# Demostração - Aula 5

Ativar sessão com GPU (TPU - T4)

Até aqui vimos como usar word embeddings generativos (pré-treinados) focando em análise de similaridade e manuseio do espaço vetorial de alguns algoritmos como Word2Vec.

E se tentarmos usar essa "inteligência" para resolver nosso problema de classificação?

#### Análise com skip-gram em Português

```
# Instalação do pacote Gensim e dependência
!pip install gensim==4.3.2 scipy==1.10.1 numpy==1.26.4 --quiet
```

Obs.: pode ser necessário reiniciar a sessão e executar a instalação novamente.

```
import gensim
print(gensim.__version__)
→ 4.3.2
```

Download Word Embeddings Pré-treinadas em Portugûes (skip-gram)

# Download do arquivo no repositório do professor

!unzip 'cbow\_s300.zip' # subistitua com nome do arquivo

model\_cbow = KeyedVectors.load\_word2vec\_format('cbow\_s300.txt')

# Descompactação do arquivo

# Load do modelo pelo Gensim

from gensim.models import KeyedVectors

!wget 'https://dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com/cbow\_s300.zip'

```
    Repositório original: <a href="http://nilc.icmc.usp.br/nilc/index.php/repositorio-de-word-embeddings-do-nilc">http://nilc.icmc.usp.br/nilc/index.php/repositorio-de-word-embeddings-do-nilc</a>

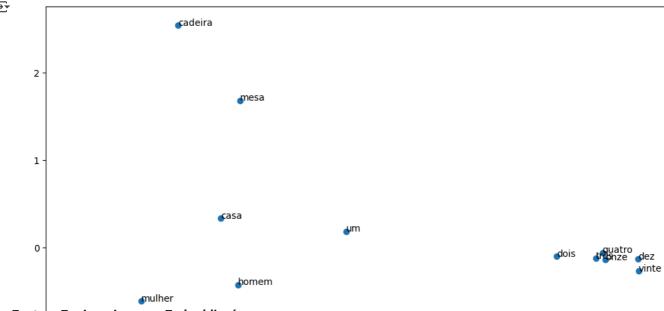
# Download do arquivo no repositório do professor
!wget 'https://dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com/skip_s300.zip'
# Descompactação do arquivo
!unzip 'skip_s300.zip' # subistitua com nome do arquivo
# Load do modelo pelo Gensimn
from gensim.models import KeyedVectors
model_skip = KeyedVectors.load_word2vec_format('skip_s300.txt')
model skip
    --2025-06-04 23:25:46-- https://dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com/skip s300.zip
     Resolving dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com (dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com)... 3.5.233.153, 52.95.165.15, 52.95.164.110, ...
     Connecting to dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com (dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com)|3.5.233.153|:443... connected.
     HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
     Length: 958619745 (914M) [application/zip]
     Saving to: 'skip_s300.zip.1
     skip_s300.zip.1
                         2025-06-04 23:27:13 (10.6 MB/s) - 'skip_s300.zip.1' saved [958619745/958619745]
     Archive: skip s300.zip
     replace skip_s300.txt? [y]es, [n]o, [A]ll, [N]one, [r]ename: y
       inflating: skip_s300.txt
     <gensim.models.keyedvectors.KeyedVectors at 0x7e233640ee10>
!ls -la
    total 4465744
     drwxr-xr-x 1 root root
                                  4096 Jun 4 23:27 .
     drwxr-xr-x 1 root root
                                  4096 Jun 4 23:11 ..
                                  4096 Jun 3 14:04 .config
     drwxr-xr-x 4 root root
                                  4096 Jun 3 14:04 sample data
