Processamento de Linguagem Natural

Análise de Linguagem Natural sobre os reviews de compradores do *dataset* Olist

Aluna: Renata Braga de Abreu

Repositório GitHub

Dependências

Antes de iniciar o projeto neste *notebook*, instalar as dependências contidas no *requirements.txt*.

$ pip install -r ./requirements.txt

```
import re
from collections import Counter
from pathlib import Path

from wordcloud import WordCloud
import matplotlib.pyplot as plt
import nltk
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sb
import spacy
from dotenv import load_dotenv
from gensim.models import Word2Vec
from gensim.utils import simple_preprocess
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.metrics import edit_distance
from nltk.stem import SnowballStemmer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.manifold import TSNE
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
import warnings

warnings.filterwarnings("ignore")
```

Preparação do ambiente

Definição de variáveis para *download* do *dataset*

```
DATASET_DIR = 'dataset'

ROOT_DIR = Path().resolve().__str__()
DATASET_PATH = Path(ROOT_DIR).joinpath(DATASET_DIR)

load_dotenv(ROOT_DIR + 'secrets.env')
```

```
False
```

Autenticação no Kaggle

```
!kaggle auth login
```

```
You are already logged-in to Kaggle as [renataabreu].
Please use the --force flag to override.
```

Download do *dataset* Olist

```
import kaggle

kaggle.api.authenticate()
Path.mkdir(Path(DATASET_PATH), parents=True, exist_ok=True)
kaggle.api.dataset_download_files('olistbr/brazilian-ecommerce', path=DATASET_PATH, unzip=
True, quiet=False)

print("Path to dataset files: ", DATASET_PATH)
```

```
Dataset URL: https://www.kaggle.com/datasets/olistbr/brazilian-ecommerce
Downloading brazilian-ecommerce.zip to C:\Users\Renata\DataspellProjects\Infnet-MIT-IA-
PLN-PD_26E2_\dataset
100%|██████████| 42.6M/42.6M [00:09<00:00, 4.73MB/s]

Path to dataset files:  C:\Users\Renata\DataspellProjects\Infnet-MIT-IA-PLN-
PD_26E2_\dataset
```

Normalização

```
reviews = pd.read_csv(DATASET_PATH.joinpath('olist_order_reviews_dataset.csv'), encoding=
'utf-8')
geolocation = pd.read_csv(DATASET_PATH.joinpath('olist_geolocation_dataset.csv'),
encoding='utf-8')
reviews.dropna(axis=0, subset=['review_comment_message'], inplace=True)
reviews
```

	review_id	order_id	review_score	review_comment_
3	e64fb393e7b32834bb789ff8bb30750e	658677c97b385a9be170737859d3511b	5	N
4	f7c4243c7fe1938f181bec41a392bdeb	8e6bfb81e283fa7e4f11123a3fb894f1	5	N
9	8670d52e15e00043ae7de4c01cc2fe06	b9bf720beb4ab3728760088589c62129	4	recome
12	4b49719c8a200003f700d3d986ea1a19	9d6f15f95d01e79bd1349cc208361f09	4	N
15	3948b09f7c818e2d86c9a546758b2335	e51478e7e277a83743b6f9991dbfa3fb	5	Super recome
...	...	...	...	
99205	98fffa80dc9acbde7388bef1600f3b15	d398e9c82363c12527f71801bf0e6100	4	N
99208	df5fae90e85354241d5d64a8955b2b09	509b86c65fe4e2ad5b96408cfef9755e	5	N
99215	a709d176f59bc3af77f4149c96bae357	d5cb12269711bd1eaf7eed8fd32a7c95	3	N
99221	b3de70c89b1510c4cd3d0649fd302472	55d4004744368f5571d1f590031933e4	5	N
99223	efe49f1d6f951dd88b51e6ccd4cc548f	90531360ecb1eec2a1fbb265a0db0508	1	N

40977 rows × 7 columns

```
nltk.download('stopwords')

stop_words = stopwords.words('portuguese')
stop_words.extend(['nan', 'vcs', 'tbm', 'obg'])
```

```
[nltk_data] Downloading package stopwords to
[nltk_data]     C:\Users\Renata\AppData\Roaming\nltk_data...
[nltk_data]   Package stopwords is already up-to-date!
```

Download das *stopwords* na língua portuguesa.

```
def clean_text_as_list(text):
    tokens = simple_preprocess(str(text), deacc=True, min_len=3)
    return [token for token in tokens if token not in stop_words]

def clean_text_as_str(text):
    tokens = simple_preprocess(str(text), deacc=True, min_len=3)
    return ' '.join((token for token in tokens if token not in stop_words))
```

Aplica a limpeza do texto com o retorno diferente para uso distintos (*list* e *string*).

Criação de novas colunas

```
cols = ['review_comment_title', 'review_comment_message']
reviews['tokens'] = (reviews[cols].astype(str)
                     .apply(lambda x:
                                                 ' '.join([str(x['review_comment_title'
]), str(x['review_comment_message'] if str(x['review_comment_title']) is not None else str
(x['review_comment_message']))]), axis=1)
                     .apply(clean_text_as_list))
```

```
reviews['review_comment_transformed'] = (reviews[cols].astype(str)
                    .apply(lambda x:
                                ' '.join([str(x['review_comment_title']), str(x[
'review_comment_message'] if str(x['review_comment_title']) != 'nan' else str(x[
'review_comment_message']))]), axis=1
                            )
                    .apply(clean_text_as_str)
       )
```

Nova coluna	Descrição
tokens	aplica normalização e gera tokens a partir das colunas '*review_comment_title*' e '*review_comment_message*'
review_comment_transformed	aplica normalização e união das colunas '*review_comment_title*' e '*review_comment_message*'

