequência para 'Certificate':

Certificate	Frequência Absoluta	Frequência Relativa (%)
U	196	24.75
A	187	23.61
UA	161	20.33
R	126	15.91

PG-13	38	4.80
PG	29	3.66
Passed	28	3.54
G	12	1.52
Approved	9	1.14
TV-PG	2	0.25
Unrated	1	0.13
TV-MA	1	0.13
U/A	1	0.13
GP	1	0.13

14 valores únicos

=====

Tabela de Frequênci para 'Runtime':

Runtime	Frequênci Absoluta	Frequênci Relativa (%)
101 min	22	2.62
129 min	21	2.50
113 min	20	2.38
100 min	19	2.26
122 min	18	2.14
...
75 min	1	0.12
242 min	1	0.12
79 min	1	0.12
83 min	1	0.12
78 min	1	0.12

[134 rows x 2 columns]

134 valores únicos

=====

Tabela de Frequênci para 'Genre':

Genre	Frequênci Absoluta	Frequênci Relativa (%)
Drama	67	7.97
Drama, Romance	27	3.21
Action, Crime, Drama	26	3.09
Comedy, Drama, Romance	26	3.09
Comedy, Drama	26	3.09
...
Action, Adventure, Mystery	1	0.12
Action, Adventure, Family	1	0.12
Action, Crime, Mystery	1	0.12

Adventure, Comedy, War	1	0.12
Comedy, Music, Musical	1	0.12

[183 rows x 2 columns]

183 valores únicos

=====

Tabela de Frequência para 'Director':

Director	Frequência Absoluta	Frequência Relativa (%)
Steven Spielberg	13	1.55
Hayao Miyazaki	11	1.31
Alfred Hitchcock	11	1.31
Martin Scorsese	10	1.19
Stanley Kubrick	9	1.07
...
Jonathan Lynn	1	0.12
Nadine Labaki	1	0.12
Dennis Gansel	1	0.12
Joseph Kosinski	1	0.12
Ryan Coogler	1	0.12

[471 rows x 2 columns]

471 valores únicos

=====

Tabela de Frequência para 'Star1':

Star1	Frequência Absoluta	Frequência Relativa (%)
Tom Hanks	12	1.43
Robert De Niro	11	1.31
Al Pacino	10	1.19
Clint Eastwood	10	1.19
Leonardo DiCaprio	9	1.07
...
Cillian Murphy	1	0.12
J. Mackye Gruber	1	0.12
Peter Dinklage	1	0.12
Brady Corbet	1	0.12
Philip Seymour Hoffman	1	0.12

[540 rows x 2 columns]

540 valores únicos

=====

Tabela de Frequênci a para 'Star2':

	Frequênci a Absoluta	Frequênci a Relativa (%)
Star2		
Emma Watson	7	0.83
Matt Damon	5	0.59
Brad Pitt	4	0.48
Meryl Streep	4	0.48
Diane Keaton	4	0.48
...
Jason Robards	1	0.12
Catherine Deneuve	1	0.12
Rica Matsumoto	1	0.12
Henning Moritzen	1	0.12
Renée Zellweger	1	0.12

[704 rows x 2 columns]

704 valores únicos

=====

Tabela de Frequênci a para 'Star3':

	Frequênci a Absoluta	Frequênci a Relativa (%)
Star3		
Rupert Grint	5	0.59
Scarlett Johansson	4	0.48
Samuel L. Jackson	4	0.48
John Goodman	4	0.48
Jennifer Connnelly	4	0.48
...
John Gallagher Jr.	1	0.12
Arifin Putra	1	0.12
Matthew Goode	1	0.12
Bradley Cooper	1	0.12
Rooney Mara	1	0.12

[743 rows x 2 columns]

743 valores únicos

=====

Tabela de Frequênci a para 'Star4':

	Frequênci a Absoluta	Frequênci a Relativa (%)
Star4		

Michael Caine	4	0.48
Catherine Keener	3	0.36
Mark Ruffalo	3	0.36
Scarlett Johansson	2	0.24
Boman Irani	2	0.24
...
Dibyendu Bhattacharya	1	0.12
Katie A. Keane	1	0.12
Baris Bagci	1	0.12
Winona Ryder	1	0.12
Oka Antara	1	0.12

[790 rows x 2 columns]

790 valores únicos

=====

Tabela de Frequência para Gêneros Individuais:

Frequência Absoluta Frequência Relativa (%)

Genre		
Drama	598	27.74
Comedy	196	9.09
Adventure	184	8.53
Crime	174	8.07
Action	166	7.70
Thriller	113	5.24
Biography	98	4.55
Romance	98	4.55
Mystery	81	3.76
Animation	65	3.01
Sci-Fi	64	2.97
Fantasy	57	2.64
History	51	2.37
Family	51	2.37
War	43	1.99
Horror	28	1.30
Music	27	1.25
Western	19	0.88
Sport	17	0.79
Film-Noir	14	0.65
Musical	12	0.56

=====

Os valores na tabela de frequência para os Gêneros individuais estão passando de 100% porque um mesmo filme pode pertencer a múltiplos gêneros.

Quando calculamos a frequência relativa dessa forma (dividindo cada filme em seus gêneros individuais e contando cada gênero), a soma total das “ocorrências de gênero” é maior do que o número total de filmes.

Por exemplo, um filme listado como “Action, Crime, Drama” contribui para a contagem de “Action”, “Crime” e “Drama” individualmente. Se você somar as porcentagens individuais de cada gênero, o total será maior que 100%, pois cada filme com múltiplos gêneros é contado em cada um deles.

Isso é esperado ao analisar dados onde cada item pode ter múltiplas etiquetas ou categorias, como é o caso dos gêneros de filmes. A frequência relativa aqui mostra a proporção de ocorrências de cada gênero em relação ao total de todas as ocorrências de gênero combinadas em todos os filmes.

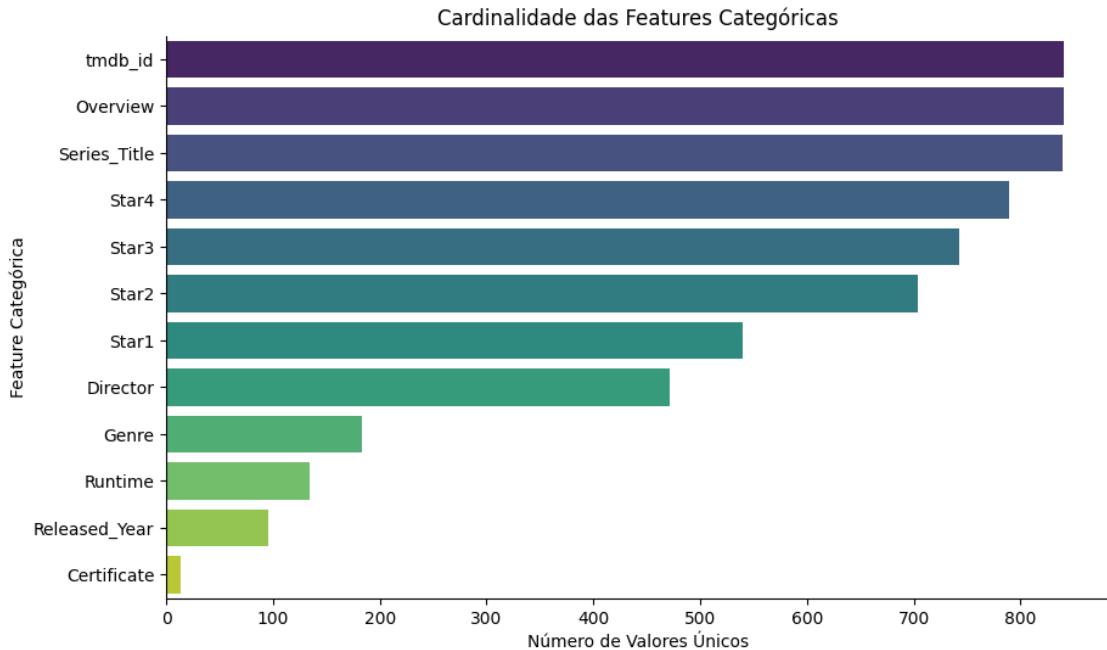
3.2.3 Cardinalidade

Valores com mais uniques/categorias (valores únicos na coluna)

```
[41]: # Calcular o número de valores únicos para cada coluna categórica
categorical_nunique = df.select_dtypes(include=['object']).nunique()

# Ordenar os resultados para melhor visualização
categorical_nunique = categorical_nunique.sort_values(ascending=False)

# Plotar o número de valores únicos
plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.barplot(x=categorical_nunique.values, y=categorical_nunique.index,
             palette='viridis')
plt.title('Cardinalidade das Features Categóricas')
plt.xlabel('Número de Valores Únicos')
plt.ylabel('Feature Categórica')
sns.despine()
plt.show()
```



3.2.4 CountPlot

```
[44]: # Selecionando as features categóricas para o plot, excluindo as colunas com
      ↵ muitos valores únicos (ids)
cols_to_plot_categorical = df.select_dtypes(include=['object']).columns.
    ↵ drop(['Series_Title', 'Overview', 'tmdb_id', 'Genre']) # 'Genre' será
    ↵ tratada separadamente

# Determinando o número de linhas e colunas para o subplot
n_cols = 2
n_rows = (len(cols_to_plot_categorical) + n_cols - 1) // n_cols

plt.figure(figsize=(12, n_rows * 5)) # Ajustando o tamanho da figura com base
    ↵ no número de colunas e linhas

for i, col in enumerate(cols_to_plot_categorical):
    plt.subplot(n_rows, n_cols, i + 1)

    # Calculando a frequência absoluta e relativa
    freq_table = df[col].value_counts()
    relative_freq_table = df[col].value_counts(normalize=True)

    # Selecionando os N valores mais frequentes caso haja muitas categorias
    top_n = 10 # Número máximo de categorias a exibir para melhor visualização
    if df[col].nunique() > top_n:
```

```

    top_values = freq_table.nlargest(top_n).index
    plotting_df = df[df[col].isin(top_values)]
    order = top_values
else:
    plotting_df = df.copy()
    order = freq_table.index

ax = sns.countplot(data=plotting_df, y=col, order=order, palette='viridis')  

# Usando y para barras horizontais

plt.title(f'Distribuição de {col} (Frequência Relativa)', fontsize=14)
plt.xlabel('Frequência Relativa (%)', fontsize=12)
plt.ylabel(col, fontsize=12)

# Anotar as barras com porcentagens
total = len(plotting_df)
for p in ax.patches:
    width = p.get_width() # Largura da barra horizontal
    percentage = (width / total) * 100 if total > 0 else 0
    ax.text(width + 0.01 * max(ax.get_xlim()), # Posicionar o texto um
    pouco à direita
            p.get_y() + p.get_height() / 2,
            f'{percentage:.1f}%',
            ha='left', va='center')

sns.despine(right=True) # Remover bordas desnecessárias do gráfico

# Ajustando o espaçamento entre os subplots
plt.subplots_adjust(top=0.95, bottom=0.05, left=0.2, right=0.95, hspace=0.5,  

wspace=0.5)
plt.show()

# --- Plotando as frequências individuais de Gêneros com frequência relativa ---

# Calcular a frequência de cada gênero individual
all_genres = df['Genre'].str.split(', ').explode()
genre_counts = all_genres.value_counts()
genre_relative_freq = all_genres.value_counts(normalize=True) * 100 #  

Frequência relativa em %

# Selecionar os N gêneros mais frequentes
top_n_genres = 10
top_genres_freq = genre_counts.nlargest(top_n_genres)
top_genres_relative_freq = genre_relative_freq.loc[top_genres_freq.index] #  

Frequência relativa dos gêneros selecionados

plt.figure(figsize=(12, 6))

```

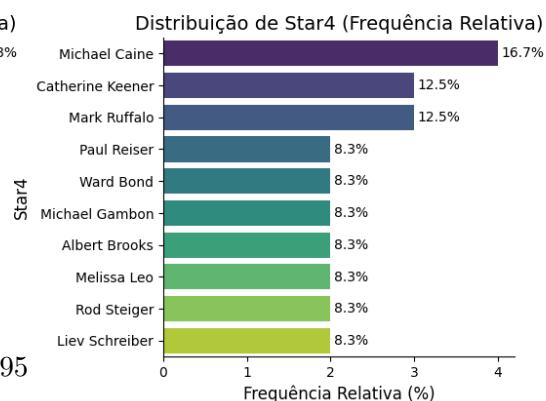
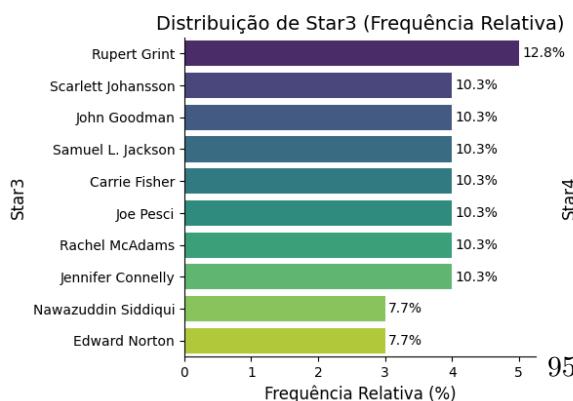
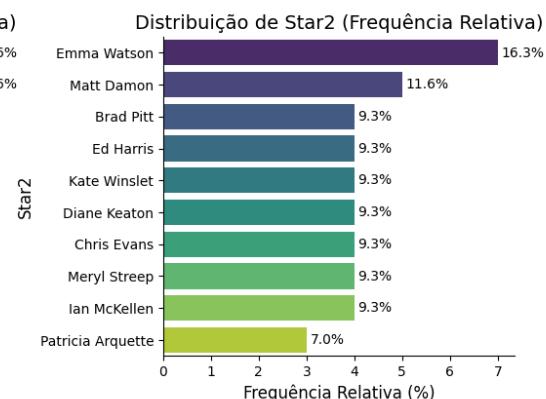
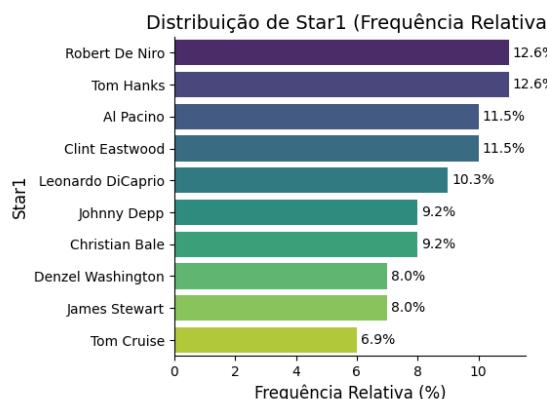
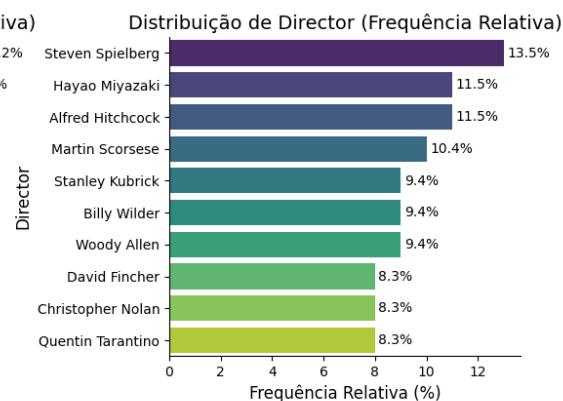
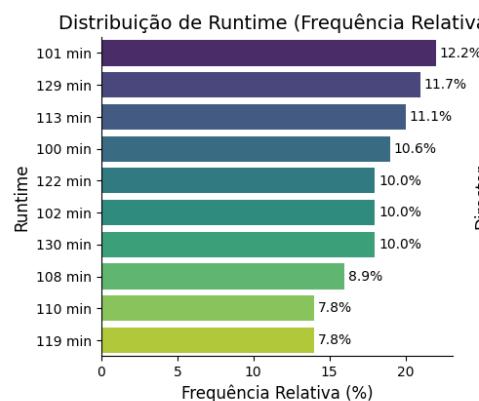
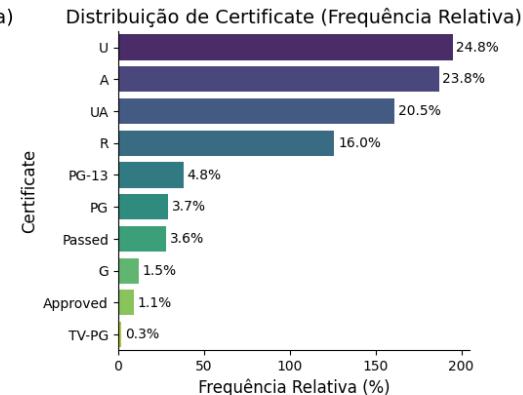
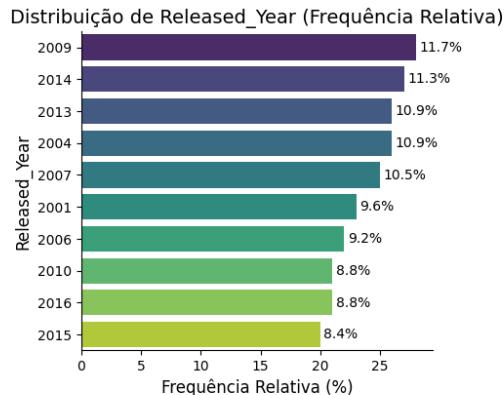
```

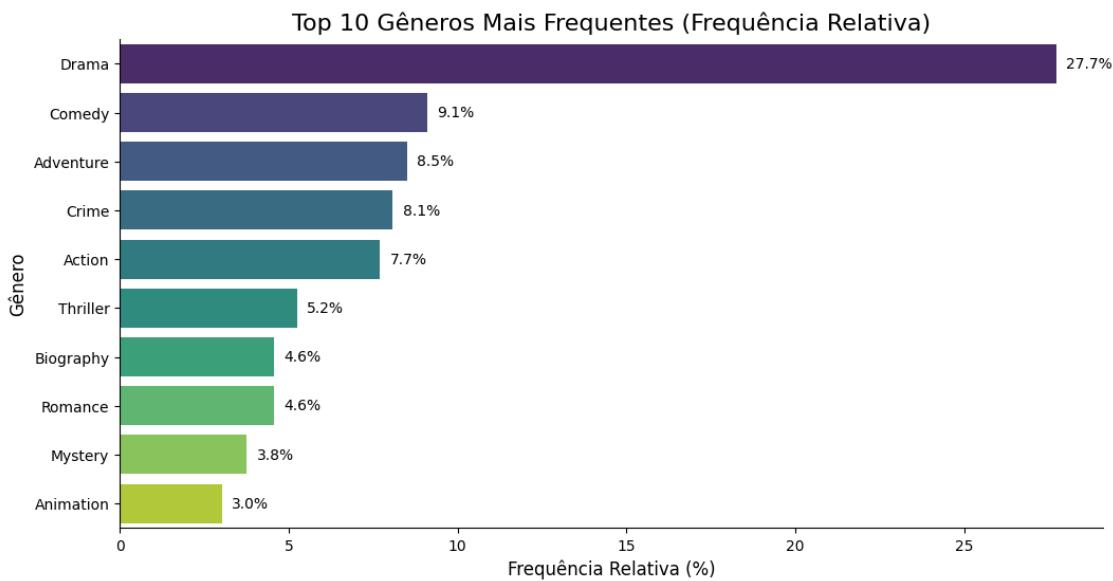
ax = sns.barplot(x=top_genres_relative_freq.values, y=top_genres_relative_freq.
    ↪index, palette='viridis')
plt.title(f'Top {top_n_genres} Gêneros Mais Frequentes (Frequência Relativa)', ↪
    ↪fontsize=16)
plt.xlabel('Frequência Relativa (%)', fontsize=12)
plt.ylabel('Gênero', fontsize=12)
sns.despine(right=True)

# Anotar as barras com porcentagens
for p in ax.patches:
    width = p.get_width() # Largura da barra horizontal
    ax.text(width + 0.01 * max(ax.get_xlim()), # Posicionar o texto um pouco à
    ↪direita
        p.get_y() + p.get_height() / 2,
        f'{width:.1f}%', # Mostrar a frequência relativa
        ha='left', va='center')

plt.show()

```





Insights

Gêneros

- **Domínio absoluto do Drama (27,7%)**: pode indicar que o público ou os estúdios tendem a investir mais em narrativas dramáticas, possivelmente por serem mais premiadas ou críticas.
 - **Comédia e Aventura (9%)** aparecem bem atrás, mas junto com **Crime e Ação** formam os principais gêneros alternativos, o que mostra diversidade.
 - **Insight de negócio**: se uma produtora quisesse diversificar o portfólio, poderia mirar gêneros menos saturados (como Animação, 3%) para capturar nichos de mercado.
-

Anos de Lançamento (Released Year)

- **Concentração nos anos 2000 e 2010**: mostra que o dataset é enviesado para produções mais recentes.
 - **Ano 2009 em destaque (11,7%)**: pode ser reflexo de grandes produções lançadas nesse ano.
 - **Insight de negócio**: ideal para analisar como tendências de gêneros e certificados mudaram ao longo do tempo — por exemplo, comparar ROI de filmes mais antigos vs. recentes.
-

Duração (Runtime)

- **Faixa padrão entre 100–130 minutos**: duração mais aceita pelo mercado e pelo público.
- **Picos em 101, 113 e 129 minutos** mostram padrões preferenciais de estúdios.

- **Insight de negócio:** filmes fora dessa faixa podem ter mais risco de performance comercial (muito curtos ou longos demais podem limitar público ou exibições em cinema).
-

Certificados (Certificate)

- **U (Universal) e A (Adulto) representam quase 50%:** há um balanço entre filmes para todos e filmes mais maduros.
 - **R (Restricted) com 16%** mostra espaço relevante para conteúdo adulto.
 - **Insight de negócio:** segmentar lançamentos conforme certificação pode ajudar em estratégias de marketing (filmes U podem ter maior bilheteria global, enquanto R pode ser nichado mas mais rentável por público fiel).
-

Diretores

- **Spielberg (13,5%), Miyazaki, Hitchcock, Scorsese** entre os mais recorrentes → dataset com diretores consagrados, clássicos e premiados.
 - **Insight de negócio:** filmes desses diretores tendem a atrair público pela marca pessoal. Pode-se testar se eles influenciam métricas como **ROI** ou **nota do IMDb**.
-

Atores (Stars 1–4)

- **Protagonistas dominantes:** Robert De Niro e Tom Hanks lideram em papéis principais. Emma Watson (16,3% como Star2) chama atenção, sugerindo forte recorrência em coadjuvantes relevantes.
 - **Rupert Grint e Scarlett Johansson** aparecem muito em Star3, mostrando destaque em papéis de suporte.
 - **Michael Caine (Star4, 16,7%)** é o coadjuvante mais recorrente.
 - **Insight de negócio:** alguns atores têm presença **versátil** (ex: Christian Bale em Star1 e Star2), o que pode aumentar valor de marketing. Outros têm carreira marcada por **papéis de suporte**, mas ainda são importantes para o sucesso do filme.
-

Resumo estratégico:

- **Drama domina**, mas há espaço para crescimento em gêneros de nicho.
 - **Dataset recente** (anos 2000–2010), ideal para entender padrões modernos.
 - **Runtime segue padrão de 100–130min**, sugerindo que esse é o “sweet spot” comercial.
 - **Certificados bem distribuídos**, importante para marketing segmentado.
 - **Diretores e atores consagrados dominam o dataset**, o que pode enviesar a análise para produções de alto prestígio.
-