     drwxr-xr-x 1 root root
     -rw-r--r-- 1 root root 2655642222 Oct 4 2018 skip_s300.txt
     -rw-r--r-- 1 root root 958619745 Nov 30 2023 skip_s300.zip
     -rw-r--r-- 1 root root 958619745 Nov 30 2023 skip_s300.zip.1
Load do Word2Vec com CBOW
```

```
model_skip
⇒ <gensim.models.keyedvectors.KeyedVectors at 0x7e233640ee10>
Análise de similaridade
model_skip.similarity('maçã', 'uva')
→ 0.6507031
model_skip.similarity('maçã', 'carro')
→ 0.074699655
pairs = [
    ('carro', 'jipe'),
('carro', 'avião'),
    ('carro', 'bicicleta'),
    ('carro', 'cereal'),
('carro', 'filosofia'),
for w1, w2 in pairs:
    'carro' 'jipe' 0.71
'carro' 'avião' 0.50
     'carro' 'bicicleta'
                               0.55
     'carro' 'cereal'
                               0.08
     'carro' 'filosofia'
                               -0.01
model_skip.most_similar(positive=['carro', 'jipe'], topn=3)
→ [('furgão', 0.7599552273750305),
      ('caminhão', 0.7516525387763977),
('veículo', 0.7478904724121094)]
model_skip.doesnt_match(['fogo', 'água', 'terra', 'mar', 'ar', 'carro'])
<del>_</del>
model_skip.most_similar(positive=['rainha', 'homem'], negative=['mulher'], topn=3)
→ [('rei', 0.5894271731376648),
      ('monarca', 0.49123090505599976),
('guardião', 0.46204233169555664)]
model_skip.most_similar(positive=['rei', 'mulher'], negative=['homem'], topn=10)
→ [('rainha', 0.660095751285553),
      ('consorte', 0.6526049375534058),
      ('esposa', 0.6504772305488586),
       ('sobrinha', 0.6446163654327393),
      ('princesa', 0.6398769617080688),
      ('filha', 0.6342788338661194),
      ('rainha-viúva', 0.6339502334594727), ('primogénita', 0.6332842707633972),
      ('princesa-eleitora', 0.6240091323852539),
      ('meia-irmã', 0.6229892373085022)]
palavras = ['um', 'dois', 'três', 'quatro', 'dez', 'onze', 'vinte', 'homem', 'mulher', 'marido', 'esposa', 'casa', 'mesa', 'cadeira']
{\tt from \ sklearn.decomposition \ import \ PCA}
import numpy as np
sample_vectors = np.array([model_skip[palavra] for palavra in palavras])
pca = PCA(n_components=2)
result = pca.fit_transform(sample_vectors)
result
array([[-0.17956805, 0.18375202], [ 1.2229358 , -0.09905089],
             [ 1.4864911 , -0.1221025 ],
             [ 1.5300087 , -0.05887511],
             [ 1.7701347 , -0.13250092],
             [ 1.5516897 , -0.14122166],
             [ 1.7721732 , -0.26937428],
             [-0.9042849 , -0.42676726],
             [-1.5513343 , -0.61161923],
             [-1.4905175 , -1.1370462 ],
             [-1.9972197 , -1.73543
             [-1.0187491 , 0.33234295],
             [-0.8883214 , 1.6803375 ],
[-1.303439 , 2.5375557 ]], dtype=float32)
```

```
import matplotlib.pyplot as plt

plt.figure(figsize=(12,8))
plt.scatter(result[:,0], result[:,1])
for i, word in enumerate(palavras):
    plt.annotate(word, xy=(result[i, 0], result[i, 1]))
plt.show()

cadeira
```