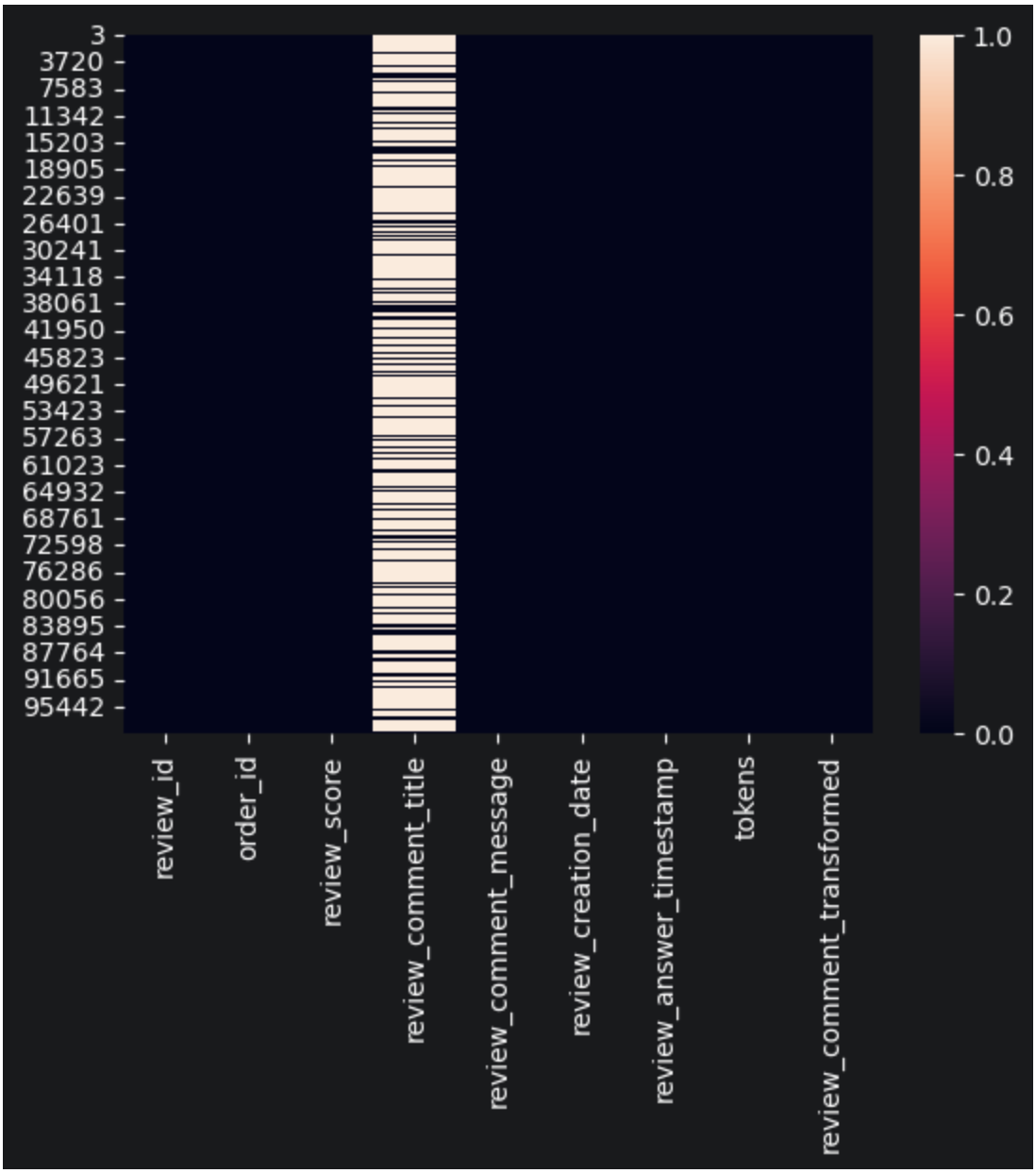
```
reviews
```

	review_id	order_id	review_score	review_comment_
3	e64fb393e7b32834bb789ff8bb30750e	658677c97b385a9be170737859d3511b	5	N
4	f7c4243c7fe1938f181bec41a392bdeb	8e6bfb81e283fa7e4f11123a3fb894f1	5	N
9	8670d52e15e00043ae7de4c01cc2fe06	b9bf720beb4ab3728760088589c62129	4	recome
12	4b49719c8a200003f700d3d986ea1a19	9d6f15f95d01e79bd1349cc208361f09	4	N
15	3948b09f7c818e2d86c9a546758b2335	e51478e7e277a83743b6f9991dbfa3fb	5	Super recome
...	...	...	...	
99205	98fffa80dc9acbde7388bef1600f3b15	d398e9c82363c12527f71801bf0e6100	4	N
99208	df5fae90e85354241d5d64a8955b2b09	509b86c65fe4e2ad5b96408cfef9755e	5	N
99215	a709d176f59bc3af77f4149c96bae357	d5cb12269711bd1eaf7eed8fd32a7c95	3	N
99221	b3de70c89b1510c4cd3d0649fd302472	55d4004744368f5571d1f590031933e4	5	N
99223	efe49f1d6f951dd88b51e6ccd4cc548f	90531360ecb1eec2a1fbb265a0db0508	1	N

40977 rows × 9 columns

```
sb.heatmap(reviews.isna())
```

```
<Axes: >
```



Lematização / Stemming

```
!python -m spacy download pt_core_news_md
```

```
Collecting pt-core-news-md==3.8.0
  Downloading https://github.com/explosion/spacy-models/releases/download/pt_core_news_md-3.8.0/pt_core_news_md-3.8.0-py3-none-any.whl (42.4 MB)
     ---------------------------------------- 0.0/42.4 MB ? eta -:--:--
     ---- ----------------------------------- 4.7/42.4 MB 25.9 MB/s eta 0:00:02
     -------- ------------------------------- 9.4/42.4 MB 25.6 MB/s eta 0:00:02
     ------------ --------------------------- 13.4/42.4 MB 23.3 MB/s eta 0:00:02
```

```
     -------------- ------------------------- 16.3/42.4 MB 20.9 MB/s eta 0:00:02
     ------------------ -------------------- 19.9/42.4 MB 20.3 MB/s eta 0:00:02
     -------------------- ------------------ 22.8/42.4 MB 19.2 MB/s eta 0:00:02
     --------------------- ----------------- 23.9/42.4 MB 17.2 MB/s eta 0:00:02
     ---------------------- ---------------- 24.9/42.4 MB 15.9 MB/s eta 0:00:02
     ----------------------- --------------- 26.0/42.4 MB 14.5 MB/s eta 0:00:02
     ------------------------- ------------- 27.8/42.4 MB 13.7 MB/s eta 0:00:02
     --------------------------- ----------- 29.4/42.4 MB 13.0 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------- ---------- 30.4/42.4 MB 12.6 MB/s eta 0:00:01
     ----------------------------- --------- 32.0/42.4 MB 12.1 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------ -------- 33.0/42.4 MB 11.6 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------ -------- 33.0/42.4 MB 11.6 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------ -------- 33.3/42.4 MB 10.6 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------ -------- 33.3/42.4 MB 10.6 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------ -------- 33.3/42.4 MB 10.6 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------- -------- 33.8/42.4 MB 8.6 MB/s eta 0:00:02
     -------------------------------- ------- 34.1/42.4 MB 8.3 MB/s eta 0:00:02
     -------------------------------- ------- 34.6/42.4 MB 7.9 MB/s eta 0:00:01
     --------------------------------- ------ 35.1/42.4 MB 7.7 MB/s eta 0:00:01
     --------------------------------- ------ 35.7/42.4 MB 7.5 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------- ----- 36.4/42.4 MB 7.3 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------- ----- 37.0/42.4 MB 7.1 MB/s eta 0:00:01
     ----------------------------------- ---- 37.7/42.4 MB 7.0 MB/s eta 0:00:01
     ----------------------------------- ---- 38.0/42.4 MB 6.8 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------ --- 38.3/42.4 MB 6.7 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------ --- 38.5/42.4 MB 6.5 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------ --- 39.1/42.4 MB 6.2 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------ --- 39.1/42.4 MB 6.2 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------- -- 39.3/42.4 MB 5.9 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------- -- 39.3/42.4 MB 5.9 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------- -- 39.6/42.4 MB 5.7 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------- -- 39.8/42.4 MB 5.5 MB/s eta 0:00:01
     ------------------------------------- -- 40.1/42.4 MB 5.3 MB/s eta 0:00:01
     -------------------------------------- - 40.4/42.4 MB 5.3 MB/s eta 0:00:01
     -------------------------------------- - 40.9/42.4 MB 5.2 MB/s eta 0:00:01
     -------------------------------------- - 41.2/42.4 MB 5.1 MB/s eta 0:00:01
     -------------------------------------- - 41.2/42.4 MB 5.1 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  41.4/42.4 MB 4.9 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  41.7/42.4 MB 4.8 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  41.7/42.4 MB 4.8 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  41.9/42.4 MB 4.6 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  41.9/42.4 MB 4.6 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  41.9/42.4 MB 4.6 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------  42.2/42.4 MB 4.3 MB/s eta 0:00:01
     ---------------------------------------- 42.4/42.4 MB 4.3 MB/s  0:00:09
# Download and installation successful
You can now load the package via spacy.load('pt_core_news_md')
```

```
snowball_pt = SnowballStemmer(language="portuguese")
nlp_pt = spacy.load("pt_core_news_md")

tokens = []

docs = (reviews['review_comment_transformed'].astype(str)
                    .apply(clean_text_as_str)
       )

for doc in docs:
    lemanizer = nlp_pt(doc)
    for token in lemanizer:
        palavra = token.text.lower()
        stem = snowball_pt.stem(palavra)
        tokens.append({     'palavra': palavra,
                            'stemming': stem,
                            'lem': token.lemma_,
                            'classe': token.pos_})
```

```
nouns = pd.DataFrame(tokens)
nouns
```