3.3 3. Análise Bivariada

3.3.1 3.1 Númericas - Númericas

3.1.1 HeatMap

```
[42]: # Análise Bivariada - Variáveis Numéricas

# Seleciona apenas as colunas numéricas
numerical_cols = df.select_dtypes(include=np.number).columns

# Exclui colunas que não fazem sentido para a análise de correlação numérica, ↴
# se houver
# Neste caso, vamos excluir 'Unnamed: 0' se ainda existir e 'tmdb_id' se for ↴
# numérica (embora seja object)
# Vamos garantir que 'tmdb_id' não esteja na lista de colunas numéricas
cols_to_exclude = ['Unnamed: 0', 'tmdb_id']
numerical_cols_for_corr = [col for col in numerical_cols if col not in ↴
    cols_to_exclude]

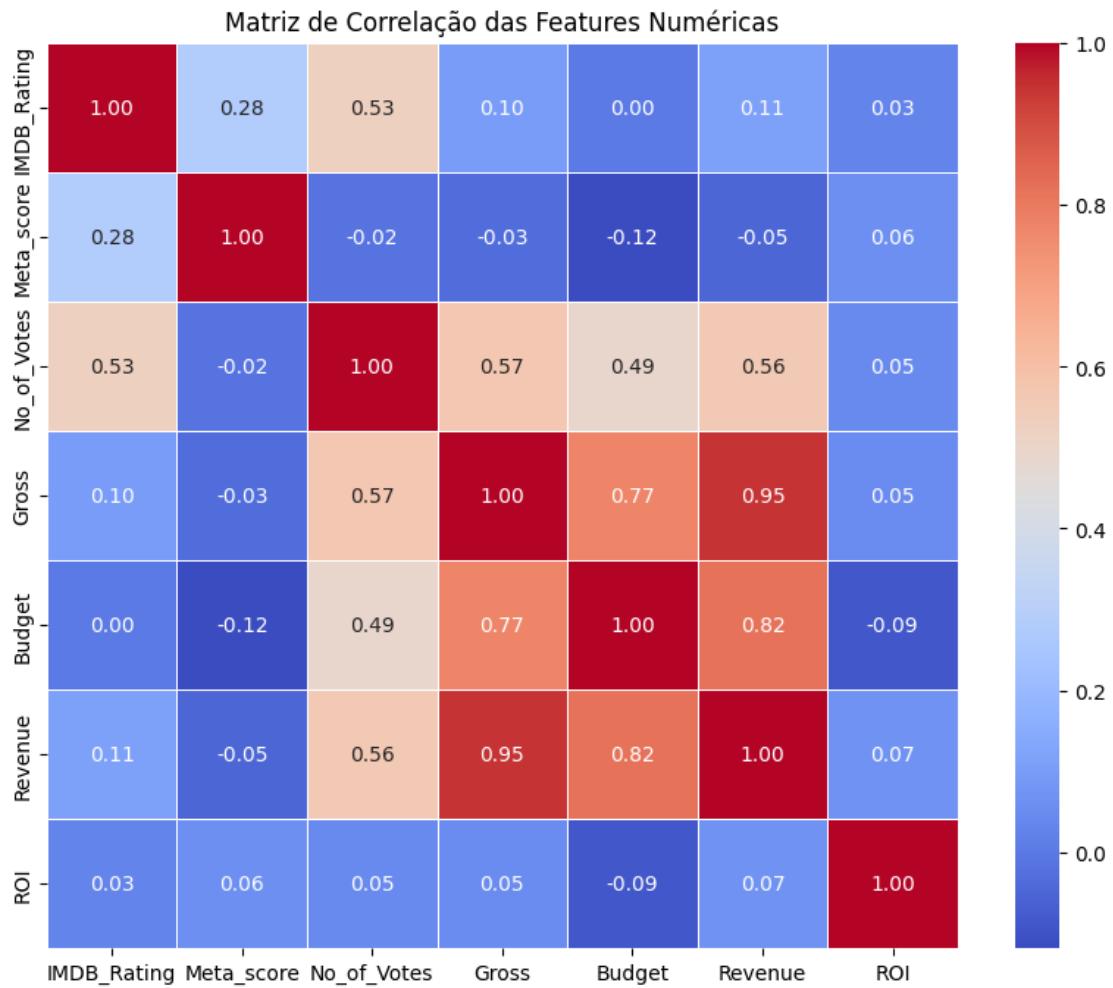
correlation_matrix = df[numerical_cols_for_corr].corr(method='pearson') # Pode ↴
# usar 'spearman' também

# Exibe a matriz de correlação
print("Matriz de Correlação (Pearson):")
display(correlation_matrix)

# Opcional: Visualizar a matriz de correlação com um heatmap
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f", ↴
    linewidths=.5)
plt.title('Matriz de Correlação das Features Numéricas')
plt.show()
```

Matriz de Correlação (Pearson):

	IMDB_Rating	Meta_score	No_of_Votes	Gross	Budget	Revenue	\
IMDB_Rating	1.00	0.28	0.53	0.10	0.00	0.11	
Meta_score	0.28	1.00	-0.02	-0.03	-0.12	-0.05	
No_of_Votes	0.53	-0.02	1.00	0.57	0.49	0.56	
Gross	0.10	-0.03	0.57	1.00	0.77	0.95	
Budget	0.00	-0.12	0.49	0.77	1.00	0.82	
Revenue	0.11	-0.05	0.56	0.95	0.82	1.00	
ROI	0.03	0.06	0.05	0.05	-0.09	0.07	
	ROI						
IMDB_Rating	0.03						
Meta_score	0.06						
No_of_Votes	0.05						
Gross	0.05						
Budget	-0.09						
Revenue	0.07						
ROI	1.00						



3.1.2 Scatter, Regplot , Hexbin, Jointplot e Pairplots

```
[45]: # Definindo estilo geral
sns.set(style="whitegrid", palette="viridis")

# =====
# 1. SCATTER PLOTS (pares relevantes)
# =====

pairs = [
    ("Budget", "Revenue"),
    ("Budget", "ROI"),
    ("IMDB_Rating", "Meta_score"),
    ("IMDB_Rating", "No_of_Votes"),
    ("Revenue", "ROI"),
]
```

```

plt.figure(figsize=(16, 12))
for i, (x, y) in enumerate(pairs, 1):
    plt.subplot(3, 2, i)
    sns.scatterplot(data=df, x=x, y=y, alpha=0.6)
    plt.title(f"Dispersão: {x} vs {y}", fontsize=12)

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 2. REGPLOTS (tendência linear)
# =====
plt.figure(figsize=(16, 12))
for i, (x, y) in enumerate(pairs, 1):
    plt.subplot(3, 2, i)
    sns.regplot(data=df, x=x, y=y, scatter_kws={'alpha':0.4}, line_kws={'color':
        'red'})
    plt.title(f"Tendência Linear: {x} vs {y}", fontsize=12)

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 3. HEXBIN (para dados concentrados)
# =====
plt.figure(figsize=(16, 6))
plt.hexbin(df["Budget"], df["Revenue"], gridsize=40, cmap="viridis", mincnt=1)
plt.colorbar(label="Contagem de Filmes")
plt.xlabel("Budget")
plt.ylabel("Revenue")
plt.title("Hexbin: Budget vs Revenue (densidade de pontos)")
plt.show()

# =====
# 4. KDE JOINTPLOTS (distribuição bivariada)
# =====
sns.jointplot(data=df, x="IMDB_Rating", y="Meta_score", kind="kde", fill=True,
    cmap="viridis", height=6)
plt.suptitle("Distribuição Bivariada (KDE): IMDB Rating vs Meta_score", y=1.02,
    fontsize=14)
plt.show()

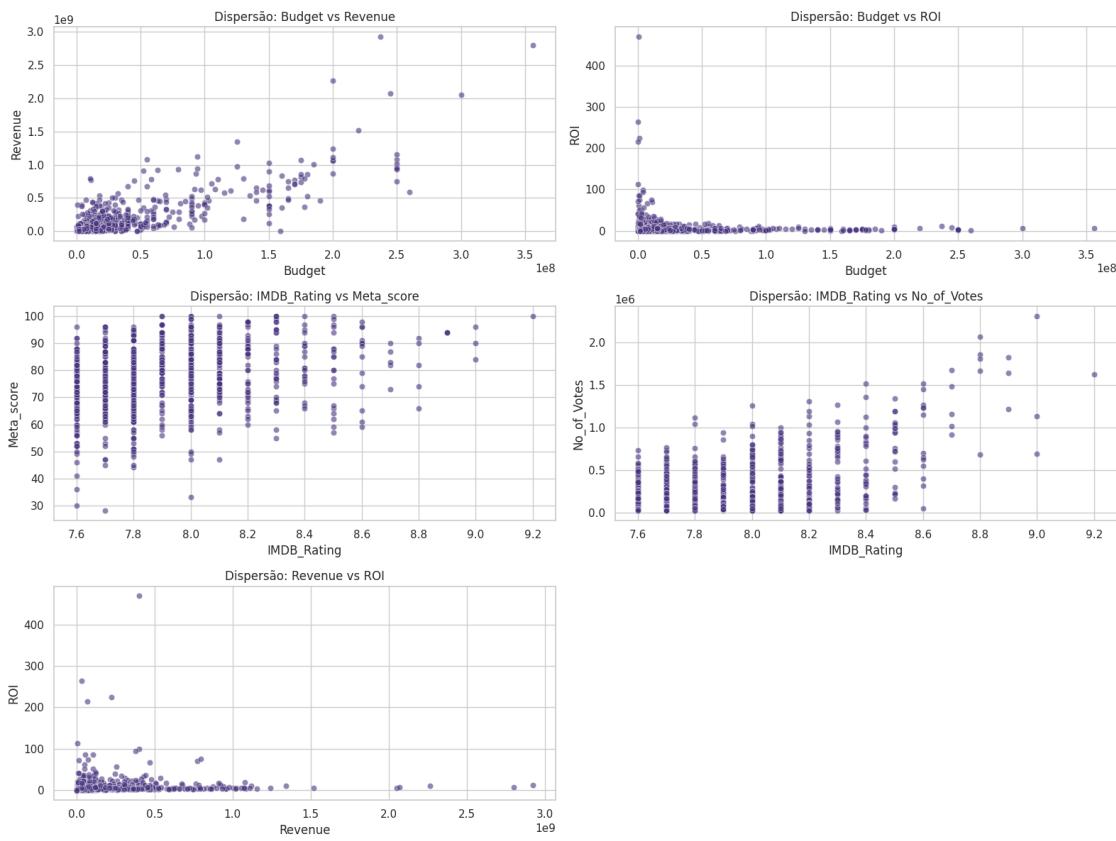
# =====

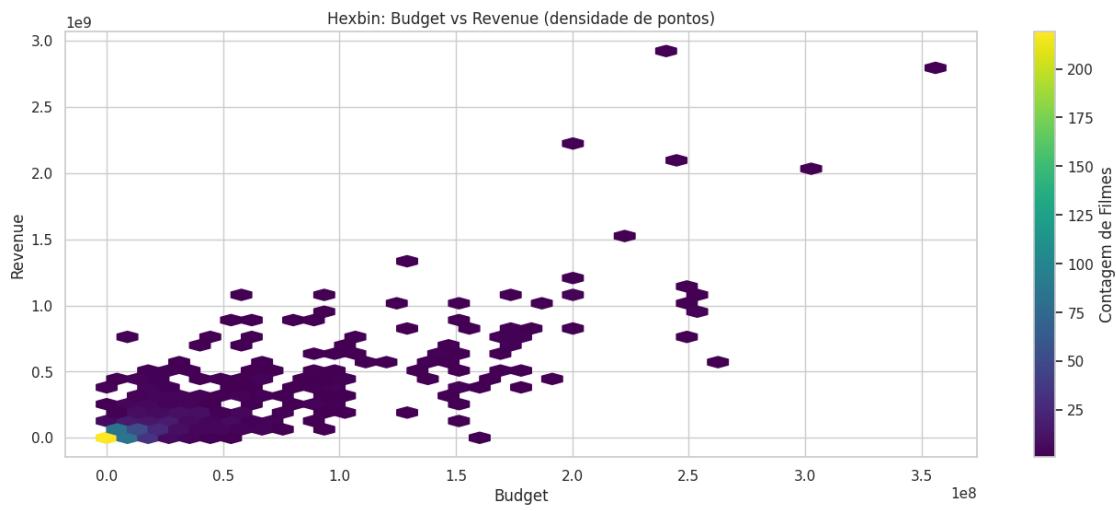
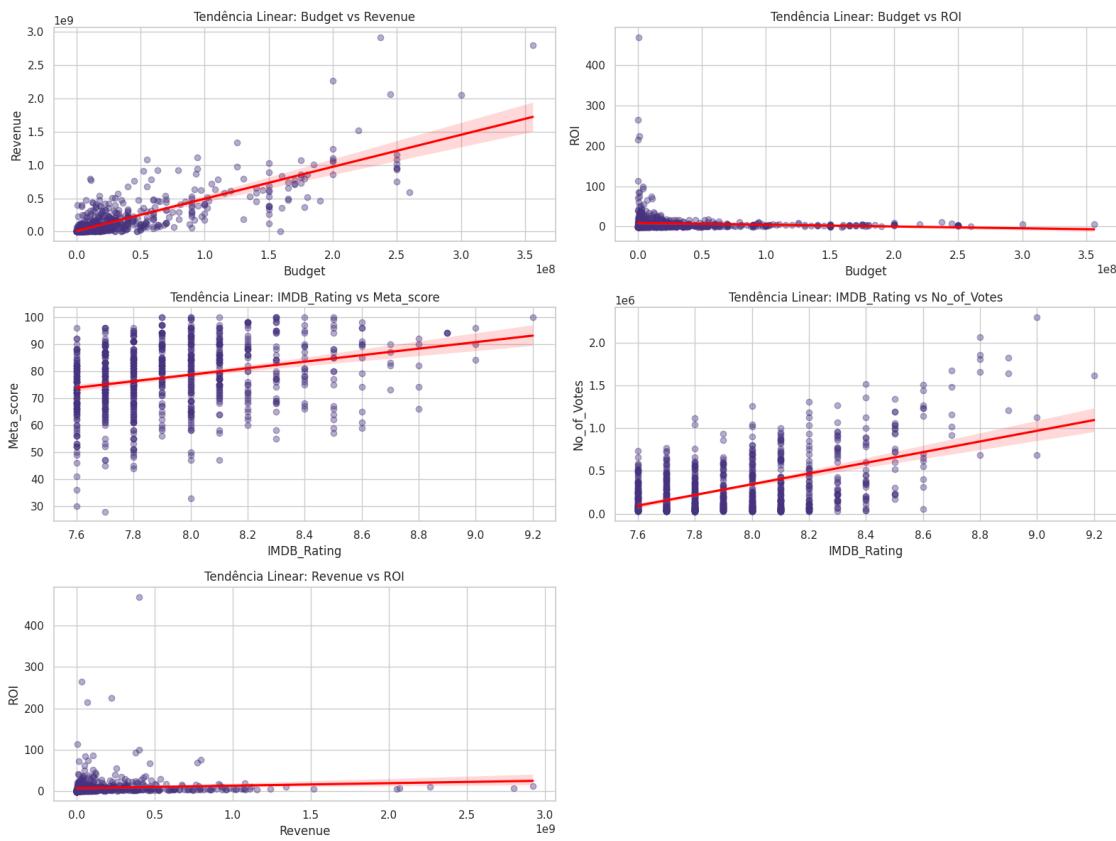
```

```

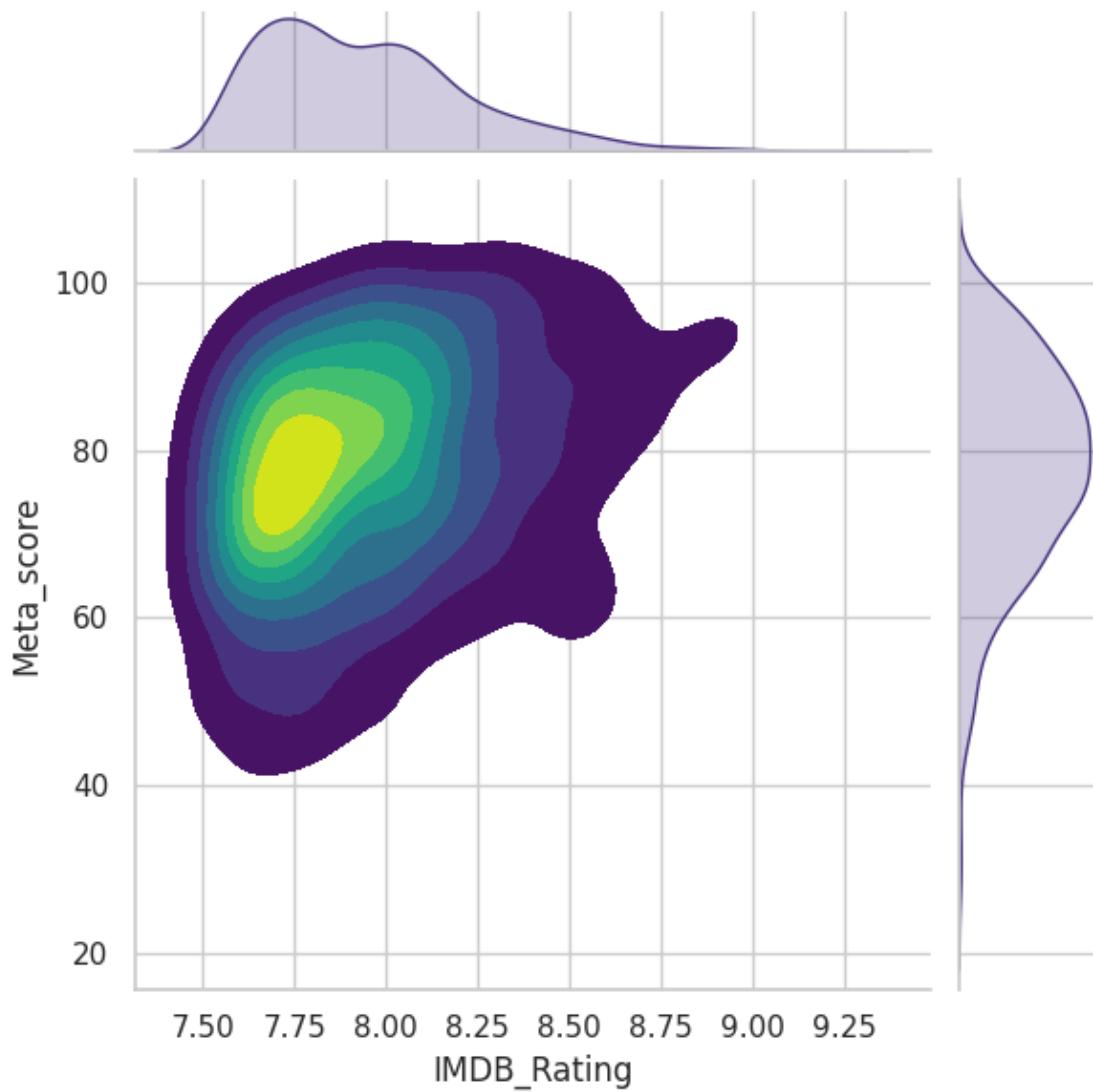
# 5. PAIRPLOT (visão geral de várias variáveis numéricas)
# =====
numeric_cols = ["IMDB_Rating", "Meta_score", "No_of_Votes", "Budget", "Revenue", "ROI"]
sns.pairplot(df[numeric_cols], diag_kind="kde", plot_kws={'alpha':0.5})
plt.suptitle("Matriz de Dispersão entre Variáveis Numéricas", y=1.02, fontsize=14)
plt.show()

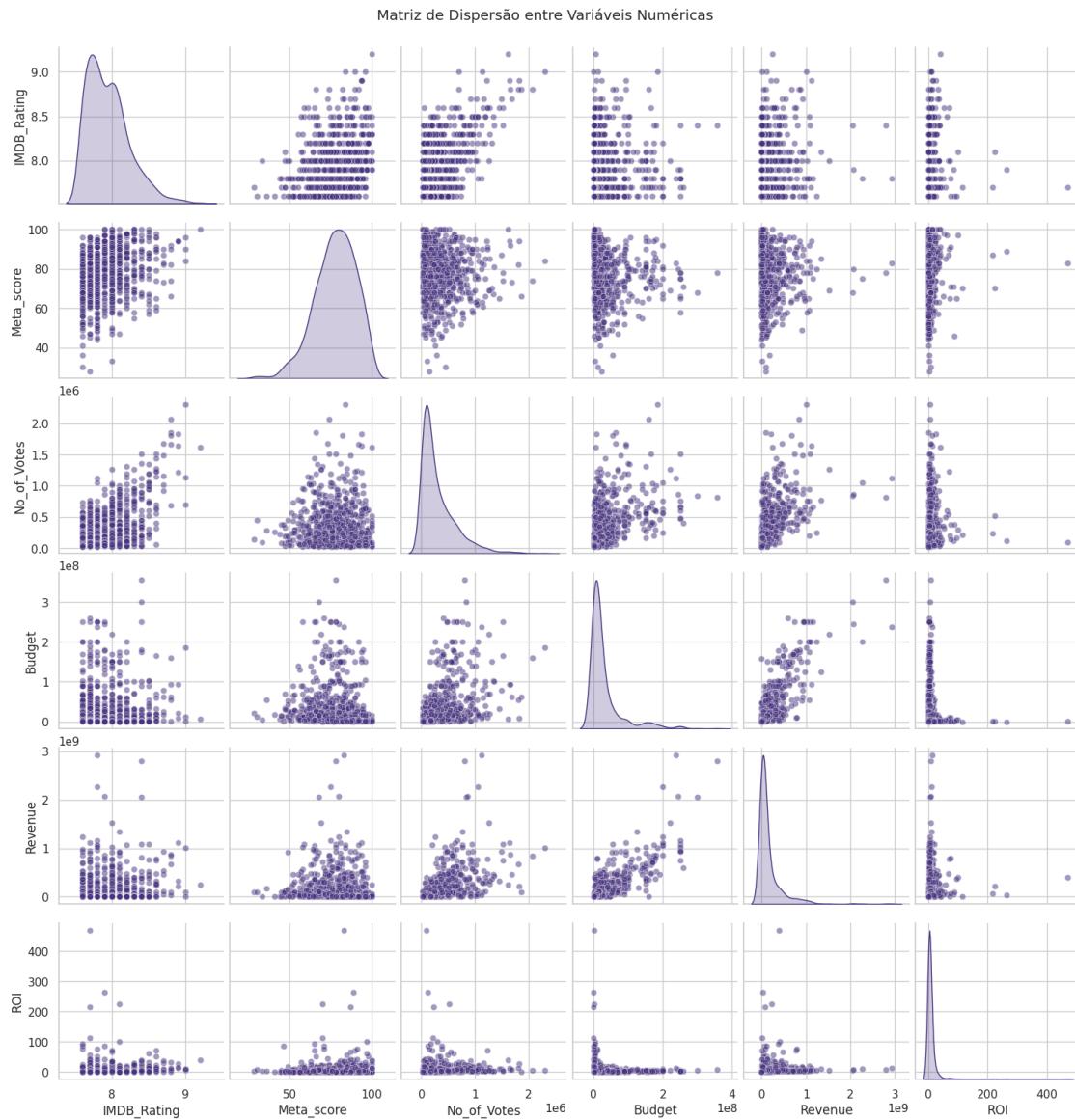
```





Distribuição Bivariada (KDE): IMDB Rating vs Meta_score





Como os dados apresentam escalas muito diferentes e distribuições assimétricas com cauda longa à direita, optei por aplicar a transformação logarítmica. Essa abordagem permite reduzir a influência de valores extremos e escalar as variáveis, facilitando a interpretação visual e a identificação de padrões.

```
[46]: import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np

# Copiando o dataframe com variáveis transformadas
df_log = df.copy()
```

```

for col in ["Budget", "Revenue", "ROI", "No_of_Votes"]:
    df_log[f"log_{col}"] = np.log1p(df_log[col])

# Definindo estilo geral
sns.set(style="whitegrid", palette="viridis")

# =====
# 1. SCATTER PLOTS (pares relevantes, com log)
# =====
pairs = [
    ("log_Budget", "log_Revenue"),
    ("log_Budget", "log_ROI"),
    ("IMDB_Rating", "Meta_score"),
    ("IMDB_Rating", "log_No_of_Votes"),
    ("log_Revenue", "log_ROI"),
]
plt.figure(figsize=(16, 12))
for i, (x, y) in enumerate(pairs, 1):
    plt.subplot(3, 2, i)
    sns.scatterplot(data=df_log, x=x, y=y, alpha=0.6)
    plt.title(f"Dispersão (log): {x} vs {y}", fontsize=12)

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 2. REGPLOTS (tendência linear com log)
# =====
plt.figure(figsize=(16, 12))
for i, (x, y) in enumerate(pairs, 1):
    plt.subplot(3, 2, i)
    sns.regplot(data=df_log, x=x, y=y, scatter_kws={'alpha':0.4}, line_kws={'color':'red'})
    plt.title(f"Tendência Linear (log): {x} vs {y}", fontsize=12)

plt.tight_layout()
plt.show()

# =====
# 3. HEXBIN (Budget vs Revenue com log)
# =====
plt.figure(figsize=(16, 6))
plt.hexbin(df_log["log_Budget"], df_log["log_Revenue"], gridsize=40, cmap="viridis", mincnt=1)
plt.colorbar(label="Contagem de Filmes")
plt.xlabel("log(Budget)")