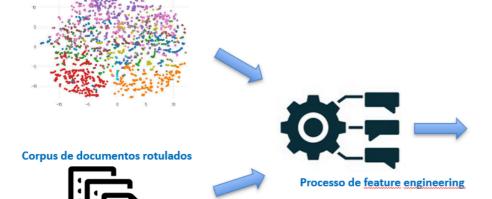


Feature Engineering com Embedding´s

-1 -

A ideia é criar um vetor de <u>features</u> com características de um <u>Embedding</u> generativo e aplicar no nosso problema de classificação de textos.

## Word Embedding pré-treinado



## Vector-space representation

	united	nations	peace
Doc 1	6	9	16
Doc 2	18	13	9
Doc 3	42	17	5
Doc 4	13	11	10

### Classificador com word2vec

Criando um Dataset com base em reviews

```
# Install Google play scraper: https://github.com/JoMingyu/google-play-scraper
# Google-Play-Scraper provides APIs to easily crawl the Google Play Store for Python without any external dependencies!
!pip install google_play_scraper --quiet
```

import pandas as pd
from tqdm import tqdm
from google\_play\_scraper import Sort, reviews, app
import numpy as np

```
apps_ids = [
    'br.com.brainweb.ifood',
    'com.cerveceriamodelo.modelonow',
    'com.mcdo.mcdonalds',
    'habibs.alphacode.com.br',
    'com.xiaojukeji.didi.brazil.customer',
    'com.ubercab.eats',
    'com.grability.rappi',
    'burgerking.com.br.appandroid',
    'com.vanuatu.aiqfome'
    ]
SCORE_SAMPLES = 100
SCORE3_FACTOR = 1; TARGET_COLUMN = 'score'
#TARGET_COLUMN = 'sentiment'; SCORE3_FACTOR = 2
app_reviews = []
for app_id in tqdm(apps_ids):
    for score in list(range(1, 6)):
       for sort_order in [Sort.MOST_RELEVANT, Sort.NEWEST]:
            rvs, _ = reviews(
                app_id,
                lang='pt'
                country='br',
                sort=sort order,
                count= SCORE3_FACTOR * SCORE_SAMPLES if score == 3 else SCORE_SAMPLES,
                filter_score_with=score
            for r in rvs:
                r['sortOrder'] = 'most_relevant' if sort_order == Sort.MOST_RELEVANT else 'newest'
                r['appId'] = app_id
            app_reviews.extend(rvs)
100% | 9/9 [00:19<00:00, 2.15s/it]
len(app_reviews)
→ 9000
app_reviews[0]
{'reviewId': '2c392c34-6da1-49c1-a185-05a20803a94a',
      'userName': 'Fabio Santana',
      'userImage': 'https://play-lh.googleusercontent.com/a-/ALV-UjVup99NajQB2nh5-z6-Aiiorw5WCLQfC-jRE8dA8hXvBxycd69M',
      'content': 'Ultimamente quase tudo no Ifood está caro, cupons falsos para dar a impressão de desconto, que no fundo não passa de uma enganação.
     Raramente faço pedidos umas três ou quatro vezes no mês, às vezes fazer compra no mercado vale a pena, desde que tenha promoção e frete gratis de
     resto não espero muita coisa.',
      'thumbsUpCount': 107,
      'reviewCreatedVersion': '10.67.1',
      'at': datetime.datetime(2025, 5, 6, 19, 3, 36),
      'replyContent': None,
      'repliedAt': None,
      'appVersion': '10.67.1',
'sortOrder': 'most_relevant',
      'appId': 'br.com.brainweb.ifood'}
app_reviews_df = pd.DataFrame(app_reviews)
app_reviews_df.head()
```

₹	reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	replied
	2c392c34- 6da1-49c1- a185- 05a20803a94a	Fabio	https://play- lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U	Ultimamente quase tudo no Ifood está caro, cup	1	107	10.67.1	2025- 05-06 19:03:36	None	N
	8806c2ea- 8359-4cca- 8196- de979c07abea		https://play- lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U	vou dar uma estrela, e é muito ainda!!! já é a	1	113	10.66.0	2025- 04-21 03:53:26	None	N:
	af5a1bd6- cf7a-48f2- a96c- d3d5b2224fb7		https://play- lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U	Disigne horrível, navegação também e promoções	1	78	10.66.0	2025- 04-19 15:34:06	None	N:
	c9686587- 086c-4303- a81e-	Alexandre	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc	O aplicativo sempre funcionou bem. mas	1	296	10.56.0	2025- 02-13 23:48:16	None	N

bem, mas

a problemas

consumidor

horrendo...

https://play-

Leal lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...

nós últ... Atendimento

do

1

625

23:48:16

2025-01-08

16:09:19

Ν

None

10.49.0

app\_reviews\_df['sentiment'] = 0 app\_reviews\_df.loc[app\_reviews\_df["score"] < 3, "sentiment"] = -1
app\_reviews\_df.loc[app\_reviews\_df["score"] > 3, "sentiment"] = 1

Giovanni

app\_reviews\_df.head()