	palavra	stemming	lem	classe
0	recebi	receb	recebi	VERB
1	bem	bem	bem	ADV
2	antes	antes	antes	ADV
3	prazo	praz	prazo	NOUN
4	estipulado	estipul	estipular	VERB
...	...	...	...	...
309657	pois	pois	pois	ADV
309658	defeito	defeit	defeito	NOUN
309659	nao	nao	nao	ADV
309660	segurar	segur	segurar	VERB
309661	carga	carg	carga	NOUN

309662 rows × 4 columns

```
pd.DataFrame(Counter(nouns.palavra).most_common(10)).sort_values(by=1, ascending=False)
```

	0	1
0	produto	19616
1	nao	12917
2	prazo	8598
3	entrega	7010
4	recomendo	6064
5	antes	5680
6	chegou	5665
7	bom	5661
8	recebi	5545
9	entregue	3939

Palavras (*tokens*) com maiores frequências.

Classificação

Supervisionada com Naive Bayes e Vetorização com TfidfVectorizer

Por Categorias

- 1 = Péssimo
- 2 = Ruim
- 3 = Regular
- 4 = Bom
- 5 = Excelente

```
categories = dict({
    1: 'Péssimo',
    2: 'Ruím',
    3: 'Regular',
    4: 'Bom',
    5: 'Excelente',
})
```

Neste caso, iremos usar as categorias como tokens e usa-los diretamente em nosso modelo.

```
model = MultinomialNB()
vectorizer = TfidfVectorizer()

X = vectorizer.fit_transform(categories.values())

model.fit(X, list(categories.keys()))
```

Interactive Visualization

This cell contains a dynamic script that requires a browser to render properly.

To include this output in PDF exports, use the nbconvert-based export actions:

1. Open the **Find Action** dialog (Ctrl+Shift+A / Cmd+Shift+A)
2. Search for "**nbconvert**"
3. Choose one of the export options:
    - *Entire Notebook (nbconvert)*
    - *Only Outputs (nbconvert)*
    - *Markdown and Outputs (nbconvert)*

Note: The first nbconvert export will automatically download required dependencies (Chrome browser).

```
predictions_nm = []
rates_tf_idf = []
for review in docs:
    vec = vectorizer.transform([review])
    rates_tf_idf.append(model.predict(vec)[0])
    predictions_nm.append({"review": review, "nota": model.predict(vec)[0], "categoria":
categories.get(model.predict(vec)[0])})
```

Por *tokens* (*input* dos compradores)

Diferentemente do método anterior, aqui o será usado tokens gerados a partir dos reviews dos compradores e suas respectivas notas (1-5) serão suas categorias.

```
tokens_lem_by_rate = []
tokens_lem = []

_sample = pd.DataFrame(reviews).sample(frac=0.2, random_state=42) # Amostra de 20% dos
reviews para gerar os tokens

for i, rate in enumerate(categories.keys()):
    filtered = _sample.query('review_score == ' + str(rate))
    for review in pd.DataFrame({'tokens': filtered.review_comment_transformed}).values:
        tokens = clean_text_as_str(review)
        lemanizer = nlp_pt(tokens)
        for lem in lemanizer:
            tokens_lem.append(lem.lemma_)
    tokens_lem_by_rate.append({'rate': rate, 'tokens': tokens_lem.copy()})
    tokens_lem.clear()
```

```
model_rate = MultinomialNB()
vectorizer_rate = TfidfVectorizer()

keys = list(pd.DataFrame(tokens_lem_by_rate)['rate'].apply(lambda x: str(x)))
values = list(pd.DataFrame(tokens_lem_by_rate)['tokens'].apply(lambda x: str(x)))
X_rate = vectorizer_rate.fit_transform(values)

model_rate.fit(X_rate, list(keys))
```

Interactive Visualization

This cell contains a dynamic script that requires a browser to render properly.

To include this output in PDF exports, use the nbconvert-based export actions:

1. Open the **Find Action** dialog (Ctrl+Shift+A / Cmd+Shift+A)
2. Search for "**nbconvert**"
3. Choose one of the export options:
    - *Entire Notebook (nbconvert)*
    - *Only Outputs (nbconvert)*
    - *Markdown and Outputs (nbconvert)*

Note: The first nbconvert export will automatically download required dependencies (Chrome browser).

```
predictions_nm_tokens = []
rates_tf_idf_tokens = []
for review in docs:
    vec = vectorizer_rate.transform([review])
    _X = model_rate.predict(vec)
    rates_tf_idf_tokens.append(int(_X[0]))
    predictions_nm_tokens.append({"review": review, "nota": _X[0], "categoria":
categories.get(int(_X[0]))})
```

VADER

O método VADER irá analisar o sentimento a partir de uma *tokenização* manual levando em consideração a lexidade das sentenças.

```
analyzer = SentimentIntensityAnalyzer()

analyzer.lexicon.update({

    "excelente": 5,
    "qualidade": 5,
    "parabens": 5,
    "rapido": 5,
    "recomendar": 5,
    "resistente": 5,
    "otimo": 5,
    "super": 5,

    "bom": 4,
    "recebi": 4,
    "chegou": 4,
    "boa": 4,
    "obrigado": 4,
    "bonito": 4,

    "funcionar": 3,

    "muito ruim": 2,
    "ruim": 2,
    "mal": 2,
    "danificar": 2,
    "defeito": 2,
    "pequeno": 2,

    "pessimo": 1,
    "problema": 1,
    "horrivel": 1,
    "errar": 1,
    "retornar": 1,
    "cancelei": 1,
    "cancelar": 2,
    "reembolso": 1,
    "devolucao": 1,
    "devolver": 1,
})
```