```

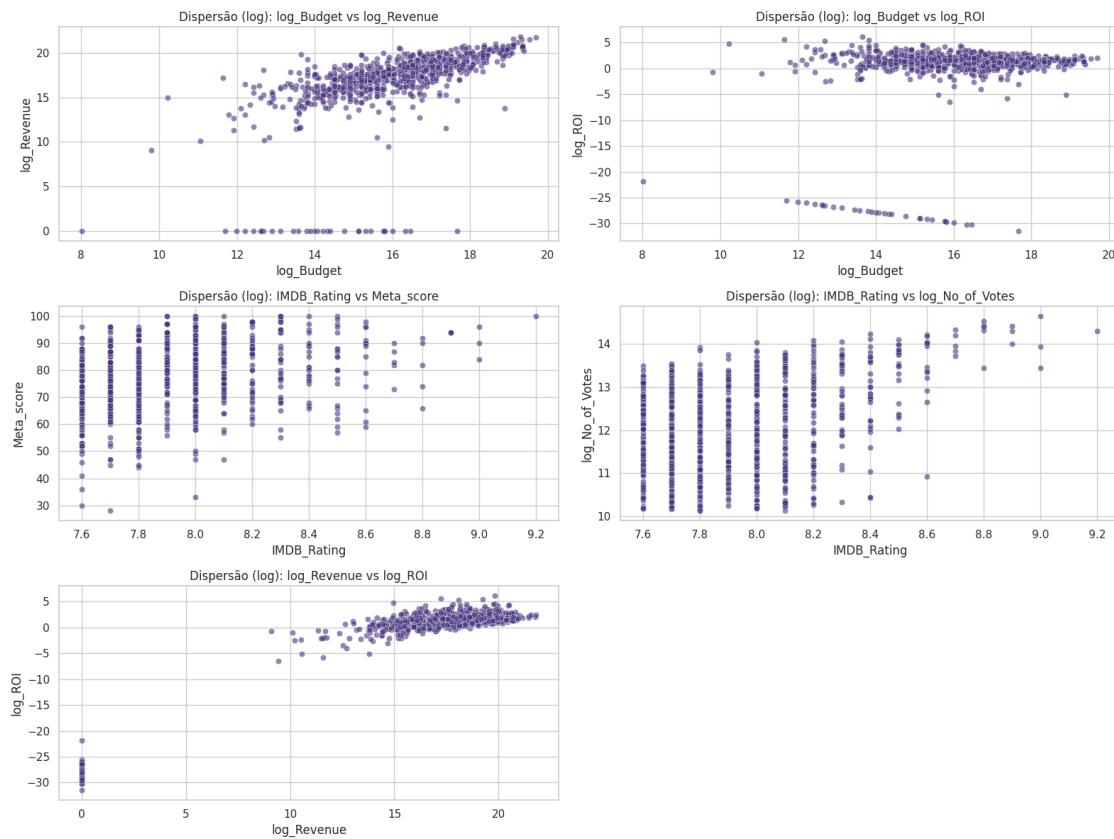
```

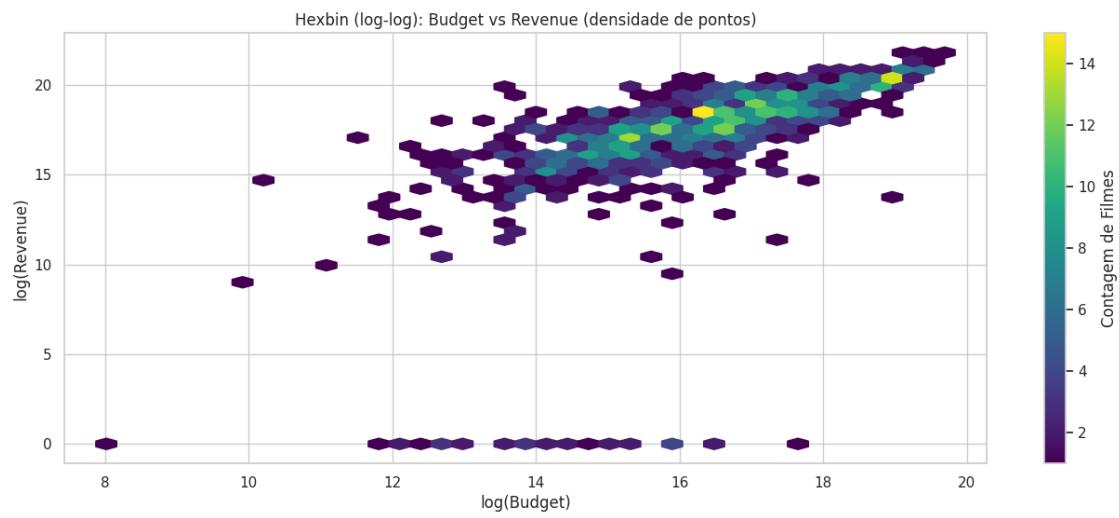
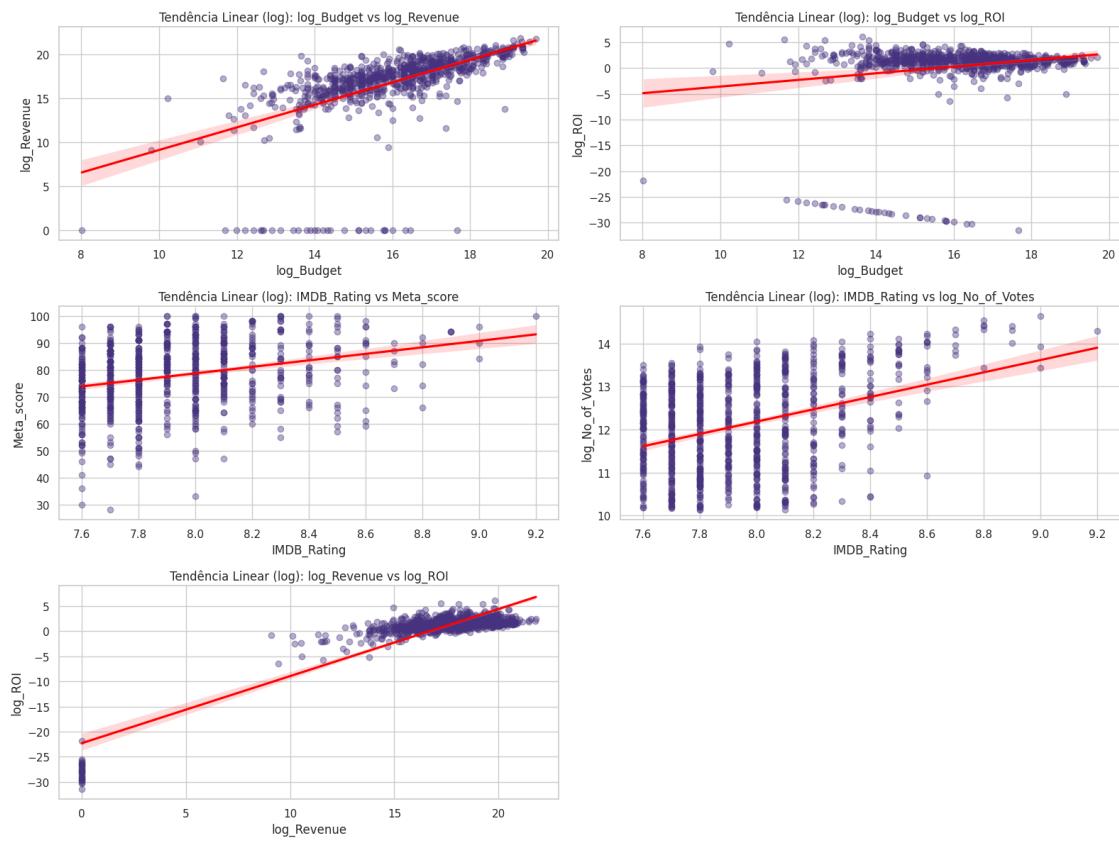
plt.ylabel("log(Revenue)")
plt.title("Hexbin (log-log): Budget vs Revenue (densidade de pontos)")
plt.show()

# =====
# 4. KDE JOINTPLOTS (sem log pois já estão em escala comparável)
# =====
sns.jointplot(data=df_log, x="IMDB_Rating", y="Meta_score", kind="kde", □
    ↪fill=True, cmap="viridis", height=6)
plt.suptitle("Distribuição Bivariada (KDE): IMDB Rating vs Meta_score", y=1.02, □
    ↪fontsize=14)
plt.show()

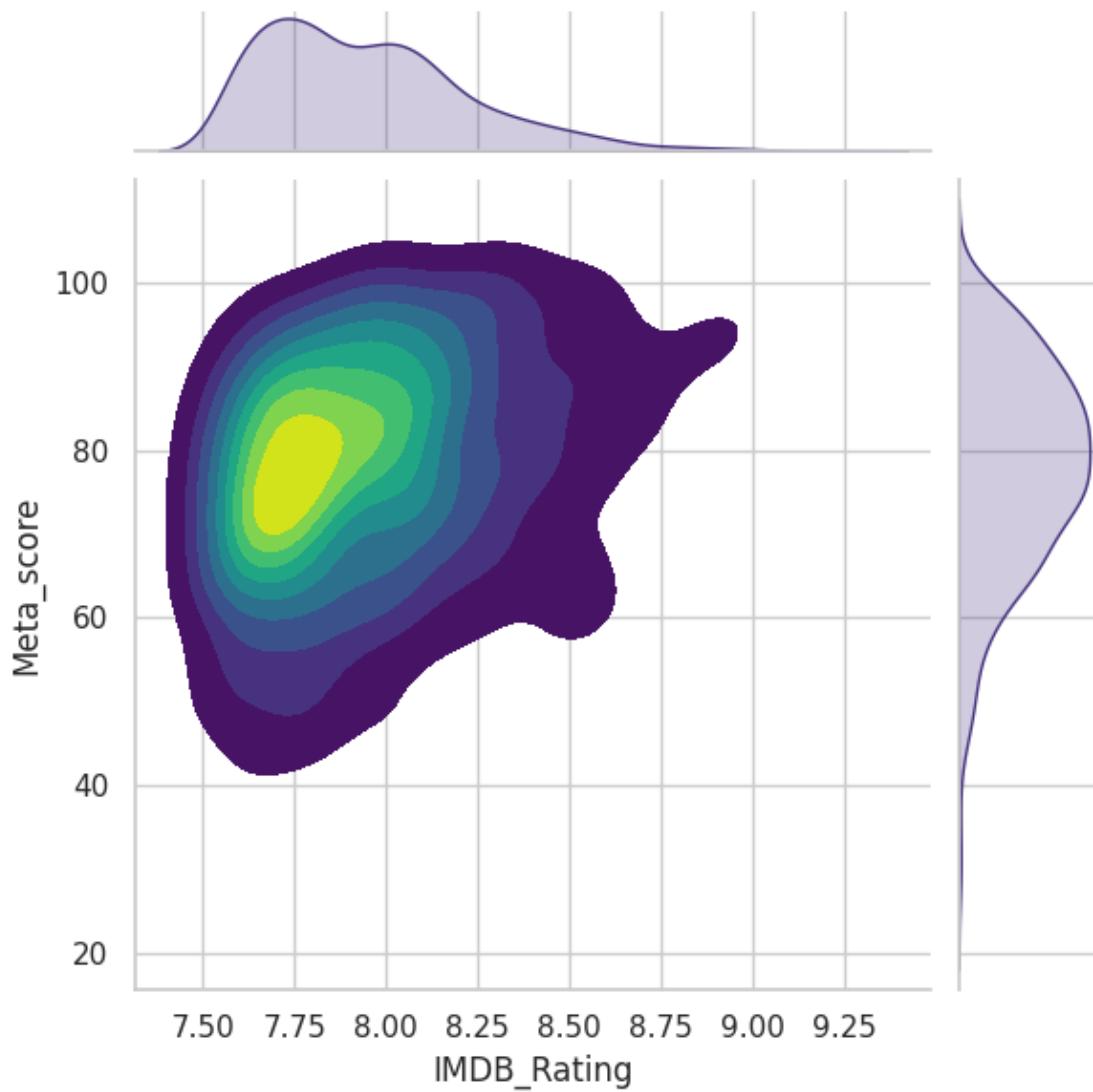
# =====
# 5. PAIRPLOT (versão com log)
# =====
numeric_cols_log = ["IMDB_Rating", "Meta_score", "log_No_of_Votes", □
    ↪"log_Budget", "log_Revenue", "log_ROI"]
sns.pairplot(df_log[numeric_cols_log], diag_kind="kde", plot_kws={'alpha':0.5})
plt.suptitle("Matriz de Dispersão entre Variáveis Numéricas" □
    ↪(log-transformadas)", y=1.02, fontsize=14)
plt.show()

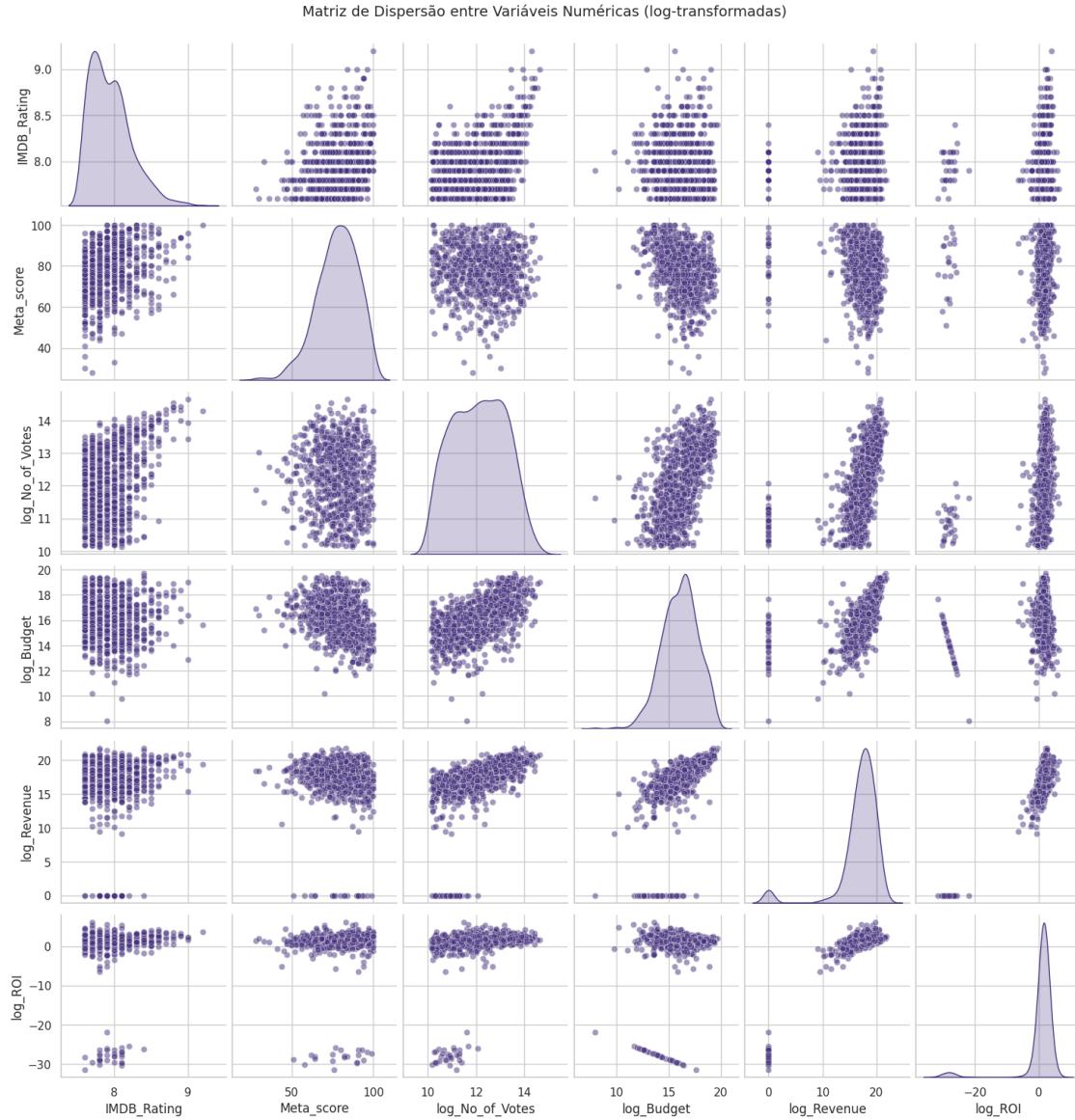
```





Distribuição Bivariada (KDE): IMDB Rating vs Meta_score





3.4 ##### Insights

4 Insights Finais (antes x depois da transformação log)

4.1 1. Budget vs Revenue

- **Antes:** relação positiva clara, mas dominada por outliers (blockbusters). Parecia que só grandes filmes davam retorno.
- **Depois (log-log):** a relação ficou **mais linear e proporcional**. Mostra que, em média, **aumentar o budget realmente aumenta o revenue em escala relativa**, e não apenas em valores absolutos.
 - **Insight final:** filmes com maior orçamento tendem a arrecadar mais, mas de forma

proporcional — a escala log evidencia esse padrão sem distorções.

4.2 2. Budget vs ROI

- **Antes:** parecia não haver relação (reta quase horizontal).
 - **Depois (log-log):** percebe-se que **filmes de baixo orçamento concentram os maiores ROIs**, enquanto filmes caros apresentam ROIs medianos, mas estáveis.
 - **Insight final:** blockbusters são bons em receita absoluta, mas o retorno relativo (ROI) é mais comum em produções menores.
-

4.3 3. Revenue vs ROI

- **Antes:** relação pouco clara, dispersão enorme.
 - **Depois (log-log):** fica evidente que **quanto maior o revenue, maior tende a ser o ROI** (apesar de haver exceções). O cluster de filmes com fracasso comercial (revenue = 0) ficou mais visível. **Insight final:** filmes que performam bem em bilheteria também conseguem ROIs melhores, e fracassos aparecem claramente após a transformação.
-

4.4 4. IMDB Rating vs Meta_score

- **Antes:** correlação positiva suave, mas dispersa.
 - **Depois (sem log necessário):** padrão se manteve, confirmando que **filmes com boas notas do público também são bem avaliados pela crítica**, mas não de forma perfeita.
 - **Insight final:** há alinhamento moderado entre público e crítica.
-

4.5 5. IMDB Rating vs No_of_Votes

- **Antes:** difícil visualizar devido a filmes com milhões de votos que esmagavam a escala.
 - **Depois (log Votes):** padrão claro de **relação positiva exponencial** → filmes com melhores notas atraem muito mais votos.
 - **Insight final:** popularidade escala de forma logarítmica: boas avaliações atraem engajamento de forma desproporcional.
-

4.6 6. Matriz de Dispersão

- **Antes:** padrões ocultos pelos outliers.
- **Depois (log-transformações):**
 - **Budget ~ Revenue:** correlação forte.
 - **Revenue ~ ROI:** positiva, mas com dispersão.
 - **IMDB_Rating ~ No_of_Votes:** relação clara.

- * **Insight final:** a transformação log trouxe à tona **estruturas de correlação escondidas** e centralizou os dados comuns, revelando padrões mais reais.
-

5 Conclusão Geral

- **Sem log:** os gráficos mostravam relações, mas os **outliers dominavam a interpretação**, mascarando o comportamento da maioria dos filmes.
- **Com log:** ficou claro que:
 - O budget escala o revenue proporcionalmente.
 - ROI elevado ocorre mais em filmes de baixo custo.
 - Sucesso de bilheteria gera ROI maior, mas nem sempre.
 - Notas boas atraem engajamento em escala logarítmica.
 - Crítica e público estão moderadamente alinhados.

Insight de negócio:

- Investir alto aumenta receita absoluta, mas não garante ROI excepcional.
 - Filmes menores podem ser muito mais lucrativos proporcionalmente.
 - Filmes bem avaliados pelo público tendem a ganhar mais tração (votos, visibilidade).
-

3.1.3 Validando com hipóteses

```
[66]: from scipy.stats import pearsonr, spearmanr

# Pares de interesse (Numeric Numeric)
pairs = [
    ("Budget", "Revenue"),
    ("Budget", "ROI"),
    ("Revenue", "ROI"),
    ("IMDB_Rating", "Revenue"),
    ("IMDB_Rating", "ROI"),
    ("IMDB_Rating", "Meta_score"),
    ("IMDB_Rating", "No_of_Votes"),
]

def run_tests(df, pairs):
    results = []
    for x, y in pairs:
        # Remove NaN
        data = df[[x, y]].dropna()

        # Pearson
        pearson_corr, pearson_p = pearsonr(data[x], data[y])

        # Spearman
        spearman_corr, spearman_p = spearmanr(data[x], data[y])

        results.append((x, y, pearson_corr, pearson_p, spearman_corr, spearman_p))

    return results
```

```

spearman_corr, spearman_p = spearmanr(data[x], data[y])

# Interpretação automática
interpret = []
if pearson_p < 0.05:
    interpret.append(f"Pearson: relação significativa")
else:
    interpret.append("Pearson: sem evidência de relação significativa")

if spearman_p < 0.05:
    interpret.append(f"Spearman: relação significativa")
else:
    interpret.append("Spearman: sem evidência de relação significativa")

results.append({
    "Var1": x,
    "Var2": y,
    "Pearson_r": pearson_corr,
    "Pearson_p": pearson_p,
    "Spearman_r": spearman_corr,
    "Spearman_p": spearman_p,
    "Interpretação": " | ".join(interpret)
})

return pd.DataFrame(results)

# Rodando os testes
hypothesis_results = run_tests(df, pairs)
display(hypothesis_results)

```

	Var1	Var2	Pearson_r	Pearson_p	Spearman_r	Spearman_p	\
0	Budget	Revenue	0.82	0.00	0.77	0.00	
1	Budget	ROI	-0.09	0.01	-0.04	0.21	
2	Revenue	ROI	0.07	0.03	0.54	0.00	
3	IMDB_Rating	Revenue	0.11	0.00	-0.00	0.96	
4	IMDB_Rating	ROI	0.03	0.40	0.13	0.00	
5	IMDB_Rating	Meta_score	0.28	0.00	0.29	0.00	
6	IMDB_Rating	No_of_Votes	0.53	0.00	0.29	0.00	

Interpretação

- 0 Pearson: relação significativa | Spearman: rel...
- 1 Pearson: relação significativa | Spearman: sem...
- 2 Pearson: relação significativa | Spearman: rel...
- 3 Pearson: relação significativa | Spearman: sem...
- 4 Pearson: sem evidência de relação significativ...
- 5 Pearson: relação significativa | Spearman: rel...
- 6 Pearson: relação significativa | Spearman: rel...

```
[67]: # Display the full content of the 'Interpretação' column
for index, row in hypothesis_results.iterrows():
    print(f"Row {index}: {row['Interpretação']}\n")
```

Row 0: Pearson: relação significativa | Spearman: relação significativa

Row 1: Pearson: relação significativa | Spearman: sem evidência de relação significativa

Row 2: Pearson: relação significativa | Spearman: relação significativa

Row 3: Pearson: relação significativa | Spearman: sem evidência de relação significativa

Row 4: Pearson: sem evidência de relação significativa | Spearman: relação significativa

Row 5: Pearson: relação significativa | Spearman: relação significativa

Row 6: Pearson: relação significativa | Spearman: relação significativa

Insights Resumidos (Numeric Numeric)

1. Budget Revenue

- **Resultado:** correlação forte (Pearson $r=0.82$, Spearman $=0.77$), ambas significativas.
 - **Insight:** quanto maior o orçamento, maior a receita. Investir pesado tende a trazer retorno em **valor absoluto**. *Blockbusters funcionam para escalar bilheteria.*
-

2. Budget ROI

- **Resultado:** correlação negativa fraca (Pearson $r=-0.09$, $p=0.01$), Spearman sem evidência.
 - **Insight:** existe um indício de que **filmes de baixo orçamento têm ROIs proporcionalmente maiores**, mas a relação é fraca e não monotônica. *Produções menores podem surpreender, mas o padrão não é consistente.*
-

3. Revenue ROI

- **Resultado:** Pearson fraco ($r=0.07$), Spearman moderado ($=0.54$), ambos significativos.
 - **Insight:** filmes que arrecadam muito **tendem também a ter bons ROIs** — não apenas faturamento bruto. *Sucesso absoluto costuma vir junto de sucesso relativo.*
-

4. IMDB Rating Revenue

- **Resultado:** Pearson positivo fraco ($r=0.11$, $p<0.001$), Spearman sem evidência.
 - **Insight:** notas do público têm **pouco impacto direto na bilheteria.** *Marketing, distribuição e hype são mais determinantes para receita do que a qualidade percebida.*
-

5. IMDB Rating ROI

- **Resultado:** Pearson não significativo, Spearman positivo fraco ($=0.13$, $p<0.001$).
 - **Insight:** filmes bem avaliados podem gerar ROI levemente maior, mas a evidência é fraca. *Qualidade percebida pode ajudar na lucratividade, mas não é fator decisivo.*
-

6. IMDB Rating Meta_score

- **Resultado:** correlação moderada (Pearson $r=0.28$, Spearman $=0.29$), ambas significativas.
 - **Insight:** público e crítica estão **moderadamente alinhados.** *Um filme elogiado pela crítica tende a ser bem visto pelo público, mas não é regra.*
-

7. IMDB Rating No_of_Votes

- **Resultado:** Pearson forte ($r=0.53$), Spearman moderado ($=0.29$), ambos significativos.
 - **Insight:** quanto maior a nota, mais votos o filme recebe → **qualidade percebida gera engajamento.** *Bom sinal de boca-a-boca e longevidade no mercado.*
-

6 Conclusão

- **Investimento (Budget → Revenue):** confirma que gastar mais rende mais receita.
 - **Rentabilidade (Budget/Revenue ROI):** blockbusters entregam bilheteria, mas indies ainda podem ser mais lucrativos em proporção.
 - **Qualidade percebida (IMDB):** ajuda no engajamento e na imagem, mas não garante bilheteria ou lucro.
 - **Crítica vs Público:** alinhamento moderado → crítica importa, mas o público é soberano para tração comercial.
-