2248cf40143f

4b8be737-

9b61-471e-

23b20f5559d3

8ccd-

_	_									
<del>}</del>	reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	replied
0	2c392c34- 6da1-49c1- a185- 05a20803a94a	Fabio Santana	https://play- lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U	Ultimamente quase tudo no Ifood está caro, cup	1	107	10.67.1	2025- 05-06 19:03:36	None	N:
1	8806c2ea- 8359-4cca- 8196- de979c07abea	ricardo alexandre	https://play-lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U	vou dar uma estrela, e é muito ainda!!! já é a	1	113	10.66.0	2025- 04-21 03:53:26	None	N:
2	af5a1bd6- cf7a-48f2- a96c- d3d5b2224fb7	Celes	https://play- lh.googleusercontent.com/a-/ALV-U	Disigne horrível, navegação também e promoções	1	78	10.66.0	2025- 04-19 15:34:06	None	N:
3	c9686587- 086c-4303- a81e- 2248cf40143f	Alexandre Maehler	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc	O aplicativo sempre funcionou bem, mas nós últ	1	296	10.56.0	2025- 02-13 23:48:16	None	N:
4	4b8be737- 9b61-471e- 8ccd- 23b20f5559d3	Giovanni Leal	https://play-lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc	Atendimento a problemas do consumidor horrendo	1	625	10.49.0	2025- 01-08 16:09:19	None	N:

app\_reviews\_df['sentiment'].value\_counts()

<b>→</b> ▼		count
	sentiment	
	-1	3600
	1	3600
	0	1800
	4	

```
# Normalização de texto
import string
import nltk
from nltk.tokenize import word tokenize
nltk.download('punkt')
nltk.download('stopwords')
nltk.download('punkt_tab')
# lista de stopwords do NLTK
stopwords = nltk.corpus.stopwords.words('portuguese')
# função que remove pontuação
def remove_punctuation(text):
    \verb"punctuations" = \verb"string.punctuation"
    table = str.maketrans({key: " " for key in punctuations})
    text = text.translate(table)
    return text
# função que normaliza o texto e remove stopwords
def norm_tokenize(text):
    text = text.lower()
    text = remove_punctuation(text)
    text = "".join([w for w in text if not w.isdigit()])
    text = word tokenize(text)
    text = [x for x in text if x not in stopwords]
    text = [y for y in text if len(y) > 2]
#text " ".join([t for t in text])
    return text
[nltk data]
                   Unzipping tokenizers/punkt.zip.
     [nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data...
     [nltk_data] Unzipping corpora/stopwords.zip.
     [nltk_data] Downloading package punkt_tab to /root/nltk_data...
     [nltk_data] Unzipping tokenizers/punkt_tab.zip.
df_model['tokens'] = df_model['content'].apply(norm_tokenize)
<ipython-input-51-a8bb658abe50>:1: SettingWithCopyWarning:
     A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
     Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead
     See the caveats in the documentation: <a href="https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy">https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy</a>
       df_model['tokens'] = df_model['content'].apply(norm_tokenize)
df_model.head()
₹
                                                content score sentiment
                                                                                                                  tokens
      0
            Ultimamente quase tudo no Ifood está caro, cup...
                                                                         -1
                                                                               [ultimamente, quase, tudo, ifood, caro, cupons...
               vou dar uma estrela, e é muito ainda!!! já é a...
      1
                                                                         -1
                                                                                [vou, dar, estrela, ainda, segunda, vez, faço,...
```

-1

-1

[disigne, horrível, navegação, promoções, pra,...

[aplicativo, sempre, funcionou, bem, últimos, ...

#vectorizer['maquiagem']

2 Disigne horrível, navegação também e promoções...

O aplicativo sempre funcionou bem, mas nós últ...

```
# Exemplo 2: Função para obter embeddings médios para cada texto
vectorizer = model_skip
def average_vector(words):
  vectors = [vectorizer[word] for word in words if word in vectorizer]
    return sum(vectors) / len(vectors)
  else:
    vector_size = vectorizer.vector_size
    wv_res = np.zeros(vector_size)
    return wv_res
     '\nvectorizer = model skin\n\ndef average vector(words):\n vectors = [vectorizer[word] for word in words if word in vectorizer]\n if vectors:\n
# Tokenizar e obter embeddings médios para cada texto
df_model['vector'] = df_model['tokens'].apply(average_vector)
→ <ipython-input-55-e1e7b11c2590>:2: SettingWithCopyWarning:
     A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
     Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead
     See the caveats in the documentation: <a href="https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy">https://pandas.pydata.org/pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy</a>
       df_model['vector'] = df_model['tokens'].apply(average_vector)
#df model['vector'][0]
df model.head()
\overline{2}
                                              content score sentiment
                                                                                                                tokens
```