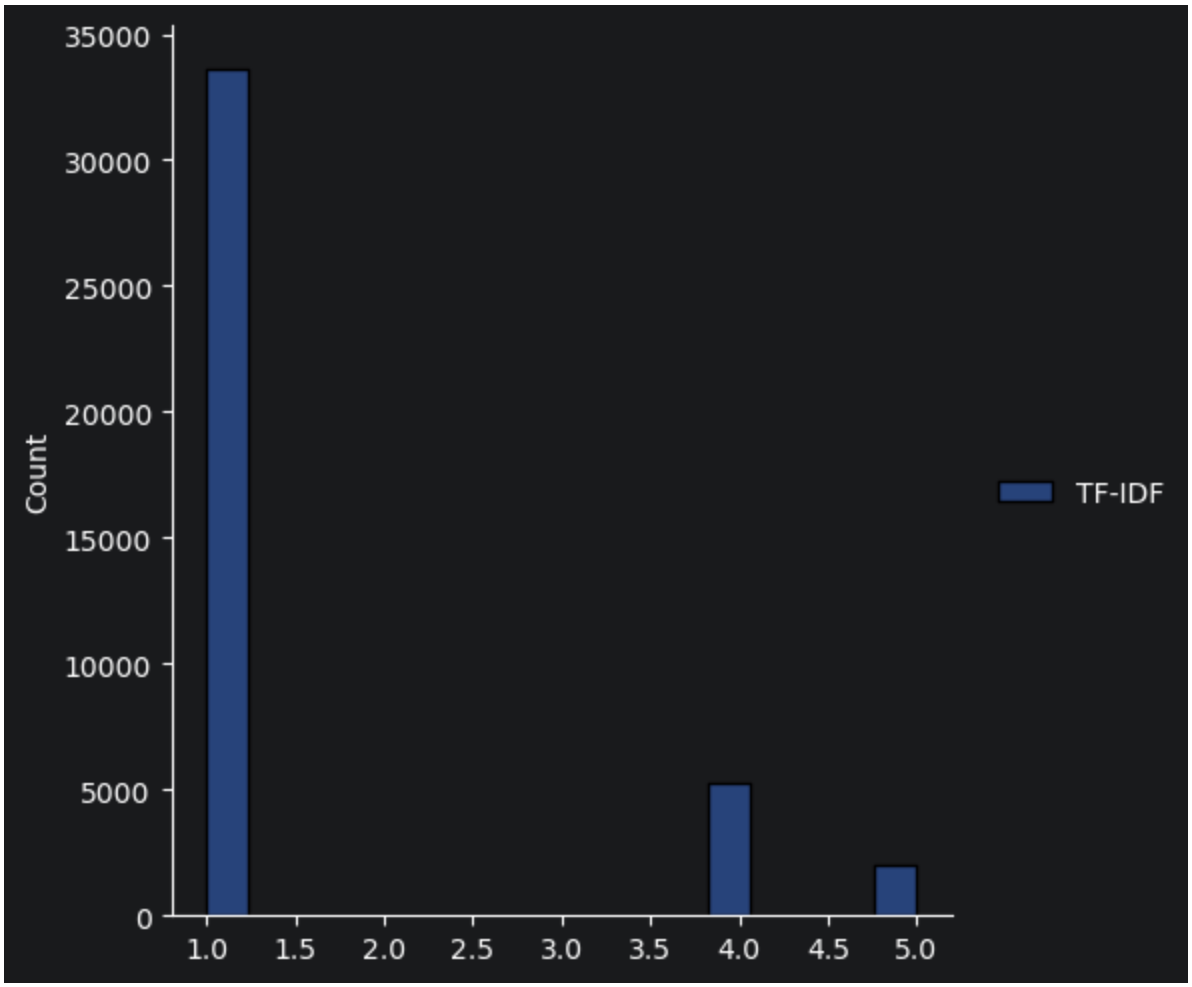
```python
def compound_to_rating(compound):
    if compound <= -0.6:
        return 1
    elif compound <= -0.2:
        return 2
    elif compound <= 0.2:
        return 3
    elif compound <= 0.6:
        return 4
    else:
        return 5
```

```python
rates_vader = []
predictions_vader = []
for review in docs:
    vader = analyzer.polarity_scores(review)
    compound = vader['compound']
    rating = compound_to_rating(compound)
    rates_vader.append(rating)

    predictions_vader.append({"review": review, "nota": rating, "categoria": categories.
get(rating)})
```

Análise e Comparação

```
sb.displot(data=pd.DataFrame({'TF-IDF': rates_tf_idf}))
```

```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x1ed515cea20>
```



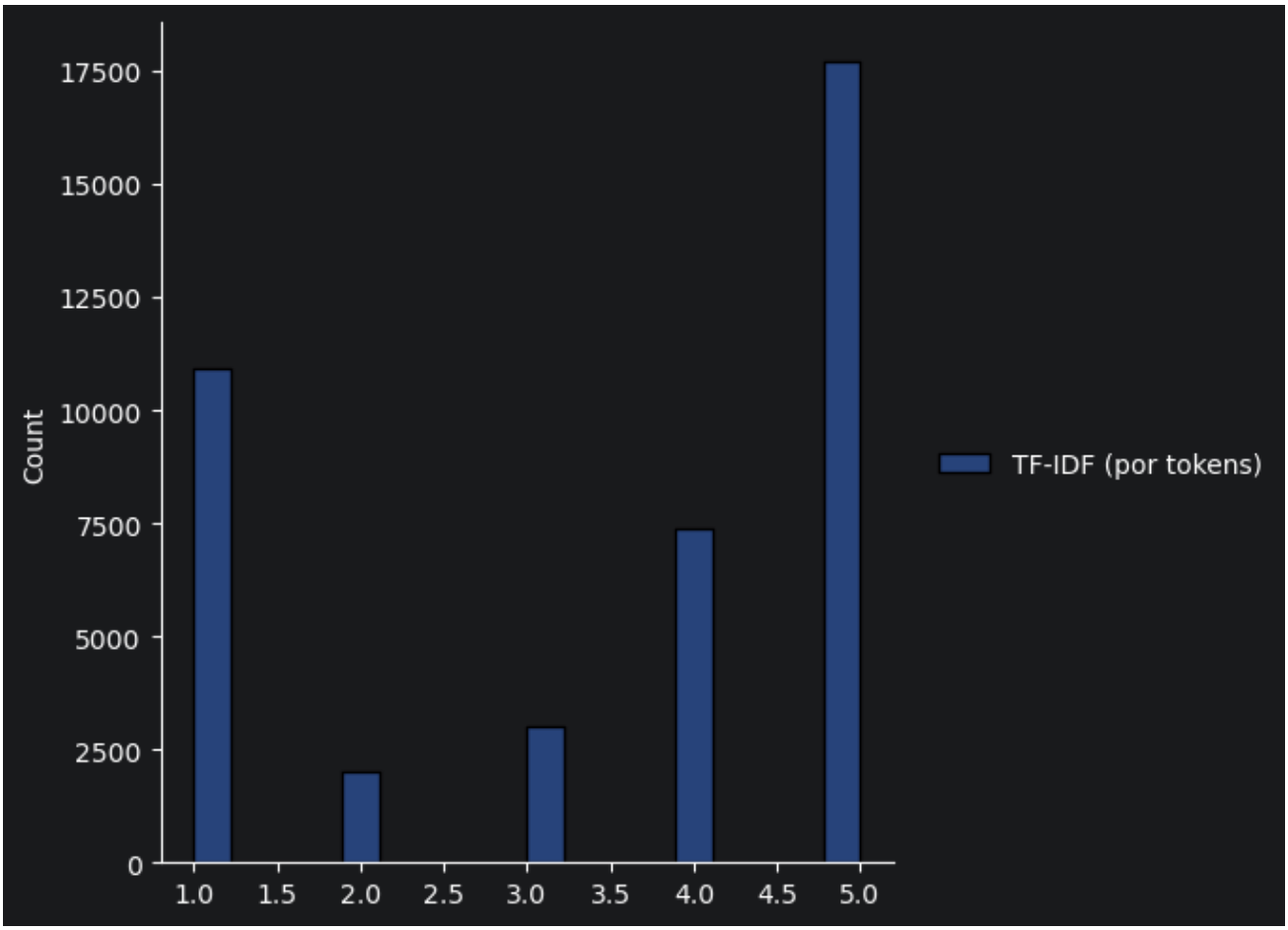
```
pd.DataFrame(predictions_nm)
```

	review	nota	categoria
0	recebi bem antes prazo estipulado	1	Péssimo
1	parabens lojas lannister adorei comprar intern...	1	Péssimo
2	recomendo aparelho eficiente site marca aparel...	1	Péssimo
3	pouco travando valor boa	1	Péssimo
4	super recomendo vendedor confiavel produto ent...	1	Péssimo
...	...	...	...
40972	produto recebi acordo compra realizada	1	Péssimo
40973	entregou dentro prazo produto chegou condicoes...	1	Péssimo
40974	produto nao enviado nao existe venda certeza f...	1	Péssimo
40975	excelente mochila entrega super rapida super r...	5	Excelente
40976	produto chegou devolver pois defeito nao segur...	1	Péssimo