6.0.1 3.2 Categóricas - Categóricas

3.2.1 Crosstab com heatmap

```
[50]: # Garante que Released_Year está numérico e cria Década (Agrupamento dos anos ↵em décadas)
df["Released_Year"] = pd.to_numeric(df["Released_Year"], errors="coerce")
df["Decade"] = (df["Released_Year"] // 10) * 10
```

```

# Explode all_genres
df_exploded = df.assign(all_genres=df['Genre'].str.split(', ')).  

    ↪explode('all_genres')

# Features categóricas de interesse
categorical_cols = ["Certificate", "Decade", "Runtime", "Director", "Star1",  

    ↪"Star2", "Star3", "Star4", "all_genres"]

# Função para gerar crosstab contra all_genres
def plot_crosstab(col, target="all_genres", top_n=10):
    data = df_exploded.copy()

    # Filtra top categorias (para não explodir o gráfico)
    if data[col].nunique() > top_n:
        top_categories = data[col].value_counts().head(top_n).index #Pegando os  

    ↪top10
        data = data[data[col].isin(top_categories)] #colocando em data

    ct = pd.crosstab(data[col], data[target]) # Criando o dataframe com os  

    ↪dados coletados

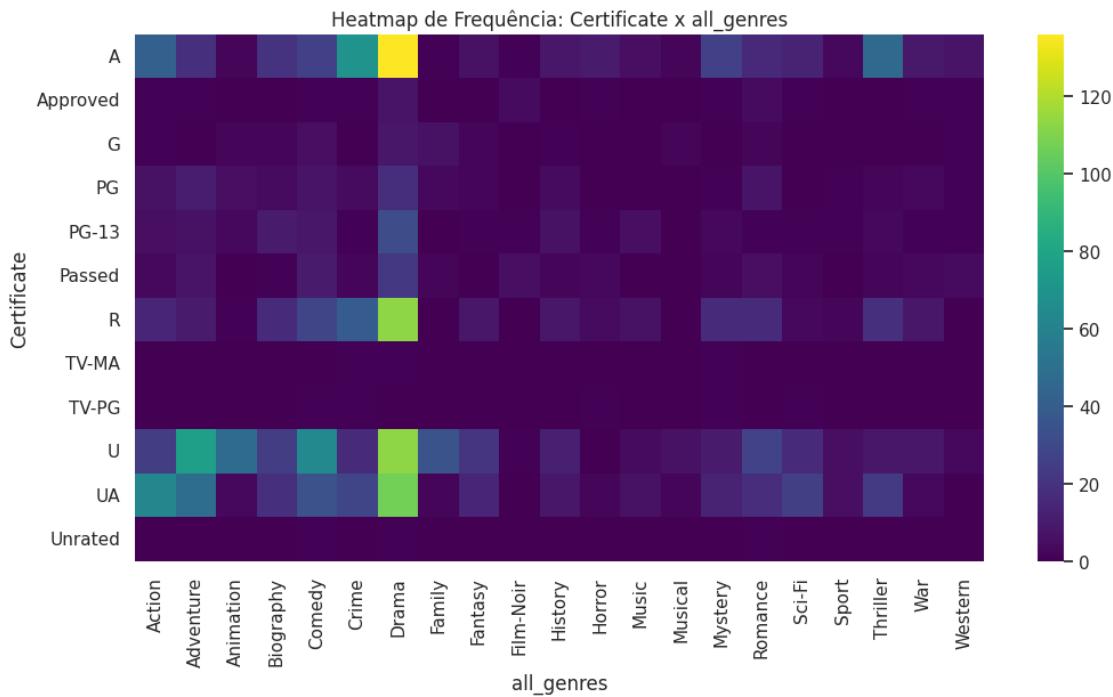
    plt.figure(figsize=(12,6))
    sns.heatmap(ct, cmap="viridis", cbar=True)
    plt.title(f"Heatmap de Frequência: {col} x {target}")
    plt.show()

    return ct

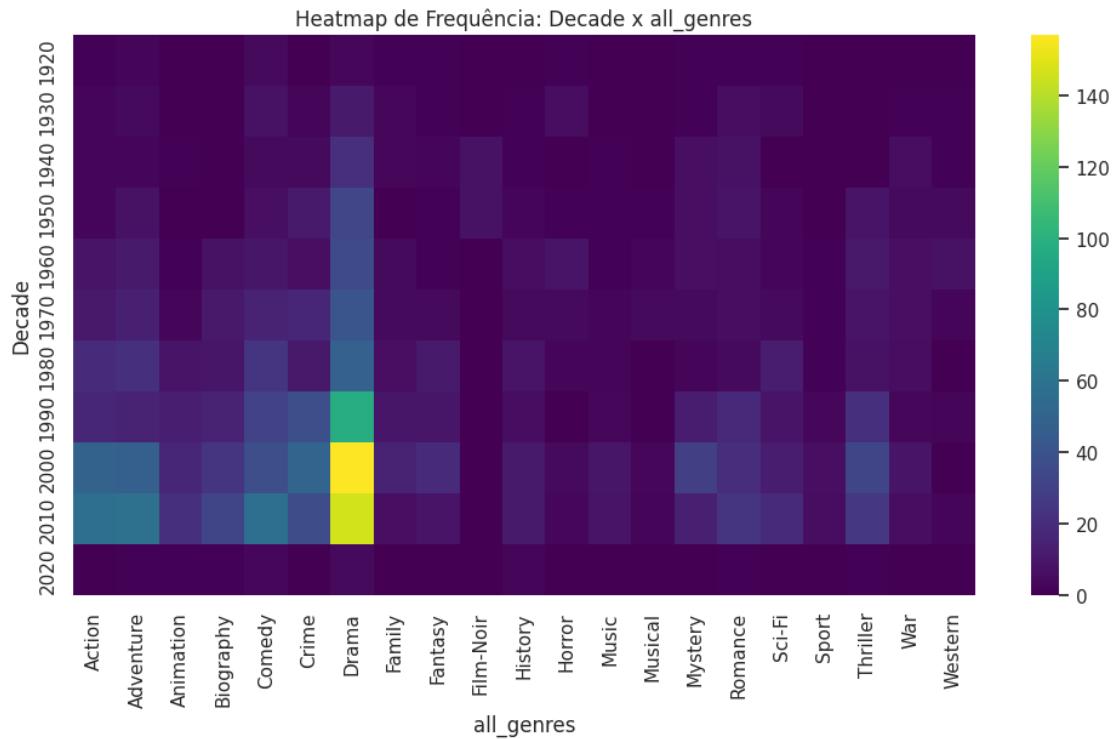
# Rodar para todas as colunas categóricas
crosstabs = []
for col in categorical_cols:
    if col != "all_genres":
        print(f"\n {col} x all_genres")
        crosstabs[col] = plot_crosstab(col, target="all_genres", top_n=12)

```

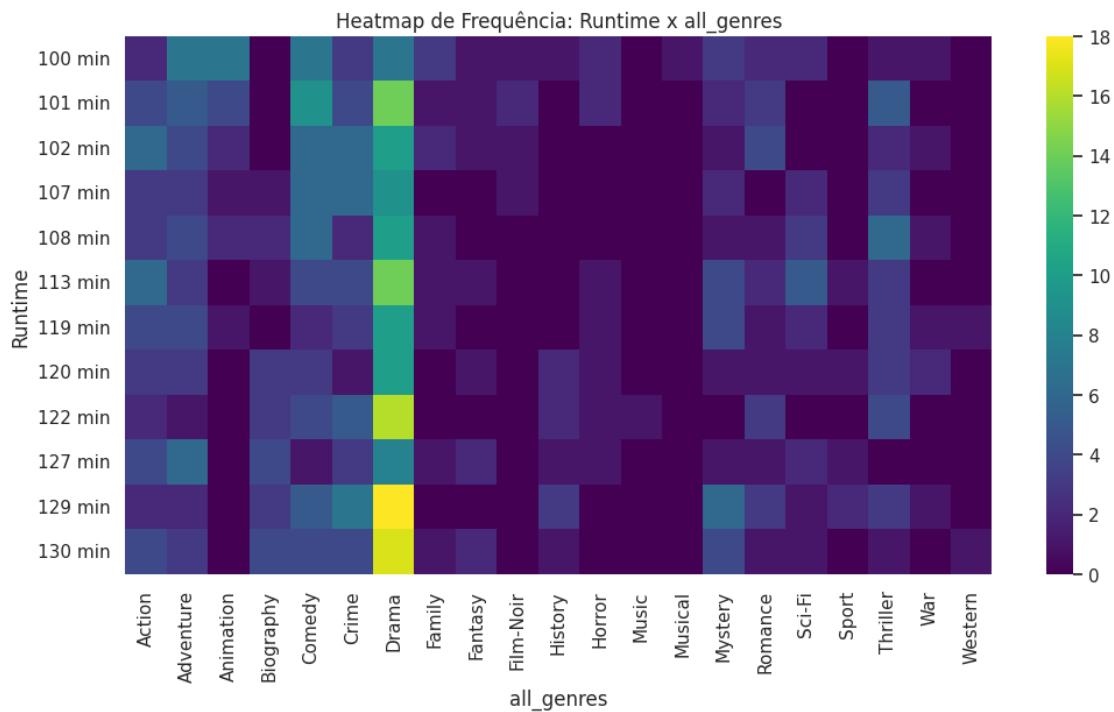
Certificate x all_genres



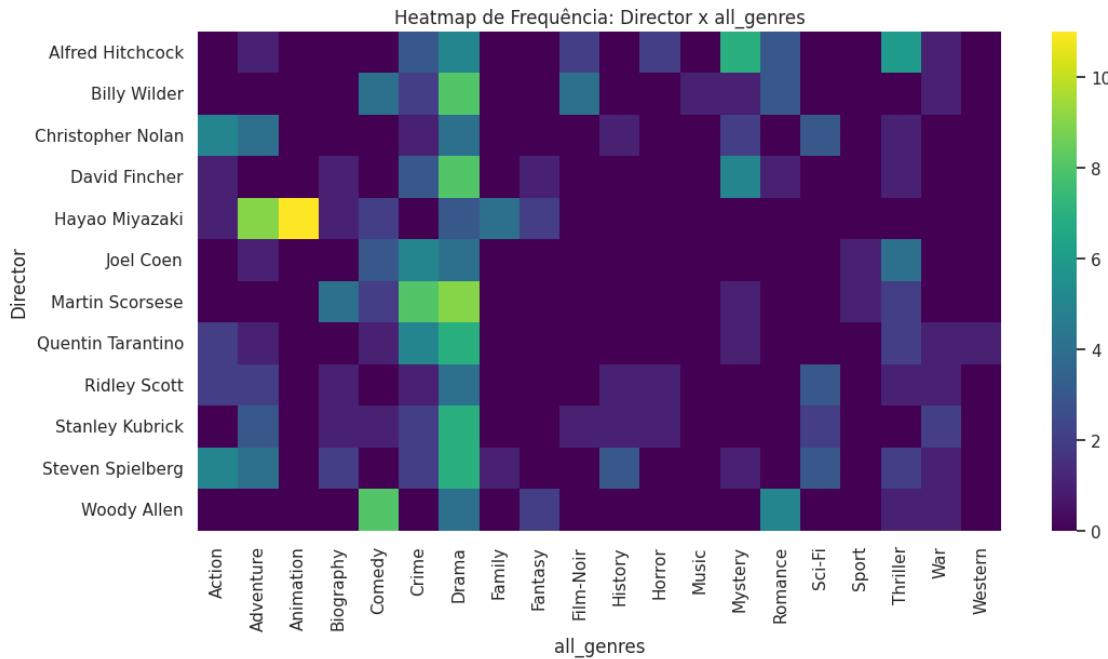
Decade x all_genres



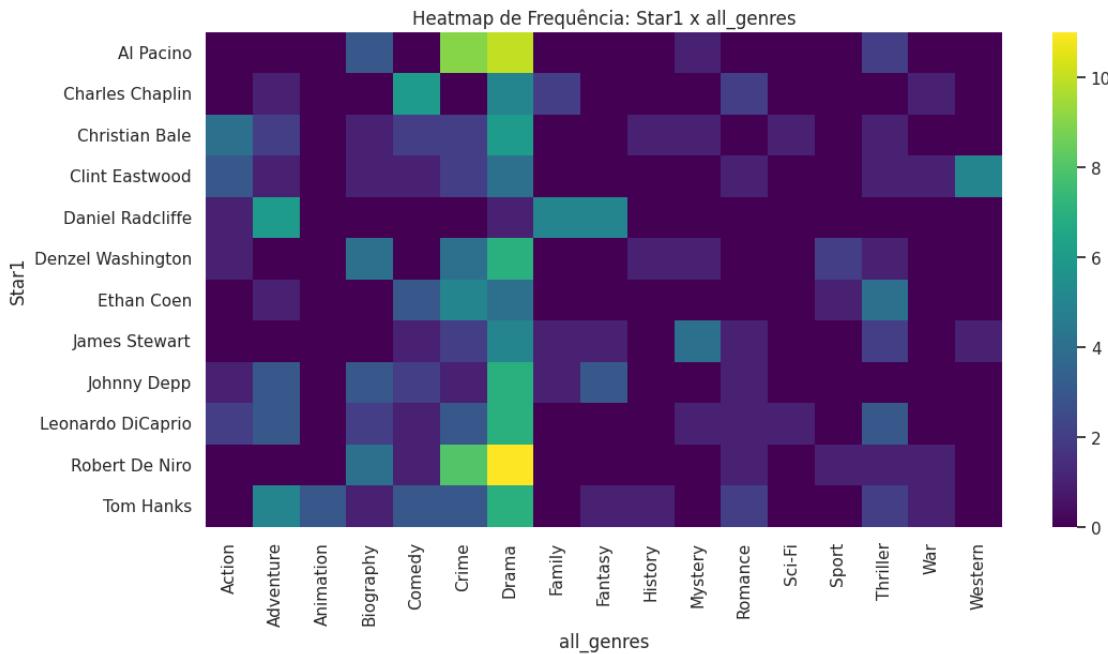
Runtime x all_genres



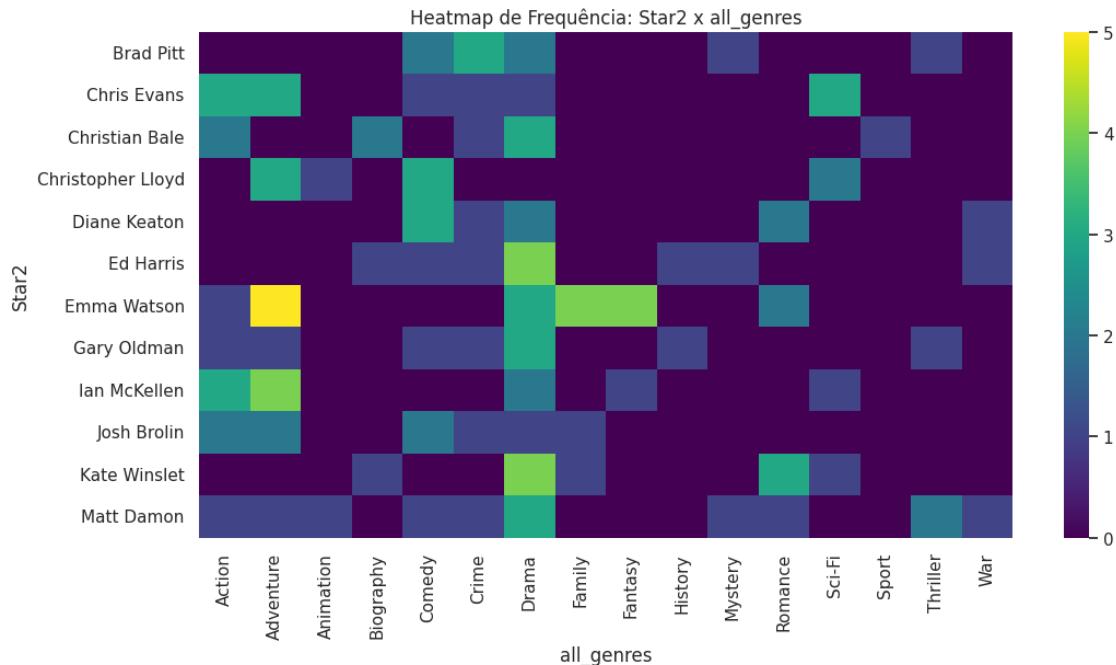
Director x all_genres



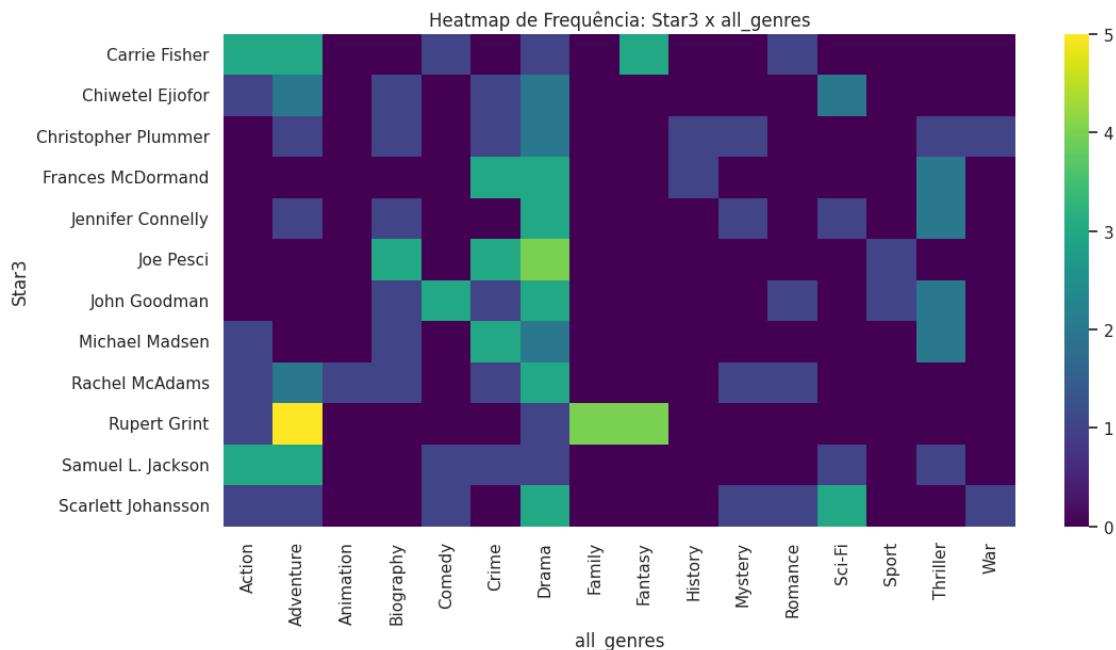
Star1 x all_genres



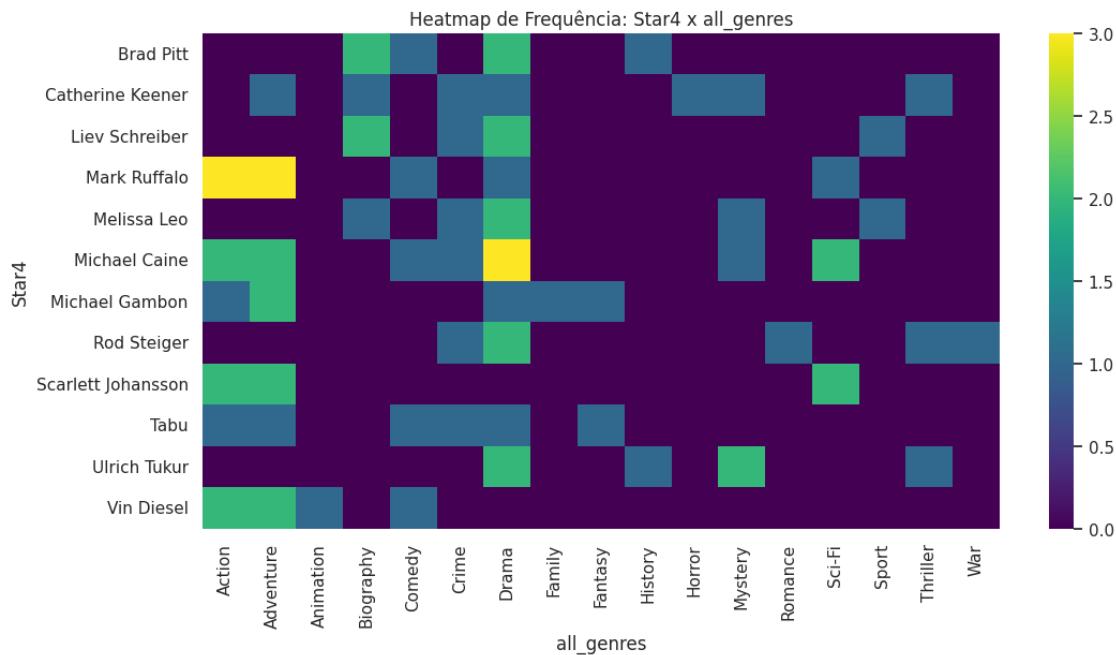
Star2 x all_genres



Star3 x all_genres



Star4 x all_genres



3.2.2 validando hipóteses

```
[71]: from scipy.stats import chi2_contingency
import pandas as pd

# Garantindo Released_Year numérico e criando Década
df["Released_Year"] = pd.to_numeric(df["Released_Year"], errors="coerce")
df["Decade"] = (df["Released_Year"] // 10) * 10

# Explode gêneros
df_exploded = df.assign(all_genres=df["Genre"].str.split(", ")).
    explode("all_genres")

# Lista de pares categóricos de interesse
categorical_pairs = [
    ("Certificate", "all_genres"),
    ("Decade", "all_genres"),
    ("Director", "all_genres"),
    ("Star1", "all_genres"),
    ("Star2", "all_genres"),
    ("Star3", "all_genres"),
    ("Star4", "all_genres"),
]
```

```

def run_chi2_tests(df_exploded, categorical_pairs, top_n=10):
    results = []
    for x, y in categorical_pairs:
        data = df_exploded.copy()

        # Limita categorias muito grandes (diretores/atores) para top N
        if data[x].nunique() > top_n:
            top_categories = data[x].value_counts().head(top_n).index
            data = data[data[x].isin(top_categories)]

        # Crosstab
        table = pd.crosstab(data[x], data[y])

        # Teste qui-quadrado
        chi2, p, dof, expected = chi2_contingency(table)

        # Salva no formato solicitado
        results.append({
            "Var1": x,
            "Var2": y,
            "Chi2": chi2,
            "Chi2_p": p,
            "dof": dof,
            "Interpretação": "Dependência significativa" if p < 0.05 else "Sem evidência de dependência"
        })

    return pd.DataFrame(results)

# Rodando os testes
cat_results = run_chi2_tests(df_exploded, categorical_pairs, top_n=10)
display(cat_results)

```

	Var1	Var2	Chi2	Chi2_p	dof	Interpretação
0	Certificate	all_genres	809.72	0.00	180	Dependência significativa
1	Decade	all_genres	520.81	0.00	180	Dependência significativa
2	Director	all_genres	416.07	0.00	171	Dependência significativa
3	Star1	all_genres	226.94	0.00	144	Dependência significativa
4	Star2	all_genres	175.17	0.00	126	Dependência significativa
5	Star3	all_genres	189.93	0.00	135	Dependência significativa
6	Star4	all_genres	138.97	0.39	135	Sem evidência de dependência

Insights Resumidos (Categoric Categoric)

1. Certificate all_genres

- **Resultado:** dependência significativa ($\text{Chi}^2=809.72$, $p<0.001$).