vector Ultimamente quase tudo no Ifood está caro, [ultimamente, quase, tudo, ifood, caro, [-0.017724334035139892. 0 -1 0.016495222998653643, ... [-0.02211865014396608, -0.0684307242743671, vou dar uma estrela, e é muito ainda!!! já é a... -1 [vou, dar, estrela, ainda, segunda, vez, faço,... Disigne horrível, navegação também e [disigne, horrível, navegação, promoções, [-0.028950500444625504, -0.07825767648464535, 2 1 -1 nromocões

```
y = df_model[TARGET_COLUMN].to_list()

len(x[0])

→ 300

Clique duas vezes (ou pressione "Enter") para editar

from sklearn.model_selection import train_test_split
# divisão da amostra entre treino e teste

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.3, stratify=y, random_state = 42)
```

### Treina modelo

x = df\_model['vector'].to\_list()

from sklearn.linear\_model import LogisticRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier

# treinamento do modelo ávore de decisão com o dataframe de treino model = RandomForestClassifier(random\_state=42)

model.fit(x\_train, y\_train)

 $\label{eq:constraint} \mbox{\# escoragem da classificação na amostra de teste} \\ \mbox{y\_pred = model.predict(x\_test)}$ 

# Avaliação do modelo

 $from \ sklearn. metrics \ import \ classification\_report, \ Confusion Matrix Display, \ accuracy\_score, \ confusion\_matrix Display, \ accuracy\_score, \ accu$ 

print(classification\_report(y\_test, y\_pred))
print(accuracy\_score(y\_test, y\_pred))

<b>→</b>	precision	recall	f1-score	support
1	0.45	0.56	0.50	540
2	0.39	0.39	0.39	540
3	0.41	0.34	0.37	540
4	0.43	0.36	0.39	540
5	0.60	0.63	0.61	540
accuracy			0.46	2700
macro avg	0.45	0.46	0.45	2700
weighted avg	0.45	0.46	0.45	2700

0.457037037037037

#### Comprando o resultado com vetorização Bag of Words

def token\_to\_text(tokens):
 return " ".join(tokens)

df\_model['norm\_content'] = df\_model['tokens'].apply(token\_to\_text)

See the caveats in the documentation: <a href="https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user\_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy">https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user\_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy</a> df\_model['norm\_content'] = df\_model['tokens'].apply(token\_to\_text)

df\_model.head()

₹		content	score	sentiment	tokens	vector	norm_content
	0	Ultimamente quase tudo no Ifood está caro, cup	1	-1	[ultimamente, quase, tudo, ifood, caro, cupons	[-0.017724334035139892, 0.016495222998653643,	ultimamente quase tudo ifood caro cupons falso
	1	vou dar uma estrela, e é muito ainda!!! já é a	1	-1	[vou, dar, estrela, ainda, segunda, vez, faço,	[-0.02211865014396608, -0.0684307242743671, -0	vou dar estrela ainda segunda vez faço cancela
	2	Disigne horrível, navegação também e promoções	1	-1	[disigne, horrível, navegação, promoções, pra,	[-0.028950500444625504, -0.07825767648464535,	disigne horrível navegação promoções pra algum
	3	O aplicativo sempre funcionou bem, mas nós últ	1	-1	[aplicativo, sempre, funcionou, bem, últimos,	[0.017615938858528222, -0.014666019741692866,	aplicativo sempre funcionou bem últimos meses
	А	Atendimento a problemas do	1	1	[atendimento, problemas,	[-0.027385065230824377,	atendimento problemas
	4						>

```
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
df_train, df_test = train_test_split(
      df model,
      test size = 0.3.
      random_state = 42
vect = CountVectorizer()
vect.fit(df_train.norm_content)
x_train = vect.transform(df_train.norm_content)
x_test = vect.transform(df_test.norm_content)
y_train = df_train[TARGET_COLUMN]
y_test = df_test[TARGET_COLUMN]
# treinamento do modelo ávore de decisão com o dataframe de treino
model = RandomForestClassifier(random_state=42)
model.fit(x_train, y_train)
# escoragem da classificação na amostra de teste
y_pred = model.predict(x_test)
# Avaliação do modelo
from sklearn.metrics import classification_report, ConfusionMatrixDisplay, accuracy_score, confusion_matrix
print(classification_report(y_test, y_pred))
print(accuracy_score(y_test, y_pred))
```