40977 rows × 3 columns

```python
sb.displot(data=pd.DataFrame({'TF-IDF (por tokens)': rates_tf_idf_tokens}))
```

```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x1ed53d7cf50>
```



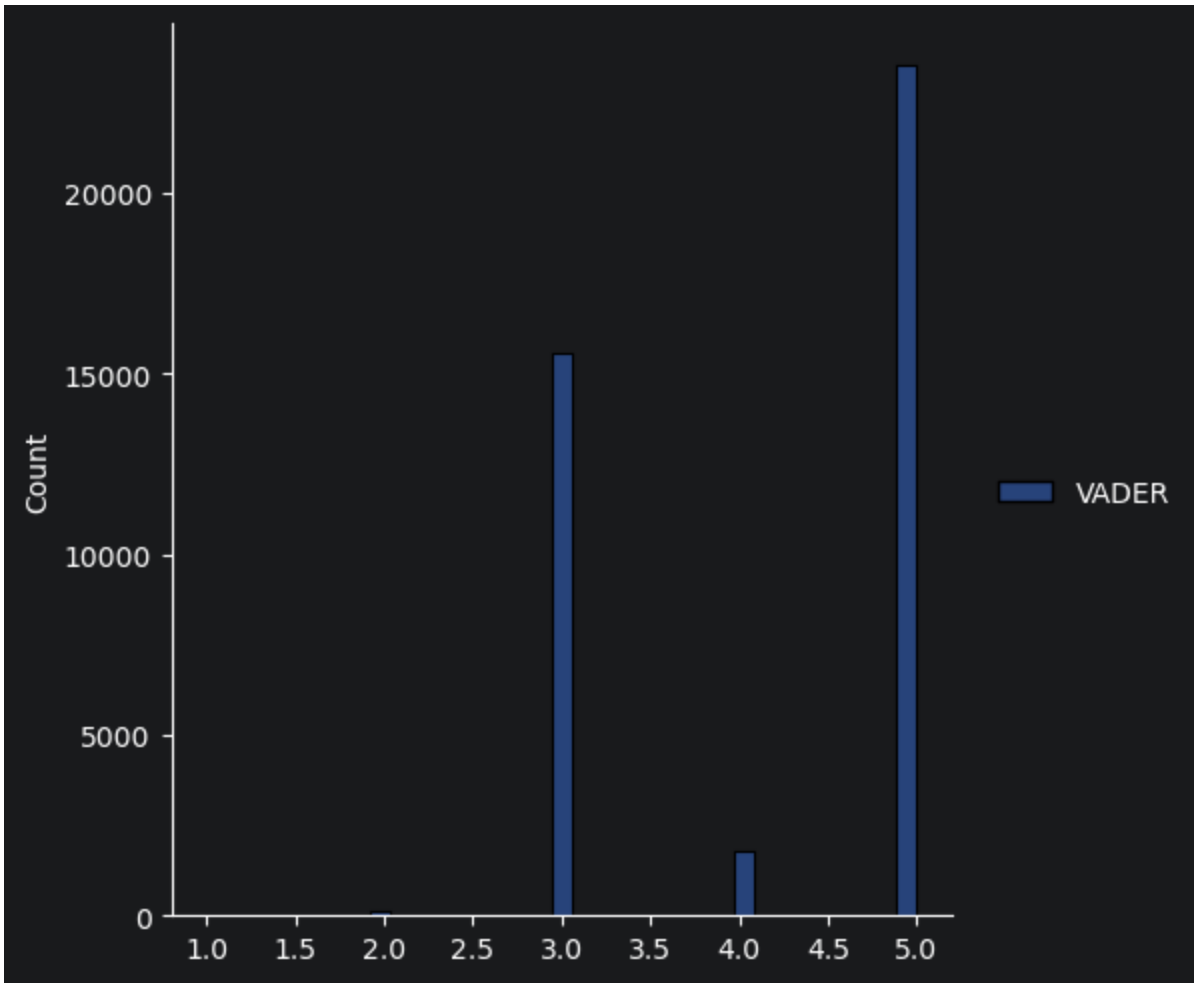
```python
pd.DataFrame(predictions_nm_tokens).sample(frac=0.2)
```

	review	nota	categoria
30464	tudo certo	5	Excelente
36467	produto otima qualidade	4	Bom
51	super rapido entrega chegou antes data	5	Excelente
36074	nao vem nota fiscal porque	1	Péssimo
40881	produto acordo anuncio	4	Bom
...	...	...	...
2230	chegou antes prazo piso pratico facil montagem	5	Excelente
35585	super recomendo correspondeu expectativas bela...	5	Excelente
705	bom forma geral produto bom porem som sai baix...	4	Bom
9640	ainda aguardo produto	2	Ruím
25846	amo compra nesse site bom sempre mim atende pe...	5	Excelente

8195 rows × 3 columns

```
sb.displot(data=pd.DataFrame({'VADER': rates_vader}))
```

```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x1ed51656480>
```