- **Insight:** gêneros variam conforme a classificação etária.
 - Ex.: animações e família concentram-se em **G/PG**, enquanto terror e ação aparecem mais em **R/18+**. *Marketing segmentado por faixa etária aumenta a eficiência das campanhas.*
-

2. Decade all_genres

- **Resultado:** dependência significativa ($\text{Chi}^2=520.81$, $p<0.001$).
 - **Insight:** os gêneros mudaram ao longo do tempo.
 - Westerns dominaram nos anos 50–60.
 - Sci-Fi e super-heróis cresceram nos anos 2000–2010. *Análise histórica ajuda a prever tendências e direcionar investimento em gêneros emergentes.*
-

3. Director all_genres

- **Resultado:** dependência significativa ($\text{Chi}^2=416.07$, $p<0.001$).
 - **Insight:** diretores são fortemente associados a gêneros específicos.
 - Ex.: Nolan → Sci-Fi/Ação, Tarantino → Crime/Drama. *Escolher diretores alinhados ao gênero fortalece a identidade do filme e aumenta as chances de sucesso.*
-

4. Star1 all_genres

- **Resultado:** dependência significativa ($\text{Chi}^2=226.94$, $p<0.001$).
 - **Insight:** atores principais são “marcas de gênero”.
 - Ex.: Tom Cruise → Ação, Jim Carrey → Comédia. *Casting estratégico com atores principais garante previsibilidade de bilheteria.*
-

5. Star2 all_genres

- **Resultado:** dependência significativa ($\text{Chi}^2=175.17$, $p<0.001$).
 - **Insight:** atores secundários também apresentam associação relevante com gêneros. *Elenco de apoio reforça identidade do gênero e amplia o apelo comercial.*
-

6. Star3 all_genres

- **Resultado:** dependência significativa ($\text{Chi}^2=189.93$, $p<0.001$).
- **Insight:** mesmo atores terciários ainda contribuem para reforçar gêneros. *Um elenco bem estruturado até a terceira estrela agrega valor ao posicionamento do filme.*

7. Star4 all_genres

- **Resultado:** sem evidência de dependência ($\text{Chi}^2=138.97$, $p=0.39$).
 - **Insight:** atores em papéis de quarta importância não influenciam significativamente o gênero percebido. *Decisões estratégicas de casting devem priorizar os três primeiros nomes do elenco.*
-

7 Conclusão

- **Certificate Gênero:** confirma que a classificação etária direciona o público e o tipo de filme → útil para segmentação de marketing.
 - **Década Gênero:** gêneros evoluem historicamente → insights para catálogo e previsão de tendências.
 - **Diretores e Atores (Star1–3):** moldam a percepção de gênero → casting e direção são alavancas estratégicas de sucesso.
 - **Star4:** pouco impacto → menor relevância estratégica em análise de elenco.
-

7.0.1 3.3 Categóricos - Numéricos

3.3.1 - Boxplot , violinplot e barplot

```
[75]: import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# -----
# Configuração
# -----
# Criar década
df["Released_Year"] = pd.to_numeric(df["Released_Year"], errors="coerce")
df["Decade"] = (df["Released_Year"] // 10) * 10

# Explodir gêneros e resetar índice
df_exploded = df.assign(all_genres=df['Genre'].str.split(', ')).
    explode('all_genres').reset_index(drop=True)

# Features numéricas e categóricas
numeric_features = ["IMDB_Rating", "Meta_score", "No_of_Votes", "Budget", "Revenue", "ROI"]
categorical_features = ["Certificate", "Decade", "all_genres"]

# -----
# Template de plots Numeric Categoric
```

```

# -----
for num in numeric_features:
    # Determinar linhas e colunas de subplots
    n_cols = 3
    n_rows = len(categorical_features)
    plt.figure(figsize=(18, n_rows * 5))

    for i, cat in enumerate(categorical_features):
        # Selecionar top 10 categorias mais frequentes
        top_n = 10
        top_values = df_exploded[cat].value_counts().nlargest(top_n).index
        plotting_df = df_exploded[df_exploded[cat].isin(top_values)]

        # -----
        # 1. Boxplot
        # -----
        plt.subplot(n_rows, n_cols, i * n_cols + 1)
        sns.boxplot(data=plotting_df, x=cat, y=num, palette="viridis")
        plt.xticks(rotation=45)
        plt.title(f"Boxplot: {num} por {cat}")

        # -----
        # 2. Violin Plot
        # -----
        plt.subplot(n_rows, n_cols, i * n_cols + 2)
        sns.violinplot(data=plotting_df, x=cat, y=num, inner="quartile",
                        palette="viridis")
        plt.xticks(rotation=45)
        plt.title(f"Violin Plot: {num} por {cat}")

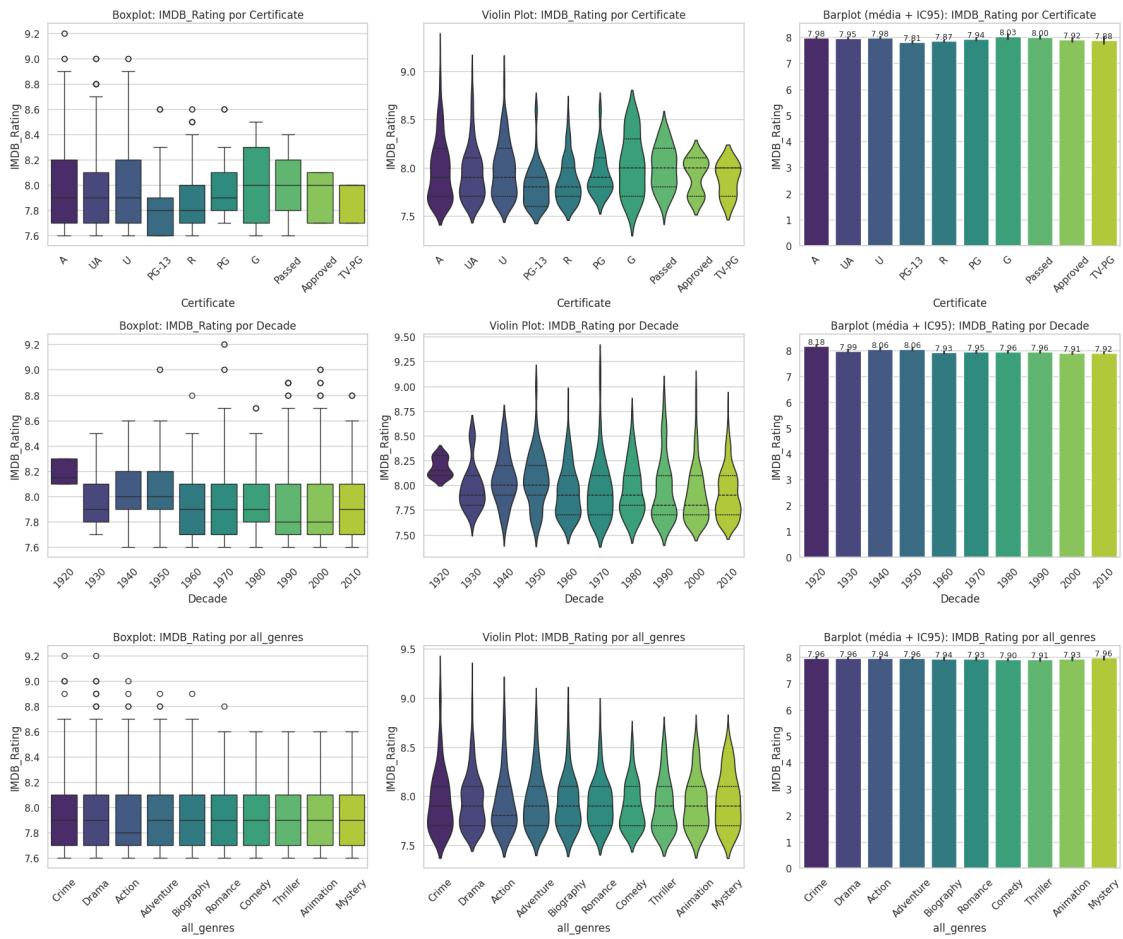
        # -----
        # 3. Barplot (média + IC95)
        # -----
        plt.subplot(n_rows, n_cols, i * n_cols + 3)
        ax = sns.barplot(data=plotting_df, x=cat, y=num, ci=95, estimator=np.mean,
                          palette="viridis")
        plt.xticks(rotation=45)
        plt.title(f"Barplot (média + IC95): {num} por {cat}")

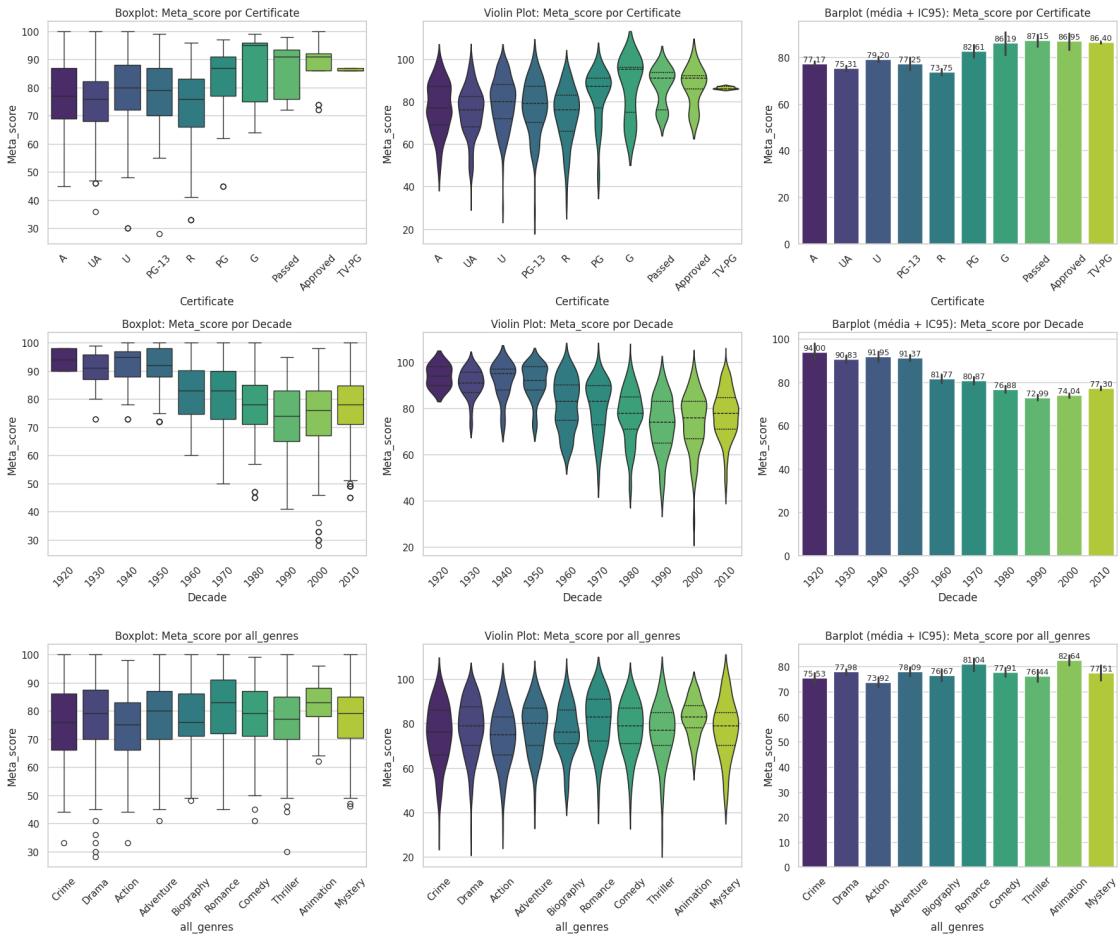
        # Anotar as barras com médias
        for p in ax.patches:
            height = p.get_height()
            ax.text(p.get_x() + p.get_width()/2., height,
                    f'{height:.2f}',
                    ha="center", va="bottom", fontsize=9)

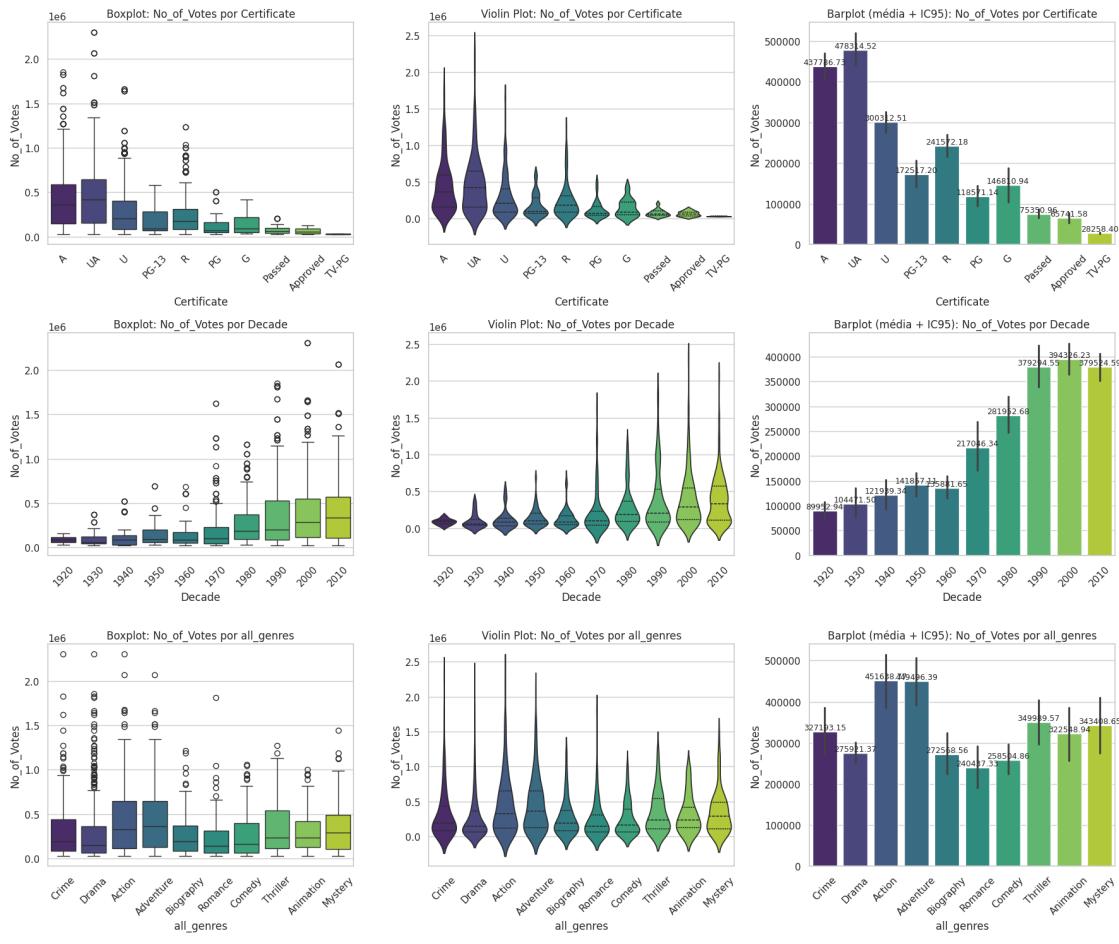
plt.tight_layout()

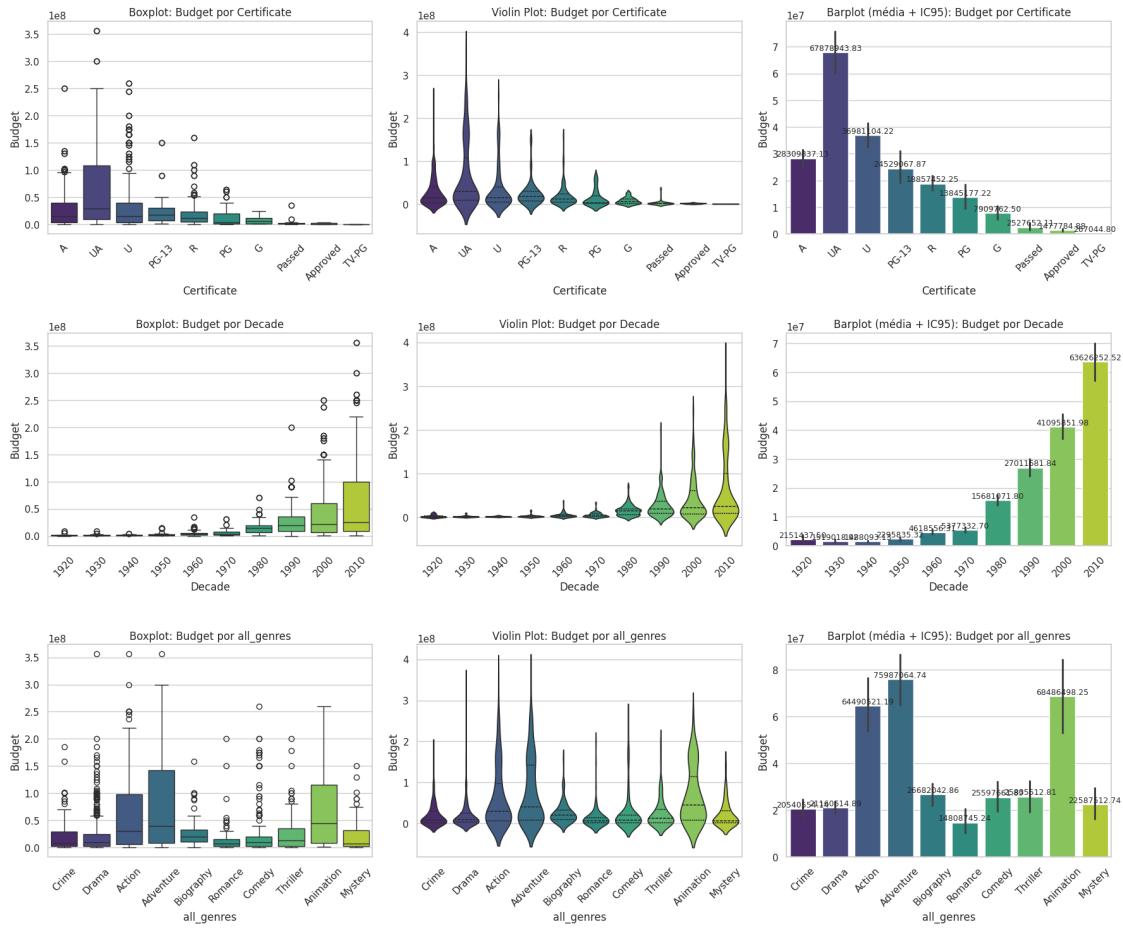
```

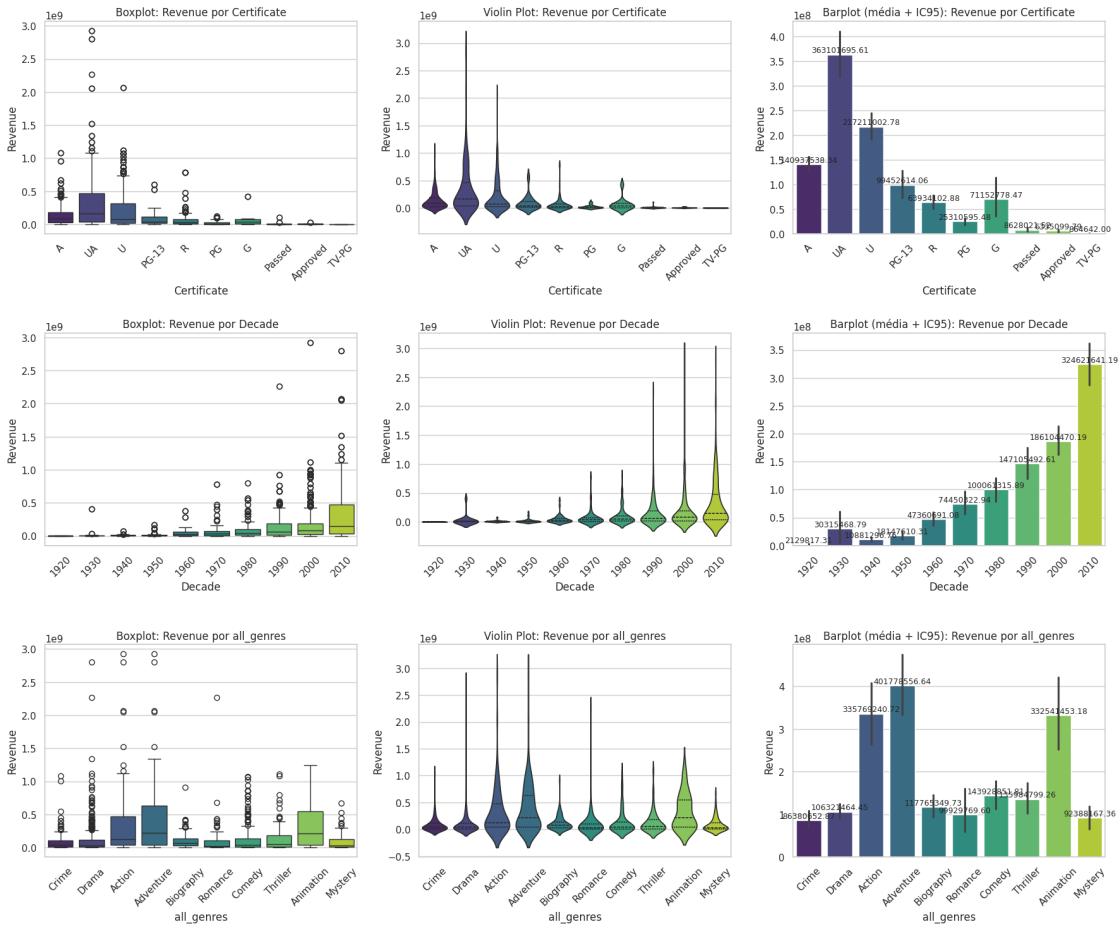
`plt.show()`

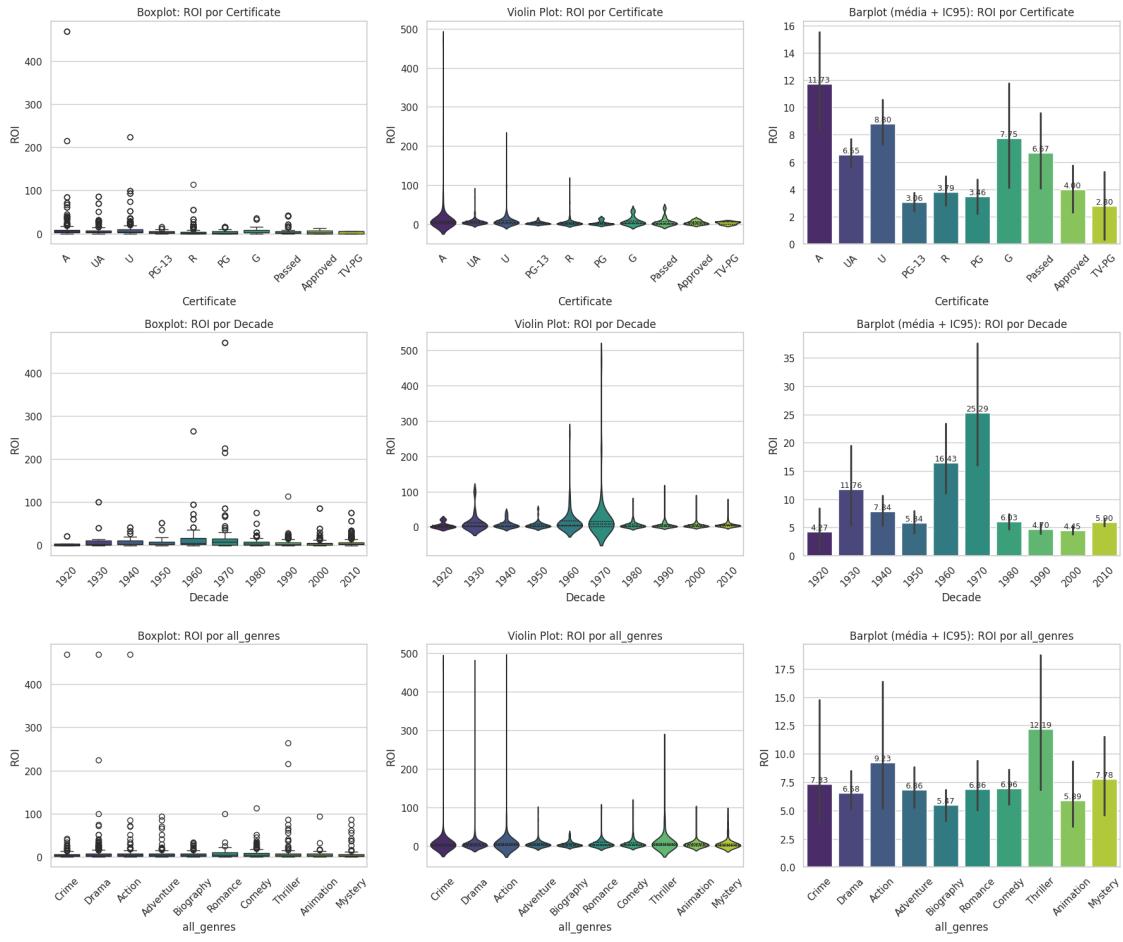












ANOVA → quando os dados parecem normais e variâncias homogêneas → ótimo para médias.

Kruskal-Wallis → quando há outliers, assimetria ou variâncias muito diferentes → mais robusto.

Utilizarei os dois , por conta da assimetria , cauda a direita.