⋺₹	precision		f1-score	support
1	0.54	0.65	0.59	558
2	0.47	0.37	0.41	535
3	0.39	0.40	0.40	526
4	0.45	0.36	0.40	559
5	0.57	0.66	0.61	522
accuracy			0.49	2700
macro avg	0.48	0.49	0.48	2700
weighted avg	0.48	0.49	0.48	2700

0.4892592592592593

x\_train.shape

**→** (6300, 10272)

## Classificador com Transformers

Referências/documentações:

- Paper "Attention Is All You Need"
- <u>Documentação Hugging Face</u>
- Modulo sentence-transformers e modelo de linguagem da Hugging Face

#### Sentence transformers

O Sentence-Transformers é uma biblioteca construída sobre o framework Transformers, e foi projetada para a geração de representações semânticas de sentenças (documentos ou pedaços de texto) de alta qualidade.

Vamos utilizar o modelo 'distiluse-base-multilingual-cased-v2', que é um modelo da família DistilBERT (uma versão mais leve e eficiente do BERT) que foi pré-treinado especificamente para a geração de embeddings de sentenças multilíngues.

```
!pip install sentence-transformers==3.2.1 transformers==4.46.3 --quiet
import sentence_transformers
print(sentence_transformers.__version__)

3.2.1

from sentence_transformers import SentenceTransformer

st = SentenceTransformer('sentence-transformers/distiluse-base-multilingual-cased-v2')
review_embeddings = st.encode(df_model['content'])

len(review_embeddings[0])
```

```
x = review_embeddings
y = df_model[TARGET_COLUMN].to_list()
from sklearn.model_selection import train_test_split
# divisão da amostra entre treino e teste
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.3, stratify=y, random_state = 42)
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from \ sklearn. ensemble \ import \ Gradient Boosting Classifier
 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
# treinamento do modelo ávore de decisão com o dataframe de treino
 log_reg = RandomForestClassifier(random_state=42)
log_reg.fit(x_train, y_train)
# escoragem da classificação na amostra de teste
y_pred = log_reg.predict(x_test)
from \ sklearn.metrics \ import \ classification\_report, \ ConfusionMatrix Display, \ accuracy\_score, \ confusion\_matrix \ accuracy\_score, \ accuracy\_sc
print(classification_report(y_test, y_pred))
print(accuracy_score(y_test, y_pred))
  <del>_</del>_
                                                         precision
                                                                                               recall f1-score
                                                                                                                                                        support
                                                1
                                                                        0.50
                                                                                                      0.64
                                                                                                                                    0.56
                                                                                                                                                                     540
                                                2
                                                                        0.43
                                                                                                      0.41
                                                                                                                                    9.42
                                                                                                                                                                     540
                                                                                                                                                                     540
                                                3
                                                                        0.42
                                                                                                      0.37
                                                                                                                                    0.39
                                                4
                                                                        0.46
                                                                                                     0.40
                                                                                                                                    0.43
                                                                                                                                                                     540
                                                5
                                                                        0.68
                                                                                                     0.68
                                                                                                                                    0.68
                                                                                                                                                                     540
                           accuracy
                                                                                                                                    0.50
                                                                                                                                                                  2700
                                                                        0.50
                                                                                                      0.50
                                                                                                                                                                   2700
                        macro avg
                                                                                                                                    0.50
```

0.5007407407407407

weighted avg

#### Y Exercício

<del>→</del> 512

Você deverá treinar o modelo de classificação do dataset de produtos [1] utilizando as duas abordagens apresentadas aqui (embeddings word2vec (CBOW ou Skip-gram) e sentence transformer e comparar os resultados.

- Remover registros com valores nulos;
- Contatenar as colunas de nome e descrição;
- Aplicar normalização da demo;
- Amostra de 30% para teste e random\_state = 42.

[1] https://dados-ml-pln.s3-sa-east-1.amazonaws.com/produtos.csv

0.50

0.50

2700

```
# resposta

# Dica, transformar em lista
...

vetor_embedding = st.encode(df['texto'].to_list())
```