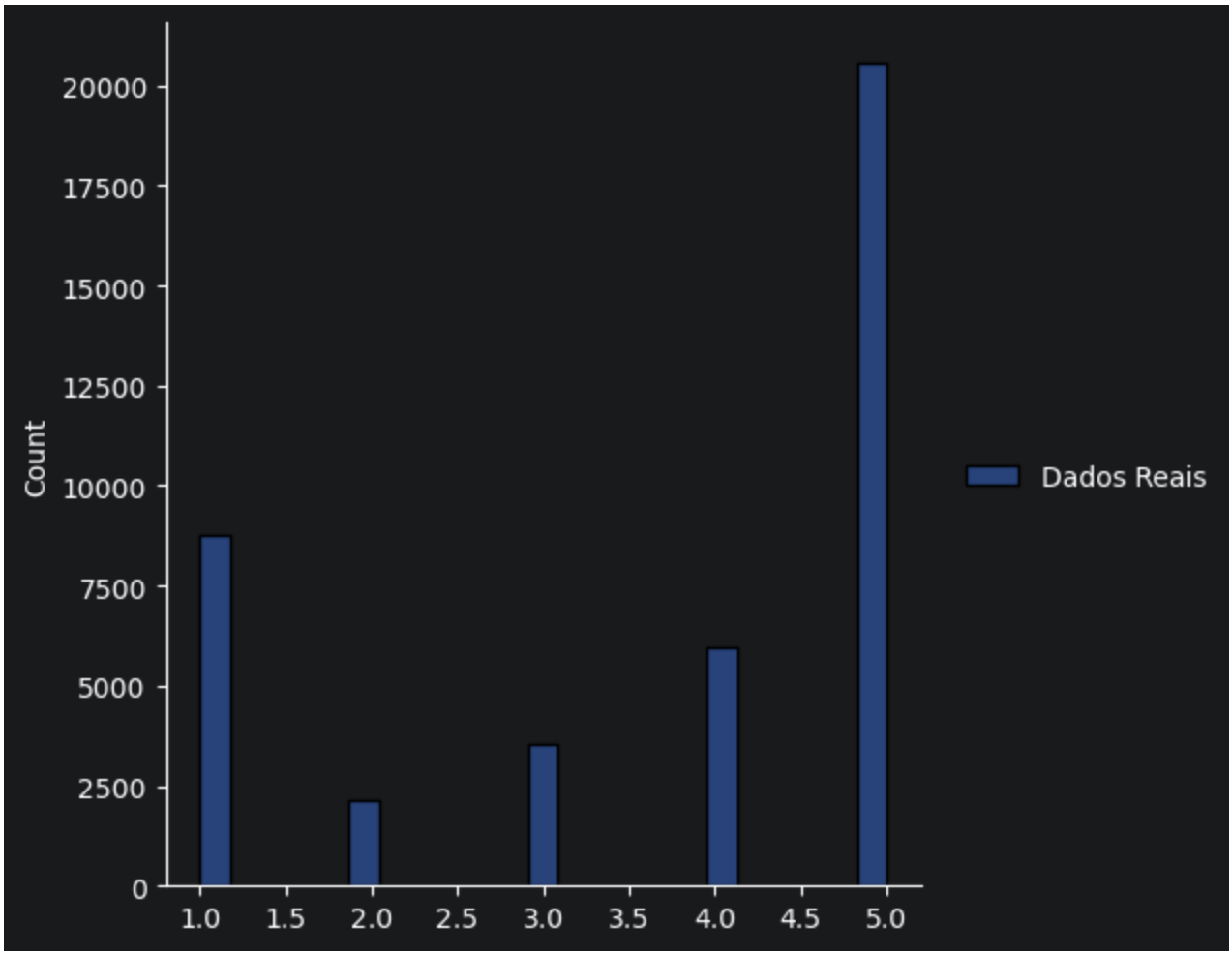
```python
pd.DataFrame(predictions_vader).sample(frac=0.5)
```

	review	nota	categoria
18725	produto bom chegou bem rapido recomendo todos	5	Excelente
20338	excelente produto facil montagem pratico bonito	5	Excelente
2465	produto igual oferta porem xing ling veja nao ...	3	Regular
30451	bom produto produto entregue antes prazo encom...	5	Excelente
12022	rapidez qualidade havia solicitado cancelament...	5	Excelente
...	...	...	...
39107	excelente relogio recomendo	5	Excelente
2591	ruim nao recebi entrega completa entregaram ba...	5	Excelente
3566	recomendo comprei presente filha gostou produt...	5	Excelente
12652	veio errado	3	Regular
12105	entrega entrega realizada dentro prazo sempre	3	Regular

20488 rows × 3 columns

```
sb.displot(data=pd.DataFrame({'Dados Reais': reviews.review_score}))
```

```
<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x1ed5168c2c0>
```



Método	Análise
Naive Bayes / TF-IDF por Categoria	Não conseguiu categorizar, devido à falta de interpretação léxica e falta de variedade de tokens para categorizar.
Naive Bayes / TF-IDF por Tokens (input de compradores)	Teve boa performance no treinamento, devido aos tokens serem coletados dos próprios compradores para realizar o treinamento, foi possível obter um resultado mais preciso, mesmo com ausência de interpretação léxica.
VADER	Teve um desempenho médio, mesmo com a interpretação léxica. A falta de suporte nativo para a lingua portuguesa e a necessidade de input manual dos tokens é um desafio.

Extração de Informação

Por Regex

```
CPF_VALIDATION = "CPF (proibição)"
EMAIL_VALIDATION = "E-mail (proibição)"
PSEUDO_URL_VALIDATION = "Pseudo URL"
EXCESSIVE_REPETITION_VALIDATION = "Repetição excessiva"
RATE_IN_REVIEW_VALIDATION = 'Nota dentro do comentário'

matches = []
rules = []
all_matches = []
any_rule = False

for review in reviews.review_comment_message:
    cpf_validation = re.findall(r'/^\d{3}\.\d{3}\.\d{3}\-\d{2}$/',
review)                          # Busca CPFs
    email_validation = re.findall(r'/^[a-zA-Z0-9._%+-]+@[a-zA-Z0-9.-]+\.[a-zA-Z]{2,}$/',
review)    # Busca e-mails
    excessive_repetition = re.findall(r'(.)\1{3}',
review)                                          # Busca excesso de caracteres
    pseudo_url_validation = re.findall(r'\b\.(com|net|us)\b\s+', review)
    rate_in_review_validation_1 = re.findall(r'^[0-9]',
review)                                     # Nota dentro do comentário 1
    rate_in_review_validation_2 = re.findall(r'\bnota\b\s+(\d+)', review, flags=re.
IGNORECASE)      # Nota dentro do comentário 2

    if cpf_validation:
        any_rule = True
        matches.extend(cpf_validation)
        rules.append(CPF_VALIDATION)
    if email_validation:
        any_rule = True
        matches.extend(email_validation)
        rules.append(EMAIL_VALIDATION)
    if excessive_repetition:
        any_rule = True
        matches.extend(excessive_repetition)
        rules.append(EXCESSIVE_REPETITION_VALIDATION)
    if pseudo_url_validation:
        any_rule = True
        matches.extend(pseudo_url_validation)
        rules.append(PSEUDO_URL_VALIDATION)
    if rate_in_review_validation_1 or rate_in_review_validation_2:
        if rate_in_review_validation_1:
            matches.extend(rate_in_review_validation_1)
        if rate_in_review_validation_2:
            matches.extend(rate_in_review_validation_2)
        any_rule = True
```

```
        rules.append(RATE_IN_REVIEW_VALIDATION)

    if any_rule:
        all_matches.append({'review': review, 'match': matches.copy(), 'rules': rules.
copy()})
        any_rule = False
        rules.clear()
        matches.clear()
```

```
pd.DataFrame(all_matches)
```

	review	match	rules
0	Loja nota 10	[10]	[Nota dentro do comentário]
1	estao de parabens... sempre chega com muiiita ...	[.]	[Repetição excessiva]
2	super rapido a entrega .... chegou antes da da...	[.]	[Repetição excessiva]
3	Comprar um produto correto na capa mas interno...	[?]	[Repetição excessiva]
4	Cada vez que compro mais fico satisfeita parab...	[#]	[Repetição excessiva]
...	...	...	...
1273	O produto adquirido não pode ser utilizado, o ...	[.]	[Repetição excessiva]
1274	Super recomendo!!!!!	[!]	[Repetição excessiva]
1275	sim recebi na cor preta ....queria na cor verm...	[.]	[Repetição excessiva]
1276	Produto foi entregue em tempo ágil, super reco...	[.]	[Repetição excessiva]
1277	axo que o produto é muito fragil ..... nao co...	[.]	[Repetição excessiva]

1278 rows × 3 columns

```
rule_counter = Counter()
for rules in pd.DataFrame(all_matches)['rules']:
    for rule in rules:
        rule_counter[rule] += 1

pd.DataFrame(rule_counter.most_common())
#
#
```