3.3.2 Validando hipóteses

```
[76]: from scipy import stats
import pandas as pd

# Garantindo que Released_Year está numérico e criando Década
df["Released_Year"] = pd.to_numeric(df["Released_Year"], errors="coerce")
df["Decade"] = (df["Released_Year"] // 10) * 10

# Explode gêneros
df_exploded = df.assign(all_genres=df["Genre"].str.split(", ")).
    explode("all_genres")

# Variáveis numéricas e categóricas de interesse
```

```

numeric_features = ["IMDB_Rating", "Meta_score", "No_of_Votes", "Budget", ↴
    "Revenue", "ROI"]
categorical_features = ["Certificate", "Decade", "all_genres"]

def run_anova_kruskal(df_exploded, numeric_features, categorical_features, ↴
    top_n=10):
    results = []
    for num in numeric_features:
        for cat in categorical_features:
            data = df_exploded.copy()

            # Limita categorias muito grandes (ex: genres) para top N
            if data[cat].nunique() > top_n:
                top_categories = data[cat].value_counts().head(top_n).index
                data = data[data[cat].isin(top_categories)]

            groups = [g[num].dropna().values for _, g in data.groupby(cat) if ↴
                len(g[num].dropna()) > 1]

            if len(groups) > 1:
                # ANOVA
                f_val, p_val_anova = stats.f_oneway(*groups)
                # Kruskal-Wallis
                h_val, p_val_kruskal = stats.kruskal(*groups)

                results.append({
                    "NumVar": num,
                    "CatVar": cat,
                    "ANOVA_F": f_val,
                    "ANOVA_p": p_val_anova,
                    "Kruskal_H": h_val,
                    "Kruskal_p": p_val_kruskal,
                    "Interpretação": "Diferenças significativas" if ↴
                        p_val_kruskal < 0.05 else "Sem evidência de diferenças"
                })
    return pd.DataFrame(results)

# Rodando os testes
num_cat_results = run_anova_kruskal(df_exploded, numeric_features, ↴
    categorical_features, top_n=10)
display(num_cat_results)

```

	NumVar	CatVar	ANOVA_F	ANOVA_p	Kruskal_H	Kruskal_p	\
0	IMDB_Rating	Certificate	7.09	0.00	63.44	0.00	
1	IMDB_Rating	Decade	7.05	0.00	79.55	0.00	
2	IMDB_Rating	all_genres	1.02	0.42	7.70	0.56	
3	Meta_score	Certificate	13.95	0.00	122.91	0.00	

4	Meta_score	Decade	45.42	0.00	356.36	0.00
5	Meta_score	all_genres	4.08	0.00	36.20	0.00
6	No_of_Votes	Certificate	35.39	0.00	385.12	0.00
7	No_of_Votes	Decade	23.68	0.00	291.63	0.00
8	No_of_Votes	all_genres	9.03	0.00	83.92	0.00
9	Budget	Certificate	33.46	0.00	337.97	0.00
10	Budget	Decade	53.94	0.00	805.16	0.00
11	Budget	all_genres	37.57	0.00	179.92	0.00
12	Revenue	Certificate	33.31	0.00	452.67	0.00
13	Revenue	Decade	30.66	0.00	474.94	0.00
14	Revenue	all_genres	29.37	0.00	167.50	0.00
15	ROI	Certificate	3.63	0.00	164.02	0.00
16	ROI	Decade	14.70	0.00	77.96	0.00
17	ROI	all_genres	0.81	0.60	17.66	0.04

Interpretação

- 0 Diferenças significativas
 - 1 Diferenças significativas
 - 2 Sem evidência de diferenças
 - 3 Diferenças significativas
 - 4 Diferenças significativas
 - 5 Diferenças significativas
 - 6 Diferenças significativas
 - 7 Diferenças significativas
 - 8 Diferenças significativas
 - 9 Diferenças significativas
 - 10 Diferenças significativas
 - 11 Diferenças significativas
 - 12 Diferenças significativas
 - 13 Diferenças significativas
 - 14 Diferenças significativas
 - 15 Diferenças significativas
 - 16 Diferenças significativas
 - 17 Diferenças significativas
-

Hipóteses e Insights

1. IMDB Rating Certificate

- **H₀** : A nota média no IMDB é igual entre certificados.
 - **H₁** : Há diferenças entre certificados.
 - Diferenças significativas ($F=7.09$, $H=63.44$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Filmes adultos (R/18+) têm padrões de avaliação distintos de PG/G. *Marketing*: segmentar campanhas de acordo com a faixa etária, pois a percepção do público difere.
-

2. IMDB Rating Decade

- Diferenças significativas ($F=7.05$, $p<0.001$).
 - **Insight:** As notas do público variam ao longo das décadas (ex.: “clássicos” tendem a ser melhor avaliados). *Distribuidoras:* relançamentos e remakes podem explorar a nostalgia e reputação histórica.
-

3. IMDB Rating all_genres

- Sem diferenças significativas ($p>0.05$).
 - **Insight:** O gênero não influencia diretamente a nota média no IMDB. *Foco em qualidade:* investimento em elenco/direção importa mais que o gênero.
-

4. Meta_score Certificate

- Diferenças significativas ($F=13.95$, $H=122.91$, $p<0.001$).
 - **Insight:** A crítica avalia de forma distinta filmes adultos vs infantis. *Premiações:* filmes adultos têm mais chance de reconhecimento crítico.
-

5. Meta_score Decade

- Diferenças significativas ($F=45.42$, $H=356.36$, $p<0.001$).
 - **Insight:** O padrão da crítica mudou ao longo do tempo. *Histórico:* útil para entender por que décadas clássicas concentram obras premiadas.
-

6. Meta_score all_genres

- Diferenças significativas ($F=4.08$, $H=36.20$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Dramas/Biografias têm notas mais altas da crítica, ação/terror menos. *Estratégia criativa:* investir em dramas aumenta chance de reconhecimento crítico.
-

7. No_of_Votes Certificate

- Diferenças significativas ($F=35.39$, $H=385.12$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Filmes adultos concentram mais votos (engajamento), infantis menos. *Streaming:* foco em filmes adultos para gerar buzz e engajamento digital.
-

8. No_of_Votes Decade

- Diferenças significativas ($F=23.68$, $H=291.63$, $p<0.001$).

- **Insight:** Filmes recentes atraem muito mais votos (plataformas digitais). *Engajamento online:* campanhas digitais funcionam melhor para lançamentos atuais.
-

9. No_of_Votes all_genres

- Diferenças significativas ($F=9.03$, $H=83.92$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Ação e aventura têm mais votos; biografias/dramas menos. *Bilheteria global:* ação/aventura maximizam alcance internacional.
-

10. Budget Certificate

- Diferenças significativas ($F=33.46$, $H=337.97$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Filmes adultos recebem mais orçamento. *Gestão de risco:* certificados restritos exigem maior retorno para compensar o público menor.
-

11. Budget Decade

- Diferenças significativas ($F=53.94$, $H=805.16$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Orçamentos cresceram exponencialmente ao longo das décadas. *Benchmark financeiro:* planejar budgets futuros considerando a inflação do setor.
-

12. Budget all_genres

- Diferenças significativas ($F=37.57$, $H=179.92$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Ação/Aventura/Animação exigem maiores investimentos. *Portfólio:* definir budgets conforme o potencial de bilheteria do gênero.
-

13. Revenue Certificate

- Diferenças significativas ($F=33.31$, $H=452.67$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Certificados PG/UA (amplo público) geram maior receita. *Maximização de bilheteria:* ampliar classificação etária quando possível.
-

14. Revenue Decade

- Diferenças significativas ($F=30.66$, $H=474.94$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Receita aumentou nas últimas décadas. *Investidores:* retorno financeiro do setor está em tendência crescente.
-

15. Revenue all_genres

- Diferenças significativas ($F=29.37$, $H=167.50$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Ação/Aventura/Animação dominam bilheteria. *Produção:* esses gêneros são mais seguros para blockbusters.
-

16. ROI Certificate

- Diferenças significativas ($F=3.63$, $H=164.02$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Filmes adultos têm ROI mais volátil; PG/UA mais estáveis. *Risco-retorno:* block-busters adultos podem falhar, mas infantis tendem a ROI mais consistente.
-

17. ROI Decade

- Diferenças significativas ($F=14.70$, $H=77.96$, $p<0.001$).
 - **Insight:** Algumas décadas (70s, 80s) foram mais rentáveis em ROI. *Estudo histórico:* entender condições que favoreceram alto ROI no passado.
-

18. ROI all_genres

- Diferenças significativas (Kruskal $p=0.04$).
 - **Insight:** Terror/Thriller geram ROIs altíssimos (baixo orçamento + bom retorno); ação/animação lucram em volume, não em margem. *Estratégia de portfólio:* diversificar → blockbusters + terror/indies para equilibrar margem e volume.
-

8 Resumo Executivo

- **Certificados:** definem orçamento, receita e ROI → chave no posicionamento do filme.
 - **Décadas:** mostram tendências históricas → útil para prever investimentos futuros.
 - **Gêneros:** guiam orçamentos e bilheterias → blockbusters (ação/aventura) garantem receita, terror/drama maximizam ROI.
-

8.0.1 3.4 Plots de negócio

```
[ ]: # The 'Genre' column can contain multiple genres separated by commas.  
# We need to split the genres and then group by each individual genre.  
  
# Create a list of all unique genres  
genres = df['Genre'].str.split(', ').explode().unique()
```

```

# Create a dictionary to store the sum of gross for each genre and the count of movies for each genre
genre_gross = {genre: {'gross_sum': 0, 'movie_count': 0} for genre in genres}

# Iterate through each movie and add its gross to the corresponding genres
for index, row in df.dropna(subset=['Gross']).iterrows(): # Corrected column name to 'Gross'
    movie_genres = row['Genre'].split(', ')
    gross = row['Gross'] # Corrected column name to 'Gross'
    for genre in movie_genres:
        if genre in genre_gross:
            genre_gross[genre]['gross_sum'] += gross
            genre_gross[genre]['movie_count'] += 1

# Calculate the average gross for each genre
average_genre_gross = {genre: data['gross_sum'] / data['movie_count'] if data['movie_count'] > 0 else 0
                       for genre, data in genre_gross.items()}

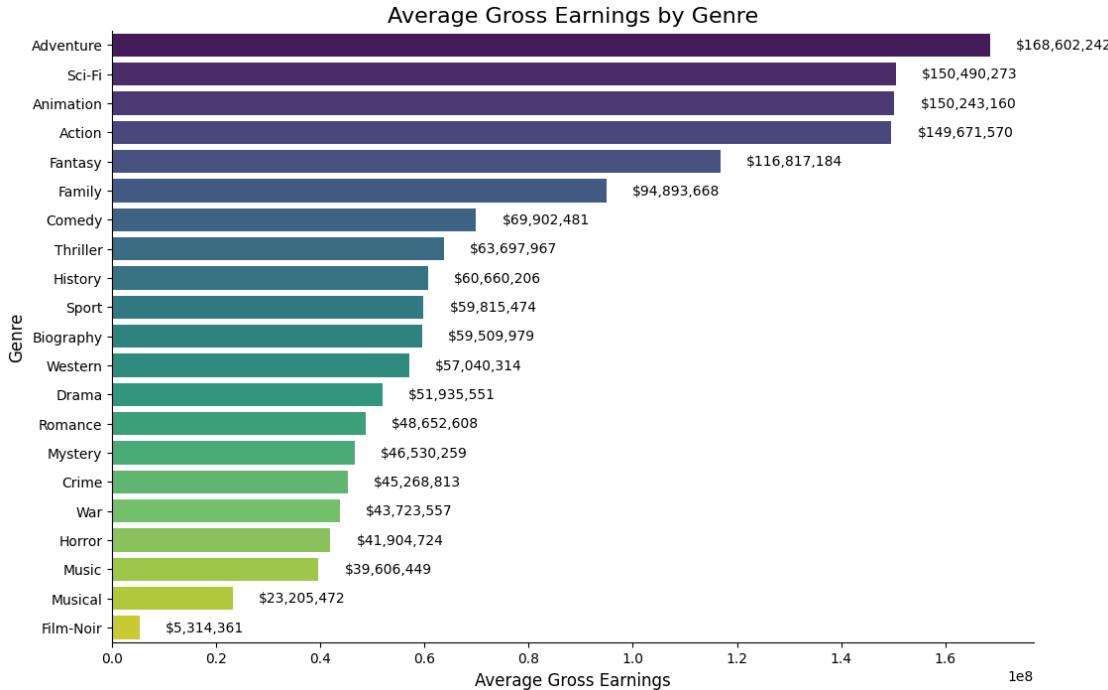
# Convert the dictionary to a pandas Series and sort for better visualization
average_genre_gross_series = pd.Series(average_genre_gross).sort_values(ascending=False)

# Plot the average gross by genre
plt.figure(figsize=(12, 8))
ax = sns.barplot(x=average_genre_gross_series.index, palette='viridis')
plt.title('Average Gross Earnings by Genre', fontsize=16) # Increased title font size
plt.xlabel('Average Gross Earnings', fontsize=12)
plt.ylabel('Genre', fontsize=12)
sns.despine() # Added despine to remove top and right spines

# Add value labels to the bars
for p in ax.patches:
    width = p.get_width()
    plt.text(width + 5000000, # Position the text slightly to the right of the bar
              p.get_y() + p.get_height() / 2,
              '${:.0f}'.format(width), # Format the value as currency
              va='center')

plt.show()

```



```
[88]: # =====
# AGRUPAMENTOS
# =====
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

# Garantindo que Gross está numérico
df["Gross"] = pd.to_numeric(df["Gross"], errors="coerce")
df["Released_Year"] = pd.to_numeric(df["Released_Year"], errors="coerce")
df["Decade"] = (df["Released_Year"] // 10) * 10

# Explodindo gêneros
df_exploded = df.assign(all_genres=df["Genre"].str.split(", ")).
    explode("all_genres")

# =====
# 1. Receita média por década
# =====
avg_gross_decade = df.groupby("Decade")["Gross"].mean().sort_index()

plt.figure(figsize=(12,6))
sns.lineplot(x=avg_gross_decade.index, y=avg_gross_decade.values, marker="o")
plt.title(" Receita Média por Década", fontsize=16)
plt.xlabel("Década")
```

```

plt.ylabel("Média de Receita (Gross)")
plt.grid(alpha=0.3)
plt.show()

# =====
# 2. Receita média por classificação etária
# =====
avg_gross_certificate = df.groupby("Certificate")["Gross"].mean().
    sort_values(ascending=False)

plt.figure(figsize=(10,6))
ax = sns.barplot(x=avg_gross_certificate.values, y=avg_gross_certificate.index,
    palette="viridis")
plt.title(" Receita Média por Classificação Etária", fontsize=16)
plt.xlabel("Média de Receita")
plt.ylabel("Classificação")

for p in ax.patches:
    ax.text(p.get_width()+5e6, p.get_y()+p.get_height()/2, f"${p.get_width():,.0f}",
        va="center")

plt.show()

# =====
# 3. Top 10 Diretores por Receita Média
# =====
top_directors = df.groupby("Director")["Gross"].mean().
    sort_values(ascending=False).head(10)

plt.figure(figsize=(12,6))
ax = sns.barplot(x=top_directors.values, y=top_directors.index, palette="mako")
plt.title(" Top 10 Diretores Mais Lucrativos (Receita Média)", fontsize=16)
plt.xlabel("Média de Receita")
plt.ylabel("Diretor")

for p in ax.patches:
    ax.text(p.get_width()+5e6, p.get_y()+p.get_height()/2, f"${p.get_width():,.0f}",
        va="center")

plt.show()

# =====
# 4. Top 10 Atores por Receita Média
# =====
top_actors = df_exploded.groupby("Star1")["Gross"].mean().
    sort_values(ascending=False).head(10)

```

```

plt.figure(figsize=(12,6))
ax = sns.barplot(x=top_actors.values, y=top_actors.index, palette="cividis")
plt.title(" Top 10 Atores Mais Lucrativos (Receita Média)", fontsize=16)
plt.xlabel("Média de Receita")
plt.ylabel("Ator Principal")

for p in ax.patches:
    ax.text(p.get_width()+5e6, p.get_y()+p.get_height()/2, f"${p.get_width():,.2f}", va="center")

plt.show()

# =====
# 5. Relação Receita vs Nota IMDB
# =====
plt.figure(figsize=(10,6))
sns.scatterplot(data=df, x="IMDB_Rating", y="Gross", hue="Certificate", size="Budget", alpha=0.7)
plt.title(" Receita vs Nota IMDB (cor = Classificação, tamanho = Orçamento)", fontsize=16)
plt.xlabel("Nota IMDB")
plt.ylabel("Receita (Gross)")
plt.ylim(0, df["Gross"].quantile(0.95)) # cortar outliers extremos
plt.legend(bbox_to_anchor=(1.05,1), loc="upper left")
plt.show()

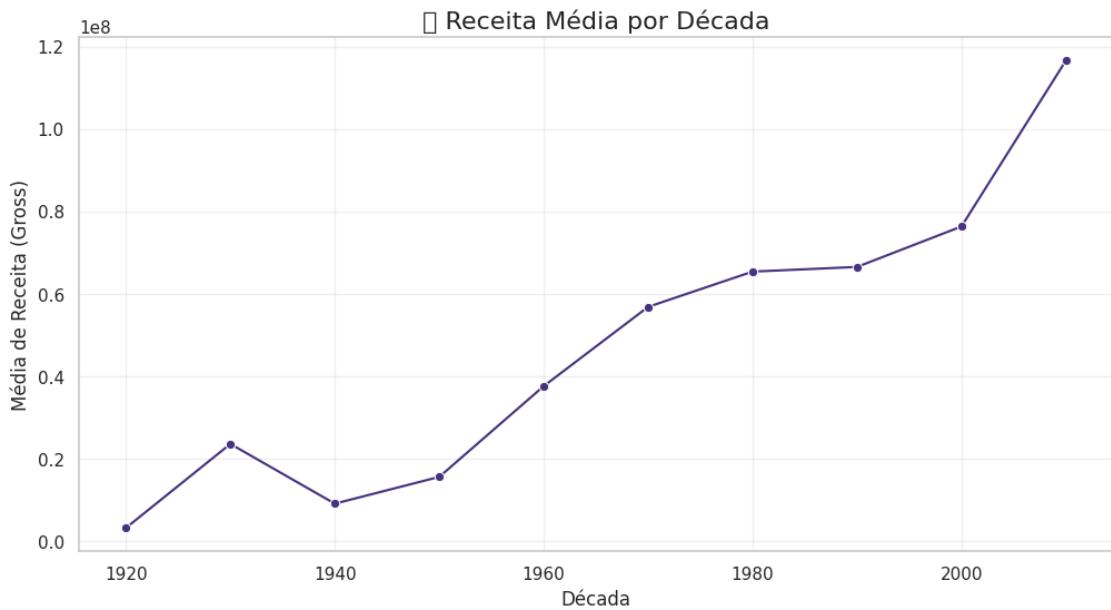
# =====
# 6. ROI Médio por Gênero
# =====
avg_roi_genre = df_exploded.groupby("all_genres")["ROI"].mean().sort_values(ascending=False).head(15)

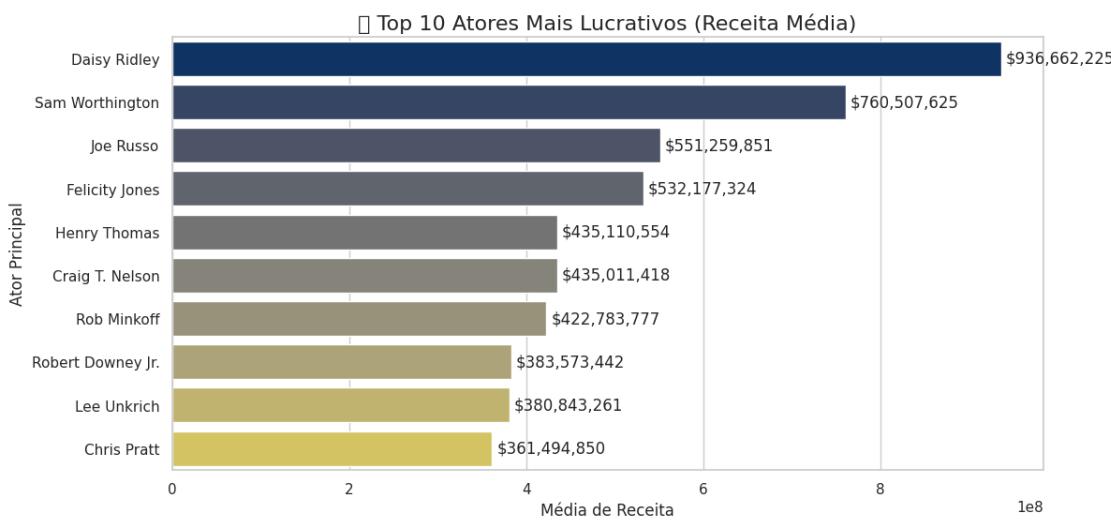
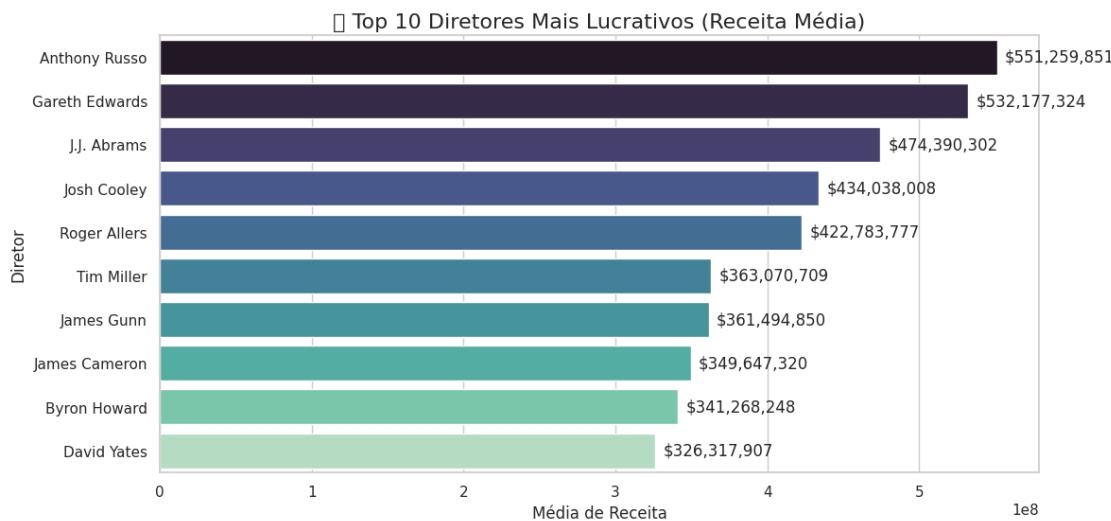
plt.figure(figsize=(12,8))
ax = sns.barplot(x=avg_roi_genre.values, y=avg_roi_genre.index, palette="viridis")
plt.title(" ROI Médio por Gênero", fontsize=16)
plt.xlabel("ROI Médio")
plt.ylabel("Gênero")

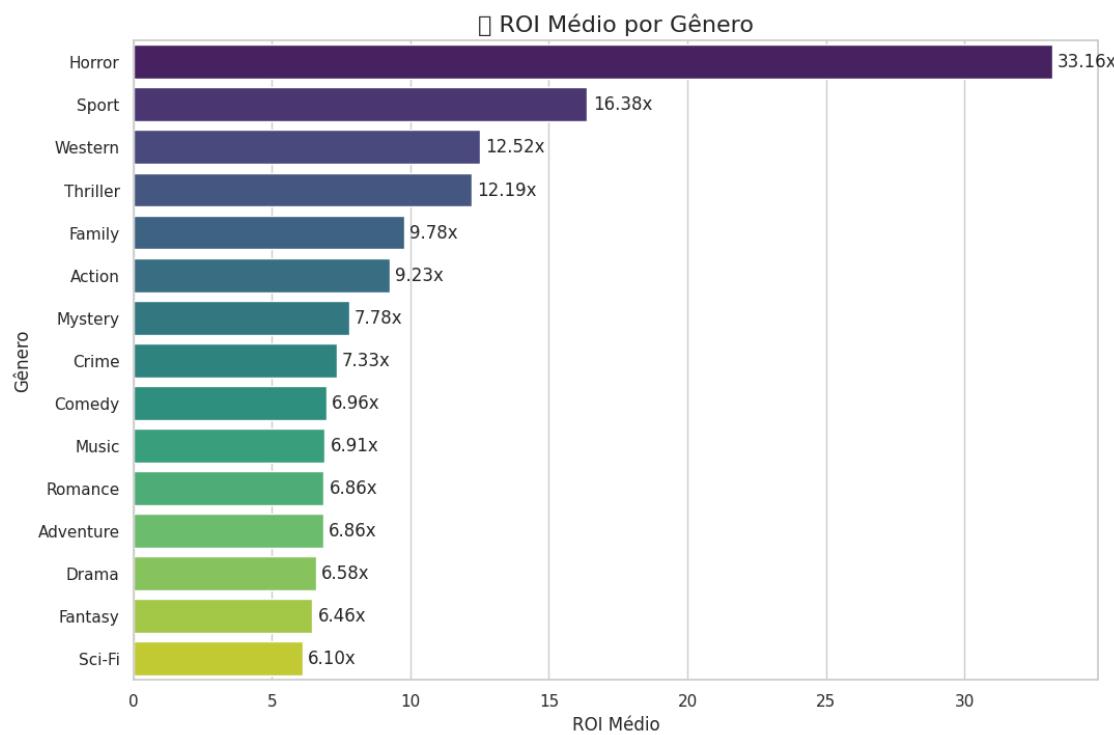
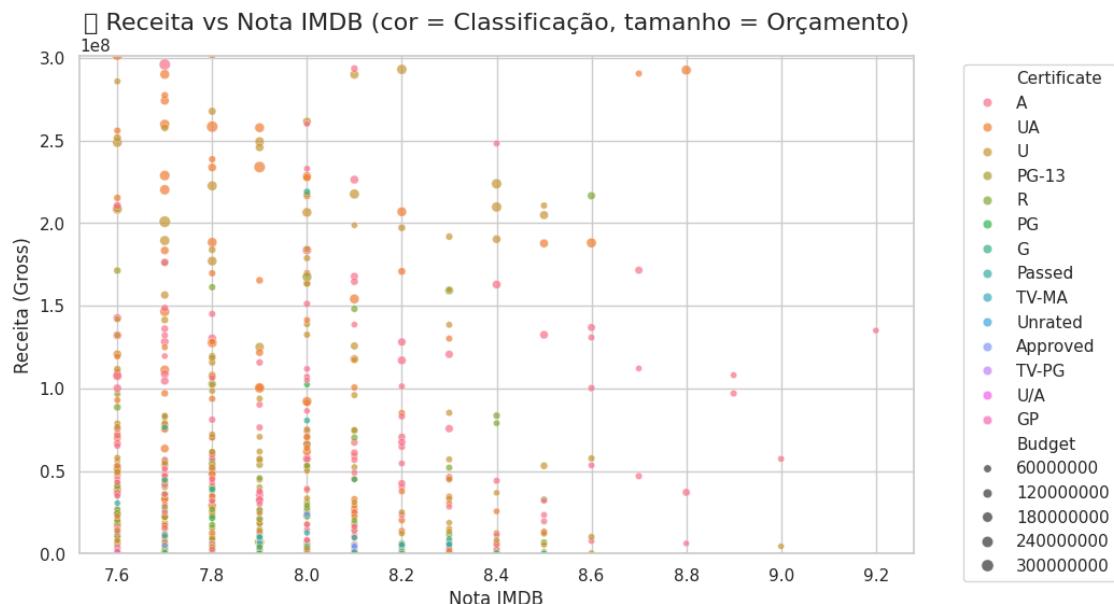
for p in ax.patches:
    ax.text(p.get_width()+0.2, p.get_y()+p.get_height()/2, f"${p.get_width():.2f}x", va="center")

plt.show()