	0	1
0	Repetição excessiva	915
1	Nota dentro do comentário	309
2	Pseudo URL	68

Por Spacy (entidades)

```
ents = []
for review in reviews.review_comment_message:
    doc = nlp_pt(review)
    if doc.ents:
        for ent in doc.ents:
            ents.append({'ent': ent.text.lower(), 'label': ent.label_})
#
#
```

```
ents = pd.DataFrame(ents)
pd.DataFrame(Counter([ent for ent in ents['label']]).most_common()).sort_values(by=1,
ascending=False)
```

	0	1
0	MISC	5764
1	ORG	3542
2	LOC	3136
3	PER	2206

```
pd.DataFrame(Counter([ent for ent in ents['ent']]).most_common()).sort_values(by=1,
ascending=False)
```

	0	1
0	produto	1225
1	recomendo	712
2	super	404
3	correios	203
4	recebi	192
...	...	...
5389	recevi	1
5390	propia americana	1
5391	maria cd	1
5392	bom diaa!!	1
5393	fernando antonio polycarpo gomes	1

5394 rows × 2 columns

Levenshtein

```python
from rapidfuzz.process import cdist
from rapidfuzz.distance import Levenshtein

freq = ents['ent'].value_counts().to_dict()
entities = list(freq.keys())
norm = [e.lower() for e in entities]

dist_matrix = cdist(norm, norm, scorer=Levenshtein.distance)

leven = {e: e for e in entities}

for i, e1 in enumerate(entities):
    for j in range(i + 1, len(entities)):
        if dist_matrix[i, j] <= 2:
            e2 = entities[j]
            if freq.get(leven[e2], 0) > freq.get(leven[e1], 0):
                leven[e1] = leven[e2]
            else:
                leven[e2] = leven[e1]

for e in leven:
    while leven[e] != leven[leven[e]]:
        leven[e] = leven[leven[e]]
```

Calcula a distância *levenshtein* para filtrar similaridades.

```
pd.DataFrame(leven.keys()).sample(frac=0.1)
```

	0
1604	extraviado
5240	heineken
2237	fui atendido
848	brasilia
4384	e14
...	...
2998	correios odiei
4072	vendam
2758	eficiência
3230	poren
5356	pg

539 rows × 1 columns

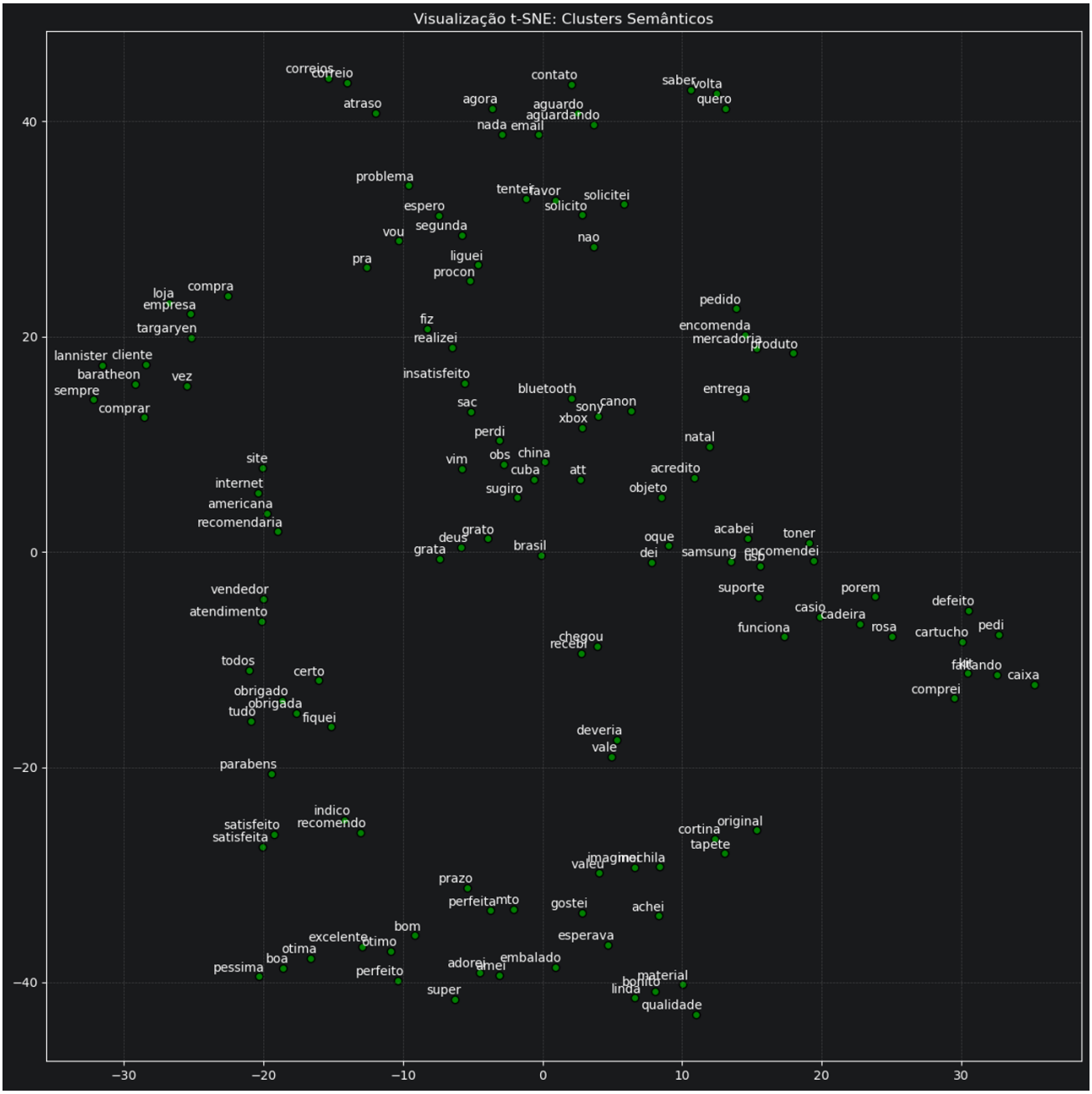
Visualização

t-TSNE

```
model_w2v = Word2Vec(
    sentences=[tokens for tokens in reviews.tokens],
    vector_size=100,
    window=5,
    min_count=5,
    workers=2
)
```

```python
def plot_words_tsne(model, words):
    valid_words = [w for w in words if w in model.wv]
    word_vectors = np.array([model.wv[word] for word in valid_words])
    tsne = TSNE(n_components=2,
                perplexity=min(5, len(valid_words)-1),
                init='pca',
                random_state=0)
    word_vectors_2d = tsne.fit_transform(word_vectors)

    plt.figure(figsize=(15, 15))
    plt.scatter(word_vectors_2d[:, 0], word_vectors_2d[:, 1], edgecolors='k', c='g')
    for i, word in enumerate(valid_words):
        plt.annotate(word,
                     xy=(word_vectors_2d[i, 0], word_vectors_2d[i, 1]),
                     xytext=(5, 2),
                     textcoords='offset points',
                     ha='right',
                     va='bottom')
        plt.title("Visualização t-SNE: Clusters Semânticos")
        plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.3)
```

```python
plot_words_tsne(model_w2v, [x[0] for x in Counter(list(leven.keys())).most_common(200)])
```



Analises e conclusões

- Clientes insatisfeitos possivelmente acionaram o Procon.
- Atraso nos Correios pode ter causado insatisfação.
- Produtos da Sony, Canon e xBox possuem tecnologia Bluetooth.
- Os produtos são bem embalados.
- Cortinas, tapetes e mochilas possuem material de boa qualidade.
- Possível contato de compradores da Samsung com o Suporte.
- Cartuchos / Toners têm tendências a defeitos.

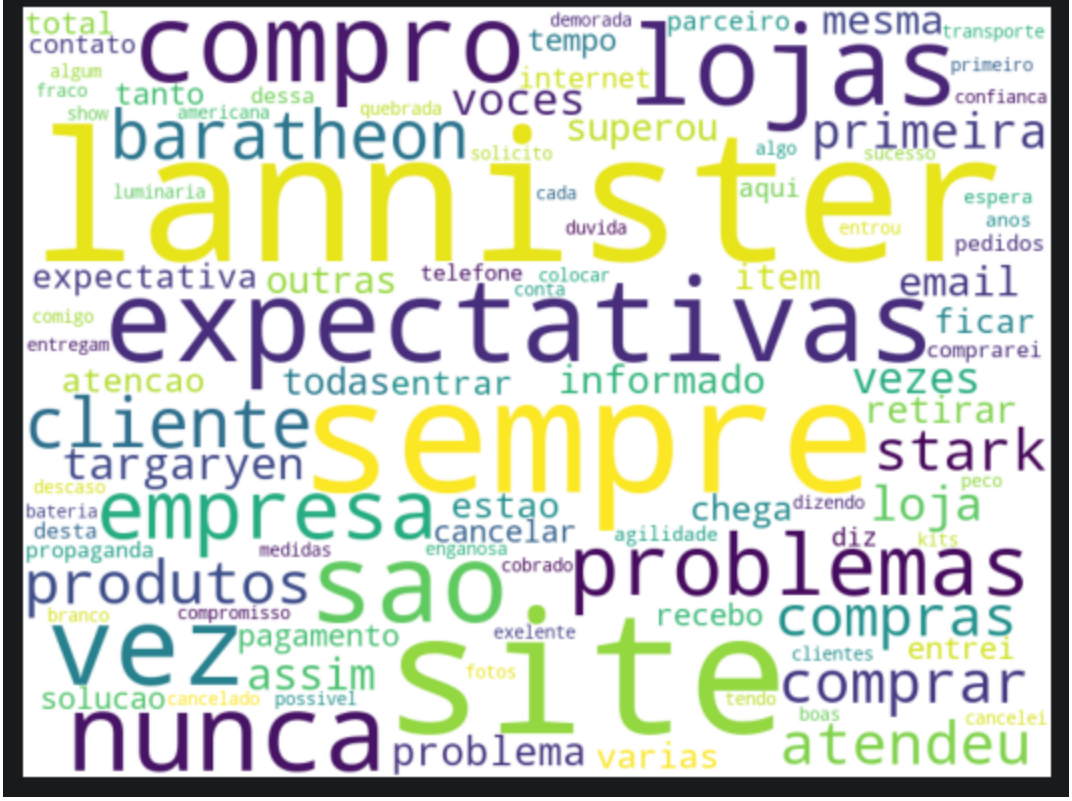
```
from gensim import corpora
from gensim.models import LdaModel

NUM_TOPICS = 5

dictionary = corpora.Dictionary(reviews.tokens)

corpus = [dictionary.doc2bow(text) for text in reviews.tokens]

lda_model = LdaModel(
    corpus=corpus,
    id2word=dictionary,
    num_topics=NUM_TOPICS,
    random_state=42,
    passes=20,
    iterations=1000,
    alpha="auto",
    eta="auto",
    per_word_topics=True
)
```

```
def plot_wordcloud(topic_id, ax=None):
    topic_words = lda_model.show_topic(topic_id, topn=100)
    topic_words_dict = {word: freq for word, freq in topic_words}
    wc = WordCloud(
        background_color="white",
        width=800,
        height=600,
        collocations=False,
        prefer_horizontal=1
    )
    if ax is None:
        fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 8))
    ax.imshow(wc.generate_from_frequencies(topic_words_dict))
    ax.axis("off")
    wc.generate_from_frequencies(topic_words_dict)
    return ax
```

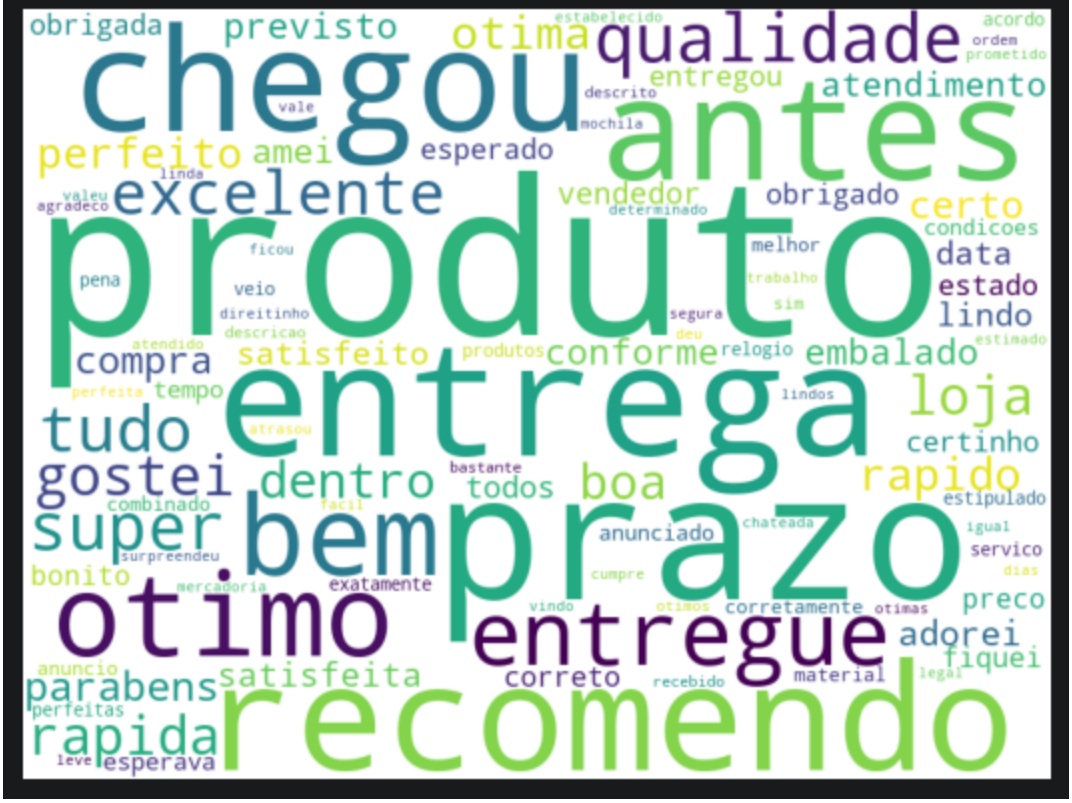
```python
# clouds = []

# fig, axes = plt.subplots(2, 3, figsize=(15, 8))

for idx in range(NUM_TOPICS):
    try:
        fig, ax = plt.subplots(1, 1, figsize=(8, 5))
        ax = plot_wordcloud(idx, ax)
        ax.set_title(f"Tópico {idx}")
        # clouds.append(fig)
    except:
        axes.flatten()[idx].remove()
```

Tópico 1

Tópico 2



Tópico 3



Tópico 4