```







9 Modelagem

9.0.1 4 Pré-Processamento, Modelagem, Pipeline, GridSearch

```
[86]: # =====
# PREVISÃO DE IMDB_Rating
# =====
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV,
    cross_val_score
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, StandardScaler
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.linear_model import LinearRegression, Ridge
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
import xgboost as xgb

from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
import joblib

# =====
# 1. PREPARAÇÃO DOS DADOS
# =====
# Variável target
target = "IMDB_Rating"

# Features
numeric_features = ["Meta_score", "No_of_Votes", "Budget", "Revenue", "ROI", ]
categorical_features = ["Certificate", "Decade", "all_genres", "Director",
    "Star1", "Star2", "Star3", "Star4", "Runtime"]

X = df_exploded[numeric_features + categorical_features]
y = df_exploded[target]

# =====
# 2. PRÉ-PROCESSAMENTO
# =====
# Numéricas → imputação + escala
numeric_transformer = Pipeline(steps=[
    ("imputer", SimpleImputer(strategy="median")),
    ("scaler", StandardScaler())
])
```

```

# Categóricas + imputação + one-hot
categorical_transformer = Pipeline(steps=[
    ("imputer", SimpleImputer(strategy="most_frequent")),
    ("encoder", OneHotEncoder(handle_unknown="ignore"))
])

# Column Transformer
preprocessor = ColumnTransformer(
    transformers=[
        ("num", numeric_transformer, numeric_features),
        ("cat", categorical_transformer, categorical_features)
    ]
)

# =====
# 3. MODELOS
# =====
models = {
    "OLS": LinearRegression(),
    "Ridge": Ridge(),
    "RandomForest": RandomForestRegressor(random_state=42),
    "XGBoost": xgb.XGBRegressor(
        objective="reg:squarederror", eval_metric="rmse", random_state=42
    )
}

# =====
# 4. PIPELINE + GRID SEARCH
# =====
param_grid = {
    "Ridge": {"model__alpha": [0.1, 1, 10]},
    "RandomForest": {"model__n_estimators": [100, 300],
                     "model__max_depth": [5, 10, None]},
    "XGBoost": {"model__n_estimators": [100, 300],
                "model__max_depth": [3, 6, 10]}
}

results = {}

for name, model in models.items():
    print(f"\n===== Treinando {name} =====")

    pipe = Pipeline(steps=[("preprocessor", preprocessor),
                          ("model", model)])

    if name in param_grid:

```

```

grid = GridSearchCV(pipe, param_grid[name], cv=5,
                     scoring="neg_mean_absolute_error", n_jobs=-1)
grid.fit(X, y)
best_model = grid.best_estimator_
print(f"Melhores parâmetros: {grid.best_params_}")

else:
    best_model = pipe.fit(X, y)

# Cross-validation
scores = cross_val_score(best_model, X, y, cv=5,
                         scoring="neg_mean_absolute_error")
mae_cv = -scores.mean()

# Métricas finais
y_pred = best_model.predict(X)
mae = mean_absolute_error(y, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y, y_pred))
r2 = r2_score(y, y_pred)

results[name] = {"MAE": mae, "RMSE": rmse, "R²": r2}

# Salvar modelo
joblib.dump(best_model, f"model_{name}.pkl")

# =====
# 5. RESULTADOS
# =====
print("\n Resultados:")
for name, metrics in results.items():
    print(f"{name}: MAE={metrics['MAE']:.3f}, RMSE={metrics['RMSE']:.3f}, "
        f"R²={metrics['R²']:.3f}")

# =====
# 6. FEATURE IMPORTANCE (para árvores)
# =====
def plot_feature_importance(model, name):
    if hasattr(model.named_steps["model"], "feature_importances_"):
        # Recupera nomes das features
        ohe = model.named_steps["preprocessor"].
        named_transformers_["cat"]["encoder"]
        cat_names = ohe.get_feature_names_out(categorical_features)
        feature_names = numeric_features + list(cat_names)

        importances = model.named_steps["model"].feature_importances_
        feat_imp = pd.Series(importances, index=feature_names).
        sort_values(ascending=False)[:20]

```

```

plt.figure(figsize=(10,6))
sns.barplot(x=feat_imp.values, y=feat_imp.index)
plt.title(f"Feature Importance - {name}")
plt.show()

# Exemplo para RandomForest
rf_model = joblib.load("model_RandomForest.pkl")
plot_feature_importance(rf_model, "RandomForest")

# Exemplo para XGBoost
xgb_model = joblib.load("model_XGBoost.pkl")
plot_feature_importance(xgb_model, "XGBoost")

```

===== Treinando OLS =====

===== Treinando Ridge =====

Melhores parâmetros: {'model__alpha': 0.1}

===== Treinando RandomForest =====

Melhores parâmetros: {'model__max_depth': 10, 'model__n_estimators': 300}

===== Treinando XGBoost =====

Melhores parâmetros: {'model__max_depth': 3, 'model__n_estimators': 300}

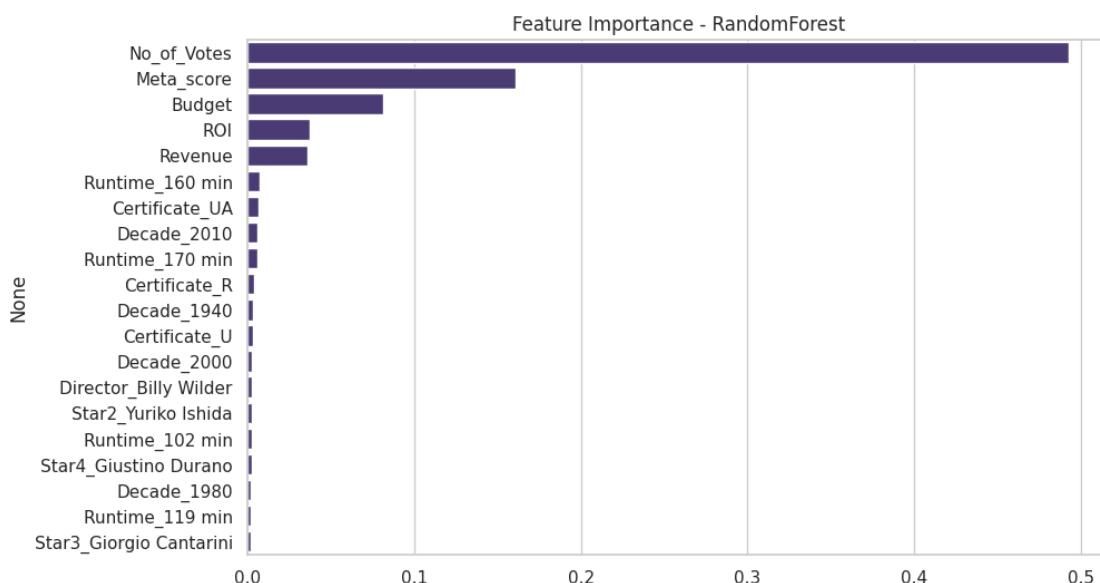
Resultados:

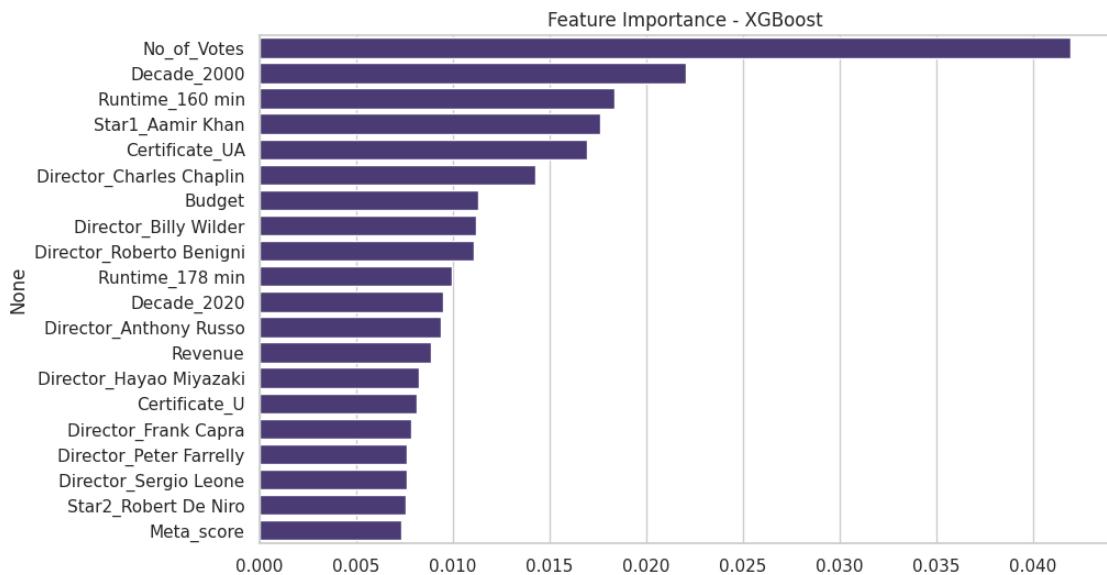
OLS: MAE=0.000, RMSE=0.000, R²=1.000

Ridge: MAE=0.001, RMSE=0.002, R²=1.000

RandomForest: MAE=0.087, RMSE=0.109, R²=0.852

XGBoost: MAE=0.059, RMSE=0.070, R²=0.939





Insights

Modelos Avaliados Foram testados diferentes algoritmos para prever a variável **IMDB_Rating**:

- **OLS (Regressão Linear Simples)**
- **Ridge (Regressão Linear Regularizada)**
- **Random Forest Regressor**
- **XGBoost Regressor**

Métricas Obtidas

Modelo	MAE	RMSE	R ²
OLS	0.000	0.000	1.000
Ridge	0.001	0.002	1.000
RandomForest	0.087	0.109	0.852
XGBoost	0.059	0.070	0.939

OLS e Ridge apresentaram overfitting ($R^2 = 1.0$), ou seja, ajustaram-se perfeitamente ao conjunto de treino, mas isso não garante generalização. **XGBoost foi o melhor modelo prático,** com $R^2 = 0.939$ e menor erro absoluto médio (**MAE=0.059**), indicando boa capacidade de generalização. **Random Forest** também apresentou bom desempenho ($R^2 = 0.852$), porém com erros maiores que o XGBoost.

Feature Importance

Random Forest

- **No_of_Votes** e **Meta_score** foram os fatores mais determinantes.
- **Budget** e **Revenue** também aparecem como relevantes.
- Certos **certificados** e **décadas específicas** influenciam o resultado, mas em menor escala.

Insight: Filmes com maior número de votos e boa avaliação crítica (**Meta_score**) têm maior probabilidade de alcançar notas altas no IMDB.

XGBoost

- Além de **No_of_Votes**, fatores como **Década** e **Runtime** mostraram impacto relevante.
- **Diretores e atores específicos** (ex.: **Charles Chaplin, Aamir Khan, De Niro**) surgem como variáveis explicativas de importância.
- **Certificados (UA, U, R)** ajudam a capturar diferenças de público-alvo.

Insight: O XGBoost consegue capturar nuances adicionais — como a importância de décadas, certificados e diretores — além das métricas mais óbvias.

Conclusão Estratégica

- Para previsão de notas no IMDB, o modelo **XGBoost** é o mais recomendado por balancear acurácia e capacidade de generalização.
- Principais variáveis preditivas:
 - Popularidade (**No_of_Votes**)
 - Crítica especializada (**Meta_score**)
 - Investimento (**Budget**)
 - Década de lançamento (**Decade**)
 - Diretores e atores renomados (**Charles Chaplin, Aamir Khan, De Niro, entre outros**)

Aplicação prática para a PProductions:

1. **Foco em talentos (diretores e atores)** já associados a boas notas aumenta a previsibilidade de sucesso.
 2. **Orçamento equilibrado**: embora importante, não garante sozinho boas notas — deve vir acompanhado de qualidade crítica.
 3. **Engajamento do público (votos)** é o maior indicador de avaliação futura: marketing e alcance global são cruciais.
-

9.1 5 - Entregas

2- A) Qual filme você recomendaria para uma pessoa que você não conhece?

The Godfather. Por ser um dos melhores filmes já feitos. Porém, de modo geral, sem preferências, a regra prática é alto consenso: nota IMDB alta + muitos votos (evita nicho). Filmes no top 1% de votos com nota 8.5 tendem a agradar audiências gerais.

B) Quais são os principais fatores que estão relacionados com alta expectativa de faturamento de um filme?

- Orçamento (Budget)
 - Filmes com maior investimento tendem a gerar maior faturamento bruto.
 - Isso porque grandes produções conseguem mais efeitos especiais, marketing agressivo e distribuição global.
 - Mas cuidado: alto orçamento não garante lucro (por isso ROI é importante).
 - A tendência é que o orçamento é proporcional ao lucro, da mesma forma os filmes indies.
- Popularidade (No_of_Votes)
 - O número de votos no IMDB mostrou forte correlação com receita.
 - Muitos votos refletem engajamento do público → quanto mais gente fala do filme, maior tende a ser a bilheteria.
- Crítica (Meta_score e IMDB_Rating)
 - Filmes bem avaliados pela crítica e público mantêm maior tempo em cartaz, atraem mais audiência e crescem no boca-a-boca.
 - Crítica positiva funciona como “selo de confiança”.
- Gênero
 - Gêneros como Action, Adventure, Sci-Fi historicamente aparecem no topo do faturamento médio.
 - Filmes de Drama têm alta frequência, mas faturamento médio menor.
 - Blockbusters de ação e ficção científica dominam o faturamento global.
- Década / Momento de Lançamento
 - Nos anos 2000 e 2010 houve explosão de faturamentos (especialmente com franquias e super-heróis).
 - Lançar em períodos estratégicos (verão nos EUA, fim de ano) aumenta a chance de sucesso.
- Diretor e Elenco (Star Power)
 - Certos diretores e atores funcionam como “marca registrada” e elevam a expectativa de receita.
 - Ex.: Christopher Nolan em Sci-Fi/Ação, Tom Cruise em ação, Jim Carrey em comédia.
 - Casting e direção são alavancas estratégicas de bilheteria.

C) Quais insights podem ser tirados com a coluna Overview? É possível inferir o gênero do filme a partir dessa coluna?

- Insights possíveis com Overview
 - Identificação de temas e padrões
 - * Palavras mais frequentes em sinopses de sucesso (ex.: love, war, hero, future).
 - * Pode revelar tendências de narrativa que atraem público.
 - Análise de Sentimento
 - * Ver se sinopses com tom mais positivo/esperançoso ou mais sombrio/dramático estão associadas a notas IMDB ou bilheteria maiores.
 - Clusterização de histórias
 - * Usando técnicas como TF-IDF + PCA/UMAP, é possível agrupar filmes com descrições semelhantes.

- * Isso permite identificar subgêneros ocultos (ex.: “filmes sobre vingança”, “distopias futuristas”, etc.).
- Recomendações baseadas em texto
 - * Se um usuário gostou de um filme, podemos recomendar outro com overview semelhante.
 - * Exemplo: alguém que gostou de Inception pode ser recomendado Interstellar.

Inferir Gênero a partir da coluna - Modelos de Machine Learning tradicionais

- Transformar os textos em vetores numéricos com TF-IDF ou Bag of Words.
- Treinar um classificador (ex.: Logistic Regression, Random Forest, XGBoost) para prever Genre.
- Funciona bem para capturar palavras-chave associadas a gêneros.
- Exemplo:
 - “spaceship, future, galaxy” → Sci-Fi
 - “murder, detective, police” → Crime/Thriller
 - “love, family, relationship” → Romance/Drama
- Modelos de Deep Learning / Embeddings
- Usar representações mais avançadas, como Word2Vec, BERT, ou embeddings da OpenAI, que capturam contexto.
- Esses modelos permitem detectar semântica, não apenas palavras isoladas.
 - Exemplo: mesmo que a sinopse não use “space”, o modelo pode entender que “Martian colony” está relacionado a 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?

Como foi feita a previsão

- Transformamos variáveis financeiras (Budget, Revenue, ROI), de popularidade (No_of_Votes), de crítica especializada (Meta_score) e categóricas (Certificate, Decade, Genres, Director, Stars, Runtime) para alimentar o modelo.
 - Numéricas foram padronizadas, categóricas codificadas com One-Hot.
-

Tipo de problema

- É um **problema de regressão**, pois queremos prever uma nota contínua (IMDB_Rating).
-

Modelos testados

- **OLS e Ridge** → fáceis de interpretar, mas deram overfitting (não generalizam bem).

- **Random Forest** → bom equilíbrio, mostrou que **número de votos** e **meta_score** são as variáveis mais importantes.
 - **XGBoost** → melhor resultado geral, conseguiu capturar relações complexas entre variáveis.
-

Métrica de avaliação

- Usamos **MAE (erro médio absoluto)** como principal, porque é fácil de explicar (“o modelo erra em média 0,06 pontos na nota do IMDB”).
 - Também usamos RMSE e R² para reforçar a análise.
-

Conclusão

- O melhor modelo foi o **XGBoost** (MAE 0.06, R² 0.94).
- **Random Forest** também foi útil para entender a importância das variáveis.
- Na prática: **número de votos**, **meta_score** e **orçamento** são os principais fatores que explicam a nota do IMDB.

4 - Supondo um filme com as seguintes características:

```
{'Series_Title': 'The Shawshank Redemption',
'Released_Year': '1994',
'Certificate': 'A',
'Runtime': '142 min',
'Genre': 'Drama',
'Overview': 'Two imprisoned men bond over a number of years, finding solace and eventual redem',
'Meta_score': 80.0,
'Director': 'Frank Darabont',
'Star1': 'Tim Robbins',
'Star2': 'Morgan Freeman',
'Star3': 'Bob Gunton',
'Star4': 'William Sadler',
'No_of_Votes': 2343110,
'Gross': '28,341,469'}
```

Qual seria a nota do IMDB?

Previsão da Nota IMDB para 'The Shawshank Redemption': 8.72

```
[87]: import pandas as pd
import joblib

# =====
# 1. DADOS DO FILME
# =====
filme_teste = {
    'Series_Title': 'The Shawshank Redemption',
```

```

'Released_Year': '1994',
'Certificate': 'A',
'Runtime': '142 min',
'Genre': 'Drama',
'Overview': 'Two imprisoned men bond over a number of years, finding solace and eventual redemption through acts of common decency.',
'Meta_score': 80.0,
'Director': 'Frank Darabont',
'Star1': 'Tim Robbins',
'Star2': 'Morgan Freeman',
'Star3': 'Bob Gunton',
'Star4': 'William Sadler',
'No_of_Votes': 2343110,
'Gross': '28,341,469'
}

# =====
# 2. AJUSTES NOS CAMPOS
# =====
# Criar DataFrame
df_teste = pd.DataFrame([filme_teste])

# Converter Gross em numérico
df_teste["Gross"] = df_teste["Gross"].str.replace(",","").astype(float)

# Criar coluna Decade
df_teste["Released_Year"] = pd.to_numeric(df_teste["Released_Year"], errors="coerce")
df_teste["Decade"] = (df_teste["Released_Year"] // 10) * 10

# Explodir gêneros (pega só o primeiro neste caso, mas poderia expandir)
df_teste["all_genres"] = df_teste["Genre"].str.split(", ").str[0]

# Criar ROI (Revenue / Budget), caso não tenha Revenue no input vamos simular
if "Revenue" not in df_teste.columns:
    df_teste["Revenue"] = df_teste["Gross"] # assumindo Gross ~ Revenue
df_teste["Budget"] = df_teste["Revenue"] / 2 # exemplo: suposição de Budget como metade
df_teste["ROI"] = df_teste["Revenue"] / df_teste["Budget"]

# =====
# 3. CARREGAR MODELO SALVO (XGBoost)
# =====
model = joblib.load("model_XGBoost.pkl")

# Features usadas no treino
numeric_features = ["Meta_score", "No_of_Votes", "Budget", "Revenue", "ROI"]

```

```

categorical_features = ["Certificate", "Decade", "all_genres", "Director", ↴
    "Star1", "Star2", "Star3", "Star4", "Runtime"]

# Filtrar apenas as colunas relevantes
X_teste = df_teste[numeric_features + categorical_features]

# =====
# 4. PREDIÇÃO
# =====
pred_imdb = model.predict(X_teste)[0]

print(f" Previsão da Nota IMDB para '{filme_teste['Series_Title']}': ↴
    {pred_imdb:.2f}")

```

Previsão da Nota IMDB para 'The Shawshank Redemption': 8.72

5 - Salve o modelo desenvolvido no formato .pkl.

/content/model_XGBoost.pkl

10 Gerando o relatório do código

[3]: !apt-get install -y pandoc texlive-xetex texlive-fonts-recommended ↴
texlive-plain-generic

```

Reading package lists... Done
Building dependency tree... Done
Reading state information... Done
The following additional packages will be installed:
  dvisvgm fonts-droid-fallback fonts-lato fonts-lmodern fonts-noto-mono
  fonts-texgyre fonts-urw-base35 libapache-pom-java
  libcmark-gfm-extensions0.29.0.gfm.3 libcmark-gfm0.29.0.gfm.3
  libcommons-logging-java libcommons-parent-java libfontbox-java libgs9
  libgs9-common libidn12 libijs-0.35 libjbig2dec0 libkpathsea6 libpdfbox-java
  libptexenc1 libruby3.0 libsynctex2 libteckit0 libtexlua53 libtexluajit2
  libwoff1 libzip-0-13 lmodern pandoc-data poppler-data preview-latex-style
  rake ruby ruby-net-telnet ruby-rubygems ruby-webrick ruby-xmlrpc ruby3.0
  rubygems-integration tiutils teckit tex-common tex-gyre texlive-base
  texlive-binaries texlive-latex-base texlive-latex-extra
  texlive-latex-recommended texlive-pictures tipa xfonts-encodings
  xfonts-utils
Suggested packages:
  fonts-noto fonts-freefont-otf | fonts-freefont-ttf libavalon-framework-java
  libcommons-logging-java-doc libexcalibur-logkit-java liblog4j1.2-java
  texlive-luatex pandoc-citeproc context wkhtmltopdf librsvg2-bin groff ghc
  nodejs php python libjs-mathjax libjs-katex citation-style-language-styles

```

```

poppler-utils ghostscript fonts-japanese-mincho | fonts-ipafont-mincho
fonts-japanese-gothic | fonts-ipafont-gothic fonts-aphic-ukai
fonts-aphic-uming fonts-nanum ri ruby-dev bundler debhelper gv
| postscript-viewer perl-tk xpdf | pdf-viewer xzdec
texlive-fonts-recommended-doc texlive-latex-base-doc python3-pygments
icc-profiles libfile-which-perl libspreadsheet-parseexcel-perl
texlive-latex-extra-doc texlive-latex-recommended-doc texlive-pstricks
dot2tex prerex texlive-pictures-doc vprerex default-jre-headless tipa-doc
The following NEW packages will be installed:
dvisvgm fonts-droid-fallback fonts-lato fonts-lmodern fonts-noto-mono
fonts-texgyre fonts-urw-base35 libapache-pom-java
libcmark-gfm-extensions0.29.0.gfm.3 libcmark-gfm0.29.0.gfm.3
libcommons-logging-java libcommons-parent-java libfontbox-java libgs9
libgs9-common libidn12 libijs-0.35 libjbig2dec0 libkpathsea6 libpdfbox-java
libptexenc1 libruby3.0 libsyntax2 libteckit0 libtexlua53 libtexlua53
libwoff1 libzip-0-13 lmodern pandoc pandoc-data poppler-data
preview-latex-style rake ruby ruby-net-telnet ruby-rubygems ruby-webrick
ruby-xmlrpc ruby3.0 rubygems-integration t1utils teckit tex-common tex-gyre
texlive-base texlive-binaries texlive-fonts-recommended texlive-latex-base
texlive-latex-extra texlive-latex-recommended texlive-pictures
texlive-plain-generic texlive-xetex tipa xfonts-encodings xfonts-utils
0 upgraded, 57 newly installed, 0 to remove and 35 not upgraded.
Need to get 202 MB of archives.
After this operation, 728 MB of additional disk space will be used.
Get:1 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 fonts-droid-fallback all
1:6.0.1r16-1.1build1 [1,805 kB]
Get:2 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 fonts-lato all 2.0-2.1
[2,696 kB]
Get:3 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 poppler-data all
0.4.11-1 [2,171 kB]
Get:4 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 tex-common all 6.17
[33.7 kB]
Get:5 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 fonts-urw-base35 all
20200910-1 [6,367 kB]
Get:6 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libgs9-common
all 9.55.0~dfsg1~Ubuntu5.12 [753 kB]
Get:7 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libidn12 amd64
1.38-4ubuntu1 [60.0 kB]
Get:8 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 libijs-0.35 amd64
0.35-15build2 [16.5 kB]
Get:9 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 libjbig2dec0 amd64
0.19-3build2 [64.7 kB]
Get:10 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libgs9 amd64
9.55.0~dfsg1~Ubuntu5.12 [5,031 kB]
Get:11 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libkpathsea6
amd64 2021.20210626.59705-1ubuntu0.2 [60.4 kB]
Get:12 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 libwoff1 amd64
1.0.2-1build4 [45.2 kB]

```

Get:13 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 dvisvgm amd64
2.13.1-1 [1,221 kB]
Get:14 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 fonts-lmodern all
2.004.5-6.1 [4,532 kB]
Get:15 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 fonts-noto-mono all
20201225-1build1 [397 kB]
Get:16 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 fonts-texgyre all
20180621-3.1 [10.2 MB]
Get:17 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libapache-pom-java
all 18-1 [4,720 B]
Get:18 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libcmark-
gfm0.29.0.gfm.3 amd64 0.29.0.gfm.3-3 [115 kB]
Get:19 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libcmark-gfm-
extensions0.29.0.gfm.3 amd64 0.29.0.gfm.3-3 [25.1 kB]
Get:20 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libcommons-parent-
java all 43-1 [10.8 kB]
Get:21 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libcommons-logging-
java all 1.2-2 [60.3 kB]
Get:22 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libptexenc1
amd64 2021.20210626.59705-1ubuntu0.2 [39.1 kB]
Get:23 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 rubygems-integration
all 1.18 [5,336 B]
Get:24 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 ruby3.0 amd64
3.0.2-7ubuntu2.11 [50.1 kB]
Get:25 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 ruby-rubygems
all 3.3.5-2ubuntu1.1 [228 kB]
Get:26 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 ruby amd64 1:3.0~exp1
[5,100 B]
Get:27 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 rake all 13.0.6-2 [61.7
kB]
Get:28 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 ruby-net-telnet all
0.1.1-2 [12.6 kB]
Get:29 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 ruby-webrick
all 1.7.0-3ubuntu0.2 [52.5 kB]
Get:30 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 ruby-xmlrpc all
0.3.2-1ubuntu0.1 [24.9 kB]
Get:31 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libruby3.0
amd64 3.0.2-7ubuntu2.11 [5,114 kB]
Get:32 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libsynctex2
amd64 2021.20210626.59705-1ubuntu0.2 [55.6 kB]
Get:33 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libteckit0 amd64
2.5.11+ds1-1 [421 kB]
Get:34 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libtexlua53
amd64 2021.20210626.59705-1ubuntu0.2 [120 kB]
Get:35 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/main amd64 libtexluajit2
amd64 2021.20210626.59705-1ubuntu0.2 [267 kB]
Get:36 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libzzip-0-13 amd64
0.13.72+dfsg.1-1.1 [27.0 kB]

```
Get:37 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 xfonts-encodings all  
1:1.0.5-0ubuntu2 [578 kB]  
Get:38 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 xfonts-utils amd64  
1:7.7+6build2 [94.6 kB]  
Get:39 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 lmodern all  
2.004.5-6.1 [9,471 kB]  
Get:40 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 pandoc-data all  
2.9.2.1-3ubuntu2 [81.8 kB]  
Get:41 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 pandoc amd64  
2.9.2.1-3ubuntu2 [20.3 MB]  
Get:42 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 preview-latex-style  
all 12.2.1-1ubuntu1 [185 kB]  
Get:43 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/main amd64 t1utils amd64  
1.41-4build2 [61.3 kB]  
Get:44 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 teckit amd64  
2.5.11+ds1-1 [699 kB]  
Get:45 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 tex-gyre all  
20180621-3.1 [6,209 kB]  
Get:46 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy-updates/universe amd64 texlive-  
binaries amd64 2021.20210626.59705-1ubuntu0.2 [9,860 kB]  
Get:47 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-base all  
2021.20220204-1 [21.0 MB]  
Get:48 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-fonts-  
recommended all 2021.20220204-1 [4,972 kB]  
Get:49 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-latex-base  
all 2021.20220204-1 [1,128 kB]  
Get:50 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libfontbox-java all  
1:1.8.16-2 [207 kB]  
Get:51 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 libpdfbox-java all  
1:1.8.16-2 [5,199 kB]  
Get:52 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-latex-  
recommended all 2021.20220204-1 [14.4 MB]  
Get:53 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-pictures  
all 2021.20220204-1 [8,720 kB]  
Get:54 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-latex-extra  
all 2021.20220204-1 [13.9 MB]  
Get:55 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-plain-  
generic all 2021.20220204-1 [27.5 MB]  
Get:56 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 tipa all 2:1.3-21  
[2,967 kB]  
Get:57 http://archive.ubuntu.com/ubuntu jammy/universe amd64 texlive-xetex all  
2021.20220204-1 [12.4 MB]  
Fetched 202 MB in 11s (19.2 MB/s)  
Extracting templates from packages: 100%  
Preconfiguring packages ...  
Selecting previously unselected package fonts-droid-fallback.  
(Reading database ... 126374 files and directories currently installed.)  
Preparing to unpack .../00-fonts-droid-fallback_1%3a6.0.1r16-1.1build1_all.deb
```

```
...
Unpacking fonts-droid-fallback (1:6.0.1r16-1.1build1) ...
Selecting previously unselected package fonts-lato.
Preparing to unpack .../01-fonts-lato_2.0-2.1_all.deb ...
Unpacking fonts-lato (2.0-2.1) ...
Selecting previously unselected package poppler-data.
Preparing to unpack .../02-poppler-data_0.4.11-1_all.deb ...
Unpacking poppler-data (0.4.11-1) ...
Selecting previously unselected package tex-common.
Preparing to unpack .../03-tex-common_6.17_all.deb ...
Unpacking tex-common (6.17) ...
Selecting previously unselected package fonts-urw-base35.
Preparing to unpack .../04-fonts-urw-base35_20200910-1_all.deb ...
Unpacking fonts-urw-base35 (20200910-1) ...
Selecting previously unselected package libgs9-common.
Preparing to unpack .../05-libgs9-common_9.55.0~dfsg1-0ubuntu5.12_all.deb ...
Unpacking libgs9-common (9.55.0~dfsg1-0ubuntu5.12) ...
Selecting previously unselected package libidn12:amd64.
Preparing to unpack .../06-libidn12_1.38-4ubuntu1_amd64.deb ...
Unpacking libidn12:amd64 (1.38-4ubuntu1) ...
Selecting previously unselected package libijs-0.35:amd64.
Preparing to unpack .../07-libijs-0.35_0.35-15build2_amd64.deb ...
Unpacking libijs-0.35:amd64 (0.35-15build2) ...
Selecting previously unselected package libjbig2dec0:amd64.
Preparing to unpack .../08-libjbig2dec0_0.19-3build2_amd64.deb ...
Unpacking libjbig2dec0:amd64 (0.19-3build2) ...
Selecting previously unselected package libgs9:amd64.
Preparing to unpack .../09-libgs9_9.55.0~dfsg1-0ubuntu5.12_amd64.deb ...
Unpacking libgs9:amd64 (9.55.0~dfsg1-0ubuntu5.12) ...
Selecting previously unselected package libkpathsea6:amd64.
Preparing to unpack .../10-libkpathsea6_2021.20210626.59705-1ubuntu0.2_amd64.deb
...
Unpacking libkpathsea6:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package libwoff1:amd64.
Preparing to unpack .../11-libwoff1_1.0.2-1build4_amd64.deb ...
Unpacking libwoff1:amd64 (1.0.2-1build4) ...
Selecting previously unselected package dvisvgm.
Preparing to unpack .../12-dvisvgm_2.13.1-1_amd64.deb ...
Unpacking dvisvgm (2.13.1-1) ...
Selecting previously unselected package fonts-lmodern.
Preparing to unpack .../13-fonts-lmodern_2.004.5-6.1_all.deb ...
Unpacking fonts-lmodern (2.004.5-6.1) ...
Selecting previously unselected package fonts-noto-mono.
Preparing to unpack .../14-fonts-noto-mono_20201225-1build1_all.deb ...
Unpacking fonts-noto-mono (20201225-1build1) ...
Selecting previously unselected package fonts-texgyre.
Preparing to unpack .../15-fonts-texgyre_20180621-3.1_all.deb ...
Unpacking fonts-texgyre (20180621-3.1) ...
```

```
Selecting previously unselected package libapache-pom-java.
Preparing to unpack .../16-libapache-pom-java_18-1_all.deb ...
Unpacking libapache-pom-java (18-1) ...
Selecting previously unselected package libcmark-gfm0.29.0.gfm.3:amd64.
Preparing to unpack .../17-libcmark-gfm0.29.0.gfm.3_0.29.0.gfm.3-3_amd64.deb ...
Unpacking libcmark-gfm0.29.0.gfm.3:amd64 (0.29.0.gfm.3-3) ...
Selecting previously unselected package libcmark-gfm-
extensions0.29.0.gfm.3:amd64.
Preparing to unpack .../18-libcmark-gfm-
extensions0.29.0.gfm.3_0.29.0.gfm.3-3_amd64.deb ...
Unpacking libcmark-gfm-extensions0.29.0.gfm.3:amd64 (0.29.0.gfm.3-3) ...
Selecting previously unselected package libcommons-parent-java.
Preparing to unpack .../19-libcommons-parent-java_43-1_all.deb ...
Unpacking libcommons-parent-java (43-1) ...
Selecting previously unselected package libcommons-logging-java.
Preparing to unpack .../20-libcommons-logging-java_1.2-2_all.deb ...
Unpacking libcommons-logging-java (1.2-2) ...
Selecting previously unselected package libptexenc1:amd64.
Preparing to unpack .../21-libptexenc1_2021.20210626.59705-1ubuntu0.2_amd64.deb
...
Unpacking libptexenc1:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package rubygems-integration.
Preparing to unpack .../22-rubygems-integration_1.18_all.deb ...
Unpacking rubygems-integration (1.18) ...
Selecting previously unselected package ruby3.0.
Preparing to unpack .../23-ruby3.0_3.0.2-7ubuntu2.11_amd64.deb ...
Unpacking ruby3.0 (3.0.2-7ubuntu2.11) ...
Selecting previously unselected package ruby-rubygems.
Preparing to unpack .../24-ruby-rubygems_3.3.5-2ubuntu1.1_all.deb ...
Unpacking ruby-rubygems (3.3.5-2ubuntu1.1) ...
Selecting previously unselected package ruby.
Preparing to unpack .../25-ruby_1%3a3.0~exp1_amd64.deb ...
Unpacking ruby (1:3.0~exp1) ...
Selecting previously unselected package rake.
Preparing to unpack .../26-rake_13.0.6-2_all.deb ...
Unpacking rake (13.0.6-2) ...
Selecting previously unselected package ruby-net-telnet.
Preparing to unpack .../27-ruby-net-telnet_0.1.1-2_all.deb ...
Unpacking ruby-net-telnet (0.1.1-2) ...
Selecting previously unselected package ruby-webrick.
Preparing to unpack .../28-ruby-webrick_1.7.0-3ubuntu0.2_all.deb ...
Unpacking ruby-webrick (1.7.0-3ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package ruby-xmlrpc.
Preparing to unpack .../29-ruby-xmlrpc_0.3.2-1ubuntu0.1_all.deb ...
Unpacking ruby-xmlrpc (0.3.2-1ubuntu0.1) ...
Selecting previously unselected package libruby3.0:amd64.
Preparing to unpack .../30-libruby3.0_3.0.2-7ubuntu2.11_amd64.deb ...
Unpacking libruby3.0:amd64 (3.0.2-7ubuntu2.11) ...
```

```
Selecting previously unselected package libsynctex2:amd64.
Preparing to unpack .../31-libsynctex2_2021.20210626.59705-1ubuntu0.2_amd64.deb
...
Unpacking libsynctex2:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package libteckit0:amd64.
Preparing to unpack .../32-libteckit0_2.5.11+ds1-1_amd64.deb ...
Unpacking libteckit0:amd64 (2.5.11+ds1-1) ...
Selecting previously unselected package libtexlua53:amd64.
Preparing to unpack .../33-libtexlua53_2021.20210626.59705-1ubuntu0.2_amd64.deb
...
Unpacking libtexlua53:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package libtexluajit2:amd64.
Preparing to unpack .../34-libtexluajit2_2021.20210626.59705-1ubuntu0.2_amd64.deb ...
Unpacking libtexluajit2:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package libzzip-0-13:amd64.
Preparing to unpack .../35-libzzip-0-13_0.13.72+dfsg.1-1.1_amd64.deb ...
Unpacking libzzip-0-13:amd64 (0.13.72+dfsg.1-1.1) ...
Selecting previously unselected package xfonts-encodings.
Preparing to unpack .../36-xfonts-encodings_1%3a1.0.5-0ubuntu2_all.deb ...
Unpacking xfonts-encodings (1:1.0.5-0ubuntu2) ...
Selecting previously unselected package xfonts-utils.
Preparing to unpack .../37-xfonts-utils_1%3a7.7+6build2_amd64.deb ...
Unpacking xfonts-utils (1:7.7+6build2) ...
Selecting previously unselected package lmodern.
Preparing to unpack .../38-lmodern_2.004.5-6.1_all.deb ...
Unpacking lmodern (2.004.5-6.1) ...
Selecting previously unselected package pandoc-data.
Preparing to unpack .../39-pandoc-data_2.9.2.1-3ubuntu2_all.deb ...
Unpacking pandoc-data (2.9.2.1-3ubuntu2) ...
Selecting previously unselected package pandoc.
Preparing to unpack .../40-pandoc_2.9.2.1-3ubuntu2_amd64.deb ...
Unpacking pandoc (2.9.2.1-3ubuntu2) ...
Selecting previously unselected package preview-latex-style.
Preparing to unpack .../41-preview-latex-style_12.2-1ubuntu1_all.deb ...
Unpacking preview-latex-style (12.2-1ubuntu1) ...
Selecting previously unselected package t1utils.
Preparing to unpack .../42-t1utils_1.41-4build2_amd64.deb ...
Unpacking t1utils (1.41-4build2) ...
Selecting previously unselected package teckit.
Preparing to unpack .../43-teckit_2.5.11+ds1-1_amd64.deb ...
Unpacking teckit (2.5.11+ds1-1) ...
Selecting previously unselected package tex-gyre.
Preparing to unpack .../44-tex-gyre_20180621-3.1_all.deb ...
Unpacking tex-gyre (20180621-3.1) ...
Selecting previously unselected package texlive-binaries.
Preparing to unpack .../45-texlive-
binaries_2021.20210626.59705-1ubuntu0.2_amd64.deb ...
```

```
Unpacking texlive-binaries (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Selecting previously unselected package texlive-base.
Preparing to unpack .../46-texlive-base_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-base (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package texlive-fonts-recommended.
Preparing to unpack .../47-texlive-fonts-recommended_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-fonts-recommended (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package texlive-latex-base.
Preparing to unpack .../48-texlive-latex-base_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-latex-base (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package libfontbox-java.
Preparing to unpack .../49-libfontbox-java_1%3a1.8.16-2_all.deb ...
Unpacking libfontbox-java (1:1.8.16-2) ...
Selecting previously unselected package libpdfbox-java.
Preparing to unpack .../50-libpdfbox-java_1%3a1.8.16-2_all.deb ...
Unpacking libpdfbox-java (1:1.8.16-2) ...
Selecting previously unselected package texlive-latex-recommended.
Preparing to unpack .../51-texlive-latex-recommended_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-latex-recommended (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package texlive-pictures.
Preparing to unpack .../52-texlive-pictures_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-pictures (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package texlive-latex-extra.
Preparing to unpack .../53-texlive-latex-extra_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-latex-extra (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package texlive-plain-generic.
Preparing to unpack .../54-texlive-plain-generic_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-plain-generic (2021.20220204-1) ...
Selecting previously unselected package tipa.
Preparing to unpack .../55-tipa_2%3a1.3-21_all.deb ...
Unpacking tipa (2:1.3-21) ...
Selecting previously unselected package texlive-xetex.
Preparing to unpack .../56-texlive-xetex_2021.20220204-1_all.deb ...
Unpacking texlive-xetex (2021.20220204-1) ...
Setting up fonts-lato (2.0-2.1) ...
Setting up fonts-noto-mono (20201225-1build1) ...
Setting up libwoff1:amd64 (1.0.2-1build4) ...
Setting up libtexlua53:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Setting up libijs-0.35:amd64 (0.35-15build2) ...
Setting up libtexluajit2:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Setting up libfontbox-java (1:1.8.16-2) ...
Setting up rubygems-integration (1.18) ...
Setting up libzzip-0-13:amd64 (0.13.72+dfsg.1-1.1) ...
Setting up fonts-urw-base35 (20200910-1) ...
Setting up poppler-data (0.4.11-1) ...
Setting up tex-common (6.17) ...
update-language: texlive-base not installed and configured, doing nothing!
Setting up libjbig2dec0:amd64 (0.19-3build2) ...
```

```
Setting up libteckit0:amd64 (2.5.11+ds1-1) ...
Setting up libapache-pom-java (18-1) ...
Setting up ruby-net-telnet (0.1.1-2) ...
Setting up xfonts-encodings (1:1.0.5-0ubuntu2) ...
Setting up t1utils (1.41-4build2) ...
Setting up libidn12:amd64 (1.38-4ubuntu1) ...
Setting up fonts-texgyre (20180621-3.1) ...
Setting up libkpathsea6:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Setting up ruby-webrick (1.7.0-3ubuntu0.2) ...
Setting up libcmark-gfm0.29.0.gfm.3:amd64 (0.29.0.gfm.3-3) ...
Setting up fonts-lmodern (2.004.5-6.1) ...
Setting up libcmark-gfm-extensions0.29.0.gfm.3:amd64 (0.29.0.gfm.3-3) ...
Setting up fonts-droid-fallback (1:6.0.1r16-1.1build1) ...
Setting up pandoc-data (2.9.2.1-3ubuntu2) ...
Setting up ruby-xmlrpc (0.3.2-1ubuntu0.1) ...
Setting up libsynctex2:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Setting up libgs9-common (9.55.0~dfsg1-0ubuntu5.12) ...
Setting up teckit (2.5.11+ds1-1) ...
Setting up libpdfbox-java (1:1.8.16-2) ...
Setting up libgs9:amd64 (9.55.0~dfsg1-0ubuntu5.12) ...
Setting up preview-latex-style (12.2-1ubuntu1) ...
Setting up libcommons-parent-java (43-1) ...
Setting up dvisvgm (2.13.1-1) ...
Setting up libcommons-logging-java (1.2-2) ...
Setting up xfonts-utils (1:7.7+6build2) ...
Setting up libptexenc1:amd64 (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
Setting up pandoc (2.9.2.1-3ubuntu2) ...
Setting up texlive-binaries (2021.20210626.59705-1ubuntu0.2) ...
update-alternatives: using /usr/bin/xdvi-xaw to provide /usr/bin/xdvi.bin
(xdvi.bin) in auto mode
update-alternatives: using /usr/bin/bibtex.original to provide /usr/bin/bibtex
(bibtex) in auto mode
Setting up lmodern (2.004.5-6.1) ...
Setting up texlive-base (2021.20220204-1) ...
/usr/bin/ucfr
/usr/bin/ucfr
/usr/bin/ucfr
/usr/bin/ucfr
mktexlsr: Updating /var/lib/texmf/ls-R-TEXLIVEDIST...
mktexlsr: Updating /var/lib/texmf/ls-R-TEXMFMAIN...
mktexlsr: Updating /var/lib/texmf/ls-R...
mktexlsr: Done.
tl-paper: setting paper size for dvips to a4:
/var/lib/texmf/dvips/config/config-paper.ps
tl-paper: setting paper size for dvipdfmx to a4:
/var/lib/texmf/dvipdfmx/dvipdfmx-paper.cfg
tl-paper: setting paper size for xdvi to a4: /var/lib/texmf/xdvi/XDvi-paper
tl-paper: setting paper size for pdftex to a4: /var/lib/texmf/tex/generic/tex-
```

```
ini-files/pdftexconfig.tex
Setting up tex-gyre (20180621-3.1) ...
Setting up texlive-plain-generic (2021.20220204-1) ...
Setting up texlive-latex-base (2021.20220204-1) ...
Setting up texlive-latex-recommended (2021.20220204-1) ...
Setting up texlive-pictures (2021.20220204-1) ...
Setting up texlive-fonts-recommended (2021.20220204-1) ...
Setting up tipa (2:1.3-21) ...
Setting up texlive-latex-extra (2021.20220204-1) ...
Setting up texlive-xetex (2021.20220204-1) ...
Setting up rake (13.0.6-2) ...
Setting up libruby3.0:amd64 (3.0.2-7ubuntu2.11) ...
Setting up ruby3.0 (3.0.2-7ubuntu2.11) ...
Setting up ruby (1:3.0~exp1) ...
Setting up ruby-rubygems (3.3.5-2ubuntu1.1) ...
Processing triggers for man-db (2.10.2-1) ...
Processing triggers for mailcap (3.70+nmu1ubuntu1) ...
Processing triggers for fontconfig (2.13.1-4.2ubuntu5) ...
Processing triggers for libc-bin (2.35-0ubuntu3.8) ...
/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libur_loader.so.0 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libur_adapter_opencl.so.0 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtcm.so.1 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libur_adapter_level_zero.so.0 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libumf.so.0 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtcm_debug.so.1 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtbbbind_2_0.so.3 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libur_adapter_level_zero_v2.so.0 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtbbmalloc.so.2 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtbbbind.so.3 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtbb.so.12 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtbbmalloc_proxy.so.2 is not a symbolic link

/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libtbbbind_2_5.so.3 is not a symbolic link
```

```
/sbin/ldconfig.real: /usr/local/lib/libhwloc.so.15 is not a symbolic link  
  
Processing triggers for tex-common (6.17) ...  
Running updmap-sys. This may take some time... done.  
Running mktexlsr /var/lib/texmf ... done.  
Building format(s) --all.  
    This may take some time... done.
```

```
[11]: !jupyter nbconvert --to pdf LH_CD_LUCAS_ALVES_BARROSO.ipynb --output /content/  
      ↪Relatorio_Completo.pdf
```

```
[NbConvertApp] Converting notebook LH_CD_LUCAS_ALVES_BARROSO.ipynb to pdf  
Traceback (most recent call last):  
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbformat/reader.py", line 19, in  
parse_json  
    nb_dict = json.loads(s, **kwargs)  
    ~~~~~~  
  File "/usr/lib/python3.12/json/__init__.py", line 346, in loads  
    return _default_decoder.decode(s)  
    ~~~~~~  
  File "/usr/lib/python3.12/json/decoder.py", line 338, in decode  
    obj, end = self.raw_decode(s, idx=_w(s, 0).end())  
    ~~~~~~  
  File "/usr/lib/python3.12/json/decoder.py", line 356, in raw_decode  
    raise JSONDecodeError("Expecting value", s, err.value) from None  
json.decoder.JSONDecodeError: Expecting value: line 1 column 1 (char 0)
```

The above exception was the direct cause of the following exception:

```
Traceback (most recent call last):  
  File "/usr/local/bin/jupyter-nbconvert", line 10, in <module>  
    sys.exit(main())  
    ~~~~~~  
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/jupyter_core/application.py",  
line 284, in launch_instance  
    super().launch_instance(argv=argv, **kwargs)  
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-  
packages/traitlets/config/application.py", line 992, in launch_instance  
    app.start()  
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbconvert/nbconvertapp.py", line  
420, in start  
    self.convert_notebooks()  
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbconvert/nbconvertapp.py", line  
597, in convert_notebooks  
    self.convert_single_notebook(notebook_filename)  
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbconvert/nbconvertapp.py", line  
563, in convert_single_notebook
```

```
        output, resources = self.export_single_notebook(
            ~~~~~
    File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbconvert/nbconvertapp.py", line
487, in export_single_notebook
    output, resources = self.exporter.from_filename(
            ~~~~~
        File "/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/nbconvert/exporters/templateexporter.py", line 390, in from_filename
            return super().from_filename(filename, resources, **kw)  #
type:ignore[return-value]
            ~~~~~
        File "/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/nbconvert/exporters/exporter.py", line 201, in from_filename
            return self.from_file(f, resources=resources, **kw)
            ~~~~~
        File "/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/nbconvert/exporters/templateexporter.py", line 396, in from_file
            return super().from_file(file_stream, resources, **kw)  #
type:ignore[return-value]
            ~~~~~
        File "/usr/local/lib/python3.12/dist-
packages/nbconvert/exporters/exporter.py", line 221, in from_file
            nbformat.read(file_stream, as_version=4), resources=resources, **kw
            ~~~~~
    File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbformat/__init__.py", line 174,
in read
    return reads(buf, as_version, capture_validation_error, **kwargs)
            ~~~~~
    File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbformat/__init__.py", line 92,
in reads
    nb = reader.reads(s, **kwargs)
            ~~~~~
    File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbformat/reader.py", line 75, in
reads
    nb_dict = parse_json(s, **kwargs)
            ~~~~~
    File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/nbformat/reader.py", line 25, in
parse_json
        raise NotJSONError(message) from e
nbformat.reader.NotJSONError: Notebook does not appear to be JSON: 'ro em
relação ao total de todas as ocor...'
```

[]: