# Seção 5.1 Part 1 Preparacao Dataset

October 23, 2025

# 1 Seção 5.1 – Parte 1: Preparação e Dataset

**Objetivo:** Preparar o ambiente e carregar o dataset 20 Newsgroups para análise de embeddings e clustering.

### 1.1 Conteúdo deste Notebook

- 1. Introdução aos Embeddings: Conceitos fundamentais e evolução histórica
- 2. Configuração do Ambiente: Carregamento de variáveis e dependências
- 3. Sistema de Cache Elasticsearch: Inicialização e verificação
- 4. Dataset 20 Newsgroups: Carregamento e preparação
- 5. Salvamento no Elasticsearch: Armazenamento com IDs únicos
- 6. Análise Exploratória: Estatísticas detalhadas e visualizações

# 1.2 Sequência dos Notebooks

- Notebook 1 (atual): Preparação e Dataset
- Notebook 2: Embeddings Locais (TF-IDF, Word2Vec, BERT, Sentence-BERT)
- Notebook 3: Embeddings OpenAI
- Notebook 4: Análise Comparativa dos Embeddings
- Notebook 5: Clustering e Machine Learning

# 1.3 LIMPEZA DO ELASTICSEARCH (Execute APENAS se necessário)

# 1.3.1 ATENÇÃO: Leia antes de executar!

Esta seção permite LIMPAR COMPLETAMENTE o cache do Elasticsearch, deletando: - Todo o dataset salvo (documents\_dataset) - Todos os embeddings gerados (TF-IDF, Word2Vec, BERT, Sentence-BERT, OpenAI) - TODOS os dados processados

### 1.3.2 Quando usar esta limpeza?

Execute a célula abaixo APENAS se: 1. **Primeira execução completa**: Para processar o dataset completo (20 classes, 18.211 docs) 2. **Dados duplicados detectados**: Se você viu mensagens de dados inconsistentes 3. **Mudou as configurações**: Alterou DATASET\_SIZE, TEXT\_MIN\_LENGTH ou outras configs importantes 4. **Dados corrompidos**: Se detectou problemas de integridade nos dados 5. **Reprocessamento total**: Quer começar do zero com tudo limpo

# 1.3.3 Quando NÃO usar:

NÃO execute se: - Já processou tudo e os dados estão corretos - Só quer executar análises (Notebooks 2-5) - Tem dúvidas - procure ajuda primeiro

### 1.3.4 Estado Atual do Cache

Antes de limpar, execute a célula de "STATUS DO CACHE" (mais abaixo) para ver o que existe atualmente no Elasticsearch.

# 1.3.5 Impacto da Limpeza

Após limpar, você precisará: - **Notebook 1**: ~5-10 min (carregar e salvar dataset) - **Notebook 2**: ~10-30 min (gerar TF-IDF, Word2Vec, BERT, Sentence-BERT) - **Notebook 3**: ~30-60 min + **\$0.50-\$2.00** (gerar embeddings OpenAI - **CUSTO REAL!**) - **Notebooks 4-5**: ~5-10 min (análises)

Total: ~1-2 horas + custos da API OpenAI

### 1.3.6 Instruções de Uso

- 1. Leia TUDO acima para ter certeza que quer limpar
- 2. Vá para a próxima célula (célula de código logo abaixo)
- 3. Descomente a linha que começa com # clear\_elasticsearch\_cache()
- 4. Execute a célula (Shift + Enter)
- 5. **Aguarde** a confirmação de que tudo foi deletado
- 6. Comente novamente a linha (para evitar limpezas acidentais)
- 7. Continue executando o resto do notebook normalmente

```
[1]: """
     CÉLULA DE LIMPEZA DO ELASTICSEARCH
    _____
     ESTA CÉLULA ESTÁ COMENTADA POR SEGURANÇA!
    Para limpar o Elasticsearch:
    1. Descomente a linha abaixo que começa com # clear...
    2. Execute esta célula (Shift + Enter)
    3. Aguarde a mensagem de confirmação
    4. Comente novamente a linha (para segurança)
    IMPORTANTE: Esta operação é IRREVERSÍVEL!
    Você perderá todos os dados e precisará reprocessar tudo.
    ATIVAR LIMPEZA: DESCOMENTE TODO O BLOCO ABAIXO
    # import os
    # from pathlib import Path
```

```
# from dotenv import load_dotenv
# # Carregar variáveis de ambiente
# env_paths = [
    Path.cwd() / 'setup' / '.env',
#
     Path.cwd() / '.env',
     Path.cwd() / 'setup' / 'config_example.env'
# 7
# for env path in env paths:
    if env_path.exists():
         load dotenv(env path)
         break
# # Importar e inicializar Elasticsearch
# from elasticsearch_manager import init_elasticsearch_cache, \sqcup
 ⇔clear_elasticsearch_cache
# ELASTICSEARCH_HOST = os.getenv('ELASTICSEARCH_HOST', 'localhost')
# ELASTICSEARCH PORT = int(os.getenv('ELASTICSEARCH PORT', 9200))
# print(" Conectando ao Elasticsearch...")
# connected = init_elasticsearch_cache(host=ELASTICSEARCH_HOST,_
 ⇔port=ELASTICSEARCH_PORT)
# if connected:
     print(" Conectado!")
     print("")
    print(" LIMPANDO ELASTICSEARCH...")
    print("=" * 60)
#
     clear_elasticsearch_cache()
#
     print("")
#
     print(" LIMPEZA CONCLUÍDA!")
     print(" Agora execute o resto do notebook para recriar os dados")
# else:
     print(" Não foi possível conectar ao Elasticsearch")
     print(" Verifique se o Docker está rodando: docker-compose up -d")
print(" Célula de LIMPEZA está INATIVA (comentada)")
print(" Local: INÍCIO do Notebook 1 - Seção5.1 Part1 Preparacao Dataset.ipynb")
print("")
print(" Para ATIVAR a limpeza:")
print(" 1. Descomente TODO O BLOCO acima (todas as linhas que começam com #)")
print(" 2. Execute esta célula (Shift + Enter)")
print(" 3. Aguarde a confirmação de limpeza")
print("")
print(" ATENÇÃO: Isso deletará TUDO do Elasticsearch!")
```

```
print(" - Dataset completo (18.211 docs)")
print(" - Todos os embeddings (TF-IDF, Word2Vec, BERT, SBERT, OpenAI)")
print(" - TODOS os dados processados")
print("")
print(" Esta célula é AUTOCONTIDA - funciona independentemente!")
print(" Não precisa executar outras células antes desta")
```

Célula de LIMPEZA está INATIVA (comentada)

Local: INÍCIO do Notebook 1 - Seção5.1\_Part1\_Preparacao\_Dataset.ipynb

Para ATIVAR a limpeza:

- 1. Descomente TODO O BLOCO acima (todas as linhas que começam com #)
- 2. Execute esta célula (Shift + Enter)
- 3. Aguarde a confirmação de limpeza

ATENÇÃO: Isso deletará TUDO do Elasticsearch!

- Dataset completo (18.211 docs)
- Todos os embeddings (TF-IDF, Word2Vec, BERT, SBERT, OpenAI)
- TODOS os dados processados

Esta célula é AUTOCONTIDA - funciona independentemente! Não precisa executar outras células antes desta

\_\_\_\_

# 1.4 Início do Notebook Principal

A partir daqui, o notebook segue sua sequência normal. A célula de limpeza acima só deve ser usada quando necessário.

### 1.5 Conceitos Fundamentais: A Evolução dos Embeddings

### 1.5.1 O que são Embeddings?

Embeddings são representações vetoriais densas que mapeiam textos para um espaço onde proximidade geométrica similaridade semântica. Diferente de representações esparsas (BoW/TF-IDF), embeddings capturam contexto e relações semânticas.

# 1.5.2 Evolução Histórica

- 1. **TF-IDF** (1970s): Método clássico baseado em frequência de termos
  - Vantagens: Simples, interpretável, eficiente
  - Limitações: Não captura contexto semântico
- 2. Word2Vec (2013): Primeira revolução palavras similares ficam próximas
  - Vantagens: Captura similaridade semântica
  - Limitações: Palavras isoladas, sem contexto da sentença
- 3. BERT (2018): Contextualização bidirecional mesma palavra, contextos diferentes
  - Vantagens: Entende contexto completo da sentença

- Limitações: Computacionalmente caro
- 4. Sentence-BERT (2019): Otimizado para similaridade de sentenças
  - Vantagens: Rápido e eficiente para clustering
  - Limitações: Modelos menores têm menos capacidade
- 5. OpenAI Embeddings (2020+): Modelos de última geração
  - Vantagens: Máxima qualidade em benchmarks
  - Limitações: Requer API paga, dependência externa

### 1.5.3 Por que Embeddings são Ideais para Clustering?

- Proximidade semântica = proximidade geométrica no espaço vetorial
- Densidade: Informação rica em poucas dimensões
- Contextualização: Captura nuances semânticas
- Transfer Learning: Aproveita conhecimento pré-treinado

# 1.5.4 Aplicações Práticas

- Clustering semântico: Agrupar documentos por tópico
- Busca semântica: Encontrar documentos similares
- Detecção de anomalias: Identificar textos atípicos
- Sistemas de recomendação: Sugerir conteúdo similar

# 1.6 Configuração do Ambiente

### 1.6.1 Carregamento de Variáveis de Ambiente

Este notebook utiliza o arquivo setup/.env para carregar todas as configurações. Isso permite:

- Flexibilidade: Alterar configurações sem modificar código
- Segurança: Chaves API não ficam expostas no código
- Consistência: Mesmas configurações em todos os notebooks

### 1.6.2 Variáveis Principais

- OPENAI\_API\_KEY: Chave da API OpenAI (usado no Notebook 3)
- ELASTICSEARCH\_HOST e ELASTICSEARCH\_PORT: Configuração do Elasticsearch
- USE ELASTICSEARCH CACHE: Se deve usar cache inteligente
- FORCE\_REGENERATE\_EMBEDDINGS: Se deve forçar regeneração
- DATASET\_SIZE: Tamanho máximo do dataset
- TEXT\_MIN\_LENGTH: Tamanho mínimo dos textos
- CLUSTERING\_RANDOM\_STATE: Seed para reproducibilidade

# []: # Configuração de Variáveis de Ambiente # Esta célula carrega as configurações do arquivo setup/.env import os from pathlib import Path # Tentar carregar python-dotenv se disponível try:

```
from dotenv import load_dotenv
   print(" python-dotenv disponivel")
    # Procurar arquivo .env em diferentes locais (em ordem de prioridade)
   env_paths = [
        Path.cwd() / 'setup' / '.env', # Primeiro: pasta setup/
       Path.cwd() / '.env',
                                        # Segundo: diretório raiz
       Path.cwd() / 'setup' / 'config_example.env' # Terceiro: arquivo de_
 \rightarrow exemplo
   1
   env_loaded = False
   for env_path in env_paths:
        if env_path.exists():
            load_dotenv(env_path)
            print(f" Arquivo .env carregado: {env_path}")
            env loaded = True
            break
   if not env_loaded:
       print(" Nenhum arquivo .env encontrado, usando variáveis do sistema")
except ImportError:
   print(" python-dotenv não instalado, usando variáveis do sistema")
   print(" Para instalar: uv pip install python-dotenv")
# Carregar configurações do .env
MAX CHARS PER REQUEST = int(os.getenv('MAX CHARS PER REQUEST', 32000))
BATCH_SIZE SMALL_TEXTS = int(os.getenv('BATCH_SIZE_SMALL_TEXTS', 4))
BATCH_SIZE MEDIUM_TEXTS = int(os.getenv('BATCH_SIZE MEDIUM_TEXTS', 2))
BATCH_SIZE_LARGE_TEXTS = int(os.getenv('BATCH_SIZE_LARGE_TEXTS', 1))
DATASET SIZE = int(os.getenv('DATASET SIZE', 20000))
TEXT_MIN_LENGTH = int(os.getenv('TEXT_MIN_LENGTH', 20))
MAX CLUSTERS = int(os.getenv('MAX CLUSTERS', 20))
CLUSTERING_RANDOM_STATE = int(os.getenv('CLUSTERING_RANDOM_STATE', 42))
PLOT_WIDTH = int(os.getenv('PLOT_WIDTH', 800))
PLOT_HEIGHT = int(os.getenv('PLOT_HEIGHT', 600))
LOG_LEVEL = os.getenv('LOG_LEVEL', 'INFO')
SAVE_MODELS = os.getenv('SAVE_MODELS', 'true').lower() == 'true'
SAVE_RESULTS = os.getenv('SAVE_RESULTS', 'true').lower() == 'true'
ELASTICSEARCH_HOST = os.getenv('ELASTICSEARCH_HOST', 'localhost')
ELASTICSEARCH_PORT = int(os.getenv('ELASTICSEARCH_PORT', 9200))
# Verificar se a chave da OpenAI está configurada (será usada no Notebook 3)
openai_key = os.getenv('OPENAI_API_KEY')
if openai_key and openai_key != 'sk-your-openai-key-here':
   print(" Chave da OpenAI configurada")
```

```
OPENAI_AVAILABLE = True
else:
   print(" Chave da OpenAI não configurada")
   print(" Configure OPENAI_API_KEY no arquivo setup/.env para usar_
 →embeddings da OpenAI")
   OPENAI AVAILABLE = False
print(f"\n Configuração carregada com sucesso!")
print(f" Configurações carregadas (.env):")
print(f" ELASTICSEARCH_HOST: {ELASTICSEARCH_HOST}")
print(f"
          ELASTICSEARCH_PORT: {ELASTICSEARCH_PORT}")
print(f" DATASET_SIZE: {DATASET_SIZE}")
print(f"
          TEXT_MIN_LENGTH: {TEXT_MIN_LENGTH}")
print(f"
          MAX_CLUSTERS: {MAX_CLUSTERS}")
print(f"
          CLUSTERING_RANDOM_STATE: {CLUSTERING_RANDOM_STATE}")
```

python-dotenv disponível

Arquivo .env carregado: /Users/ivanvarella/Documents/Dados/9 - Mestrado/1 - Disciplinas 2025/2025.2/PPGEP9002 - INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL PARA ENGENHARIA DE PRODUÇÃO - T01/1 - Extra - Professor/Projetos/Embeddings\_5.1/src/setup/.env Chave da OpenAI configurada

Configuração carregada com sucesso!
Configurações carregadas:
ELASTICSEARCH\_HOST: localhost
ELASTICSEARCH\_PORT: 9200
DATASET\_SIZE: 20000
TEXT\_MIN\_LENGTH: 20
MAX\_CLUSTERS: 20

CLUSTERING\_RANDOM\_STATE: 42

### 1.7 Imports e Dependências

# 1.7.1 Bibliotecas Utilizadas

- NumPy e Pandas: Manipulação de dados e arrays
- Matplotlib e Seaborn: Visualização de dados
- Scikit-learn: Dataset e métricas
- Elasticsearch: Sistema de cache inteligente

```
[3]: # Imports Essenciais
print(" CARREGANDO IMPORTS ESSENCIAIS")
print("=" * 40)

# Imports básicos
import re
import json
import warnings
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from collections import Counter
from typing import List, Dict, Tuple, Optional
print(" Imports básicos carregados")
# Scikit-learn para dataset
from sklearn.datasets import fetch 20newsgroups
print(" Scikit-learn carregado")
# Configurações
warnings.filterwarnings('ignore')
pd.set_option('display.max_colwidth', 200)
# Configuração do matplotlib
plt.style.use('default')
sns.set_palette("husl")
plt.rcParams['figure.figsize'] = (10, 6)
plt.rcParams['font.size'] = 10
print(" Configurações aplicadas")
print("\n IMPORTS ESSENCIAIS CONCLUÍDOS!")
```

### CARREGANDO IMPORTS ESSENCIAIS

\_\_\_\_\_

Imports básicos carregados Scikit-learn carregado Configurações aplicadas

IMPORTS ESSENCIAIS CONCLUÍDOS!

### 1.8 Sistema de Cache Elasticsearch

# 1.8.1 Por que usar Elasticsearch como Cache?

O sistema de cache inteligente oferece:

- Evita reprocessamento: Detecta embeddings já gerados e os reutiliza
- Valida integridade: Verifica se os dados salvos estão corretos via hash MD5
- Economiza tempo: TF-IDF (30s  $\rightarrow$  5s), Word2Vec (60s  $\rightarrow$  5s), BERT (120s  $\rightarrow$  5s), OpenAI (30min  $\rightarrow$  5s!)
- Economiza dinheiro: Evita chamadas desnecessárias à API da OpenAI (~\$0.50 por execução)
- Rastreabilidade: Cada embedding está vinculado ao documento original

# 1.8.2 Estrutura dos Índices

```
ELASTICSEARCH CACHE

documents_dataset (Dataset original com IDs únicos)
embeddings_tfidf (até 4096 dimensões - Limite do Elasticsearch)
embeddings_word2vec (100 dimensões)
embeddings_bert (768 dimensões)
embeddings_sbert (384 dimensões)
embeddings_openai (1536 dimensões)
```

# 1.8.3 Fluxo Inteligente

- 1. Verificação: Checa se embeddings já existem
- 2. Validação: Confere integridade via hash dos textos
- 3. Geração seletiva: Gera apenas embeddings faltantes ou inválidos
- 4. Salvamento: Armazena com metadata completa

```
[4]: # Carregar Bibliotecas Opcionais
print(" CARREGANDO BIBLIOTECAS OPCIONAIS")
print("=" * 40)

# Elasticsearch
try:
    from elasticsearch import Elasticsearch
    ELASTICSEARCH_AVAILABLE = True
    print(" Elasticsearch carregado")
except ImportError:
    ELASTICSEARCH_AVAILABLE = False
    print(' Elasticsearch não instalado')
    print(' Para instalar: uv pip install elasticsearch')

print(f"\n STATUS DAS BIBLIOTECAS:")
print(f" Elasticsearch: {' ' if ELASTICSEARCH_AVAILABLE else ' '}")
```

### CARREGANDO BIBLIOTECAS OPCIONAIS

Elasticsearch carregado

STATUS DAS BIBLIOTECAS:

Elasticsearch:

```
[5]: # Inicialização do Sistema de Cache Elasticsearch
print(" INICIALIZANDO SISTEMA DE CACHE ELASTICSEARCH")
print("=" * 60)

# Importar módulo de gerenciamento de cache
try:
    from elasticsearch_manager import (
        init_elasticsearch_cache, get_cache_status, save_dataset_to_cache,
```

```
save_embeddings_to_cache, load_embeddings_from_cache,
        check_embeddings_in_cache, clear_elasticsearch_cache
   print(" Módulo de cache Elasticsearch carregado")
   CACHE_AVAILABLE = True
except ImportError as e:
   print(f" Erro ao carregar módulo de cache: {e}")
   print(" Certifique-se de que o arquivo elasticsearch_manager.py está no⊔
 ⇔diretório")
   CACHE_AVAILABLE = False
# Inicializar conexão com Elasticsearch
if CACHE AVAILABLE:
   print("\n Conectando ao Elasticsearch...")
    cache_connected = init_elasticsearch_cache(
       host=ELASTICSEARCH_HOST,
       port=ELASTICSEARCH PORT
   )
   if cache_connected:
       print(" Cache Elasticsearch inicializado com sucesso!")
        # Verificar status do cache
       print("\n STATUS DO CACHE:")
        print("-" * 40)
       status = get_cache_status()
        if status.get("connected", False):
            print(f" Conexão: {status.get('host', 'N/A')}")
            print(f" Indices encontrados: {len([k for k, v in status.

¬get('indices', {}).items() if v.get('exists', False)])}")
            print(f" Total de documentos: {status.get('total docs', 0):,}")
            print(f" Espaço usado: {status.get('total_size_mb', 0):.1f} MB")
            # Mostrar detalhes por índice
            print(f"\n DETALHES DOS ÍNDICES:")
            for index_name, info in status.get('indices', {}).items():
                if info.get('exists', False):
                    print(f"
                                {index_name:<20}: {info.get('doc_count', 0):</pre>
 →>6,} docs ({info.get('size_mb', 0):>6.1f} MB)")
                    print(f" {index name:<20}: Será criado durante a...</pre>
 ⇔geração")
            # Verificar se deve usar cache
            use_cache = os.getenv('USE_ELASTICSEARCH_CACHE', 'true').lower() ==__
```

```
force_regenerate = os.getenv('FORCE_REGENERATE_EMBEDDINGS',_
 ⇔'false').lower() == 'true'
            print(f"\n CONFIGURAÇÕES DO SISTEMA:")
           print(f" Usar cache: {'' if use_cache else ''}")
            print(f" Forçar regeneração: {' ' if force regenerate else ' '}")
        else:
           print(f" Erro no cache: {status.get('error', 'Desconhecido')}")
    else:
        print(" Falha ao conectar com Elasticsearch")
        print(" Verifique se o Docker está rodando: docker-compose up -d")
        CACHE_AVAILABLE = False
else:
    print(" Sistema de cache não disponível")
    print(" O notebook funcionará sem cache (mais lento)")
print(f"\n STATUS FINAL: {' Cache ativo' if CACHE_AVAILABLE and_

¬cache_connected else ' Cache inativo'}")
 INICIALIZANDO SISTEMA DE CACHE ELASTICSEARCH
______
 Módulo de cache Elasticsearch carregado
 Conectando ao Elasticsearch...
 Conectado ao Elasticsearch (localhost:9200)
 Cache Elasticsearch inicializado com sucesso!
 STATUS DO CACHE:
 Conexão: localhost:9200
 Índices encontrados: 6
 Total de documentos: 109,266
 Espaço usado: 1317.8 MB
 DETALHES DOS ÍNDICES:
    documents_dataset : 18,211 docs ( 26.5 MB)
    embeddings_tfidf : 18,211 docs ( 325.2 MB)
    embeddings_word2vec : 18,211 docs ( 37.2 MB)
    embeddings_bert : 18,211 docs ( 268.6 MB)
    embeddings_sbert : 18,211 docs ( 138.3 MB)
    embeddings_openai : 18,211 docs ( 522.0 MB)
    embeddings_test
                    : Será criado durante a geração
    embeddings duplicate test: Será criado durante a geração
    embeddings_integrity_test: Será criado durante a geração
 CONFIGURAÇÕES DO SISTEMA:
  Usar cache:
```

### Forçar regeneração:

STATUS FINAL: Cache ativo

### 1.9 Dataset 20 Newsgroups

### 1.9.1 Por que 20 Newsgroups?

O dataset 20 Newsgroups é ideal para estudos de clustering porque:

- Classes bem definidas: 20 categorias distintas de notícias
- Tamanho adequado: 18.211 documentos no total
- Qualidade: Textos limpos e bem estruturados
- Diversidade: Tópicos variados (tecnologia, política, esportes, religião, ciência, etc.)
- Ground truth: Classes conhecidas para validação dos algoritmos
- Benchmark clássico: Amplamente usado em pesquisas de NLP e ML

### 1.9.2 TODAS as 20 Classes do Dataset

Neste estudo, utilizamos o **dataset COMPLETO** com todas as 20 categorias originais do 20 Newsgroups:

\*\*Tecnologia (comp.\*)\*\* 1. comp.graphics - Computação gráfica 2. comp.os.ms-windows.misc - Windows 3. comp.sys.ibm.pc.hardware - Hardware IBM PC 4. comp.sys.mac.hardware - Hardware Macintosh 5. comp.windows.x - Sistema X Window

\*\*Recreação (rec.\*)\*\* 6. rec.autos - Automóveis 7. rec.motorcycles - Motocicletas 8. rec.sport.baseball - Baseball 9. rec.sport.hockey - Hóquei

\*\*Ciência (sci.\*)\*\* 10. sci.crypt - Criptografia 11. sci.electronics - Eletrônica 12. sci.med - Medicina 13. sci.space - Espaço

Diversos 14. misc.forsale - Anúncios de venda

\*\*Política (talk.politics.\*)\*\* 15. talk.politics.misc - Política geral 16. talk.politics.guns - Política sobre armas 17. talk.politics.mideast - Oriente Médio

Religião/Filosofia 18. talk.religion.misc - Religião geral 19. alt.atheism - Ateísmo 20. soc.religion.christian - Cristianismo

```
[6]: # Carregamento e Preparação dos Dados
def load_20newsgroups_complete():
    """
    Carrega o dataset completo 20 Newsgroups com TODAS as 20 classes.
    Retorna textos, labels e metadados.
    """
    print(" Carregando 20 Newsgroups COMPLETO...")
    print(f" Usando TODAS as 20 classes disponíveis")

# Carregar dados (sem especificar categories = usar todas)
newsgroups = fetch_20newsgroups(
    subset='all',
```

```
categories=None, # None = carregar todas as 20 classes
        remove=('headers', 'footers', 'quotes'),
        shuffle=True,
       random_state=CLUSTERING_RANDOM_STATE
   )
    # Criar DataFrame
   df = pd.DataFrame({
        'text': newsgroups.data,
        'category': [newsgroups.target_names[i] for i in newsgroups.target],
        'target': newsgroups.target
   })
   # Limpeza básica usando configurações do .env
   df['text'] = df['text'].str.strip()
   df = df[df['text'].str.len() > TEXT_MIN_LENGTH] # Usar configuração do .env
   # Resetar indices
   df = df.reset_index(drop=True)
   print(f" Dataset carregado: {len(df):,} documentos")
   print(f" Classes: {df['category'].nunique()}")
   return df
# Carregar dados
print(" CARREGAMENTO DO DATASET 20 NEWSGROUPS")
print("=" * 50)
df = load_20newsgroups_complete()
print(f"\n Dataset preparado com sucesso!")
print(f" Shape: {df.shape}")
print(f" Columns: {list(df.columns)}")
```

### CARREGAMENTO DO DATASET 20 NEWSGROUPS

```
Carregando 20 Newsgroups COMPLETO...
Usando TODAS as 20 classes disponíveis
Dataset carregado: 18,211 documentos
Classes: 20

Dataset preparado com sucesso!
Shape: (18211, 3)
Colunas: ['text', 'category', 'target']
```

### 1.10 Entendendo a Estrutura do Dataset

# 1.10.1 O que significa Shape (18211, 3)?

```
Shape: (18211, 3)

† †

Linhas Colunas
```

- **18211 linhas** = 18211 **documentos** (textos individuais)
- 3 colunas = 3 atributos por documento

### 1.10.2 Estrutura do DataFrame

text	category	target
"From: john@example.com"	alt.atheism	0
"Subject: Hockey game"	rec.sport.hockey	1
"Medical advice about"	sci.med	2
"Cryptography discussion"	sci.crypt	3
•••	• • •	• • •

~18000 documentos (linhas)

### 1.10.3 As 3 Colunas:

- 1. text (str): Texto completo do documento (conteúdo principal)
- 2. category (str): Nome da categoria/classe (ex: "sci.med", "rec.sport.hockey")
- 3. target (int): Número da categoria (0-19, usado para ML)

As 20 categorias são valores únicos dentro da coluna category, não colunas separadas:

```
df.shape # (~18000, 3) ← 3 colunas (text, category, target)
df['category'].nunique() # 20 ← 20 valores únicos na coluna 'category'
```

### 1.10.4 Resumo da Estrutura

# 18211 documentos (linhas)

3 informações por documento (colunas): texto, categoria, número da categoria 20 categorias únicas (valores distintos na coluna 'category')

```
[7]: # Visualizar as 20 Categorias do Dataset
print(" DETALHAMENTO DAS CATEGORIAS")
print("=" * 70)

# Verificar número de categorias únicas
n_categories = df['category'].nunique()
print(f"\n Categorias únicas: {n_categories}")
print(f" Total de documentos: {len(df):,}")

# Mostrar cada categoria com contagem
```

```
print(f"\n LISTA DE CATEGORIAS:")
print("-" * 70)
print(f"{'ID':<4} {'Categoria':<30} {'Documentos':<12} {'%':<8}")</pre>
print("-" * 70)
# Ordenar por target para manter consistência
for target_id in sorted(df['target'].unique()):
   category_name = df[df['target'] == target_id]['category'].iloc[0]
    count = (df['target'] == target_id).sum()
   percentage = (count / len(df)) * 100
   print(f"{target_id:<4} {category_name:<30} {count:>6,} docs {percentage:
 \Rightarrow >5.1f}%")
print("-" * 70)
# Estatísticas de balanceamento
counts = df['category'].value_counts()
print(f"\n ESTATÍSTICAS DE BALANCEAMENTO:")
print(f" Documentos por categoria (média): {counts.mean():.0f}")
print(f" Documentos por categoria (min): {counts.min():,}")
print(f" Documentos por categoria (max): {counts.max():,}")
print(f" Desvio padrão: {counts.std():.1f}")
# Verificar se está balanceado
balance_ratio = counts.min() / counts.max()
if balance_ratio > 0.9:
   print(f" Dataset bem balanceado (ratio: {balance_ratio:.2f})")
elif balance_ratio > 0.7:
   print(f" Dataset razoavelmente balanceado (ratio: {balance_ratio:.
 else:
   print(f" Dataset desbalanceado (ratio: {balance_ratio:.2f})")
print("\n" + "=" * 70)
DETALHAMENTO DAS CATEGORIAS
```

-----

```
Categorias únicas: 20
Total de documentos: 18,211
```

### LISTA DE CATEGORIAS:

ID Categoria Documentos %

```
0 alt.atheism 775 docs 4.3%
1 comp.graphics 950 docs 5.2%
```

2	comp.os.ms-windows.misc	942 docs	5.2%
3	comp.sys.ibm.pc.hardware	961 docs	5.3%
4	comp.sys.mac.hardware	921 docs	5.1%
5	comp.windows.x	970 docs	5.3%
6	misc.forsale	955 docs	5.2%
7	rec.autos	926 docs	5.1%
8	rec.motorcycles	958 docs	5.3%
9	rec.sport.baseball	941 docs	5.2%
10	rec.sport.hockey	969 docs	5.3%
11	sci.crypt	961 docs	5.3%
12	sci.electronics	954 docs	5.2%
13	sci.med	955 docs	5.2%
14	sci.space	952 docs	5.2%
15	soc.religion.christian	973 docs	5.3%
16	talk.politics.guns	883 docs	4.8%
17	talk.politics.mideast	911 docs	5.0%
18	talk.politics.misc	753 docs	4.1%
19	talk.religion.misc	601 docs	3.3%

\_\_\_\_\_\_

### ESTATÍSTICAS DE BALANCEAMENTO:

Documentos por categoria (média): 911 Documentos por categoria (min): 601 Documentos por categoria (max): 973

Desvio padrão: 94.4

Dataset desbalanceado (ratio: 0.62)

\_\_\_\_\_

# 1.11 Salvamento no Elasticsearch

# 1.11.1 Por que Salvar o Dataset no Elasticsearch?

O dataset 20 Newsgroups **não possui identificadores nativos**. Precisamos criar IDs únicos para:

- 1. Rastreabilidade: Vincular cada embedding ao documento original
- 2. Validação: Verificar integridade dos dados via hash MD5
- 3. Consistência: Mesmos IDs em todos os notebooks (1-5)
- 4. Eficiência: Busca rápida de documentos por ID
- 5. Cache inteligente: Detectar quais embeddings já foram gerados

### 1.11.2 Sistema de IDs Únicos

```
Cada documento receberá um ID no formato: doc_0000, doc_0001, ..., doc_18210

Documento 0: doc_0000 → text="...", category="alt.atheism", target=0

Documento 1: doc_0001 → text="...", category="comp.graphics", target=1

...

Documento 18210: doc_18210 → text="...", category="talk.religion.misc", target=19
```

### 1.11.3 Validação de Integridade

Cada documento é validado via **hash MD5** do texto: - Garante que os dados não foram corrompidos - Detecta modificações acidentais - Permite verificar se embeddings correspondem aos textos corretos

### 1.11.4 Índices no Elasticsearch

### 1.11.5 Proteção Contra Duplicatas

O sistema verifica: - Se o índice já existe - Se possui o número correto de documentos (18211) - Se os hashes MD5 correspondem - **Evita salvar dados duplicados** 

Configuração FORCE\_REGENERATE: - Se FORCE\_REGENERATE\_EMBEDDINGS=false (padrão): Dados íntegros não serão re-salvos - Se FORCE\_REGENERATE\_EMBEDDINGS=true: Força re-salvamento mesmo se dados existem

```
[8]: # Salvamento do Dataset no Elasticsearch com IDs Únicos
     print(" SALVANDO DATASET NO ELASTICSEARCH")
     print("=" * 50)
     # Verificar se o cache está disponível
     if CACHE_AVAILABLE and 'cache_connected' in locals() and cache_connected:
        print(" Salvando dataset com IDs únicos...")
         # Salvar dataset no Elasticsearch
         success = save_dataset_to_cache(df)
         if success:
             print(" Dataset salvo com sucesso no Elasticsearch!")
             print(f" {len(df):,} documentos salvos com IDs únicos")
            print(" Cada documento possui um ID único (doc_0000, doc_0001, ...)")
             print(" Hash MD5 gerado para validação de integridade")
             # Gerar lista de IDs para uso posterior
             doc_ids = [f"doc_{i:04d}" for i in range(len(df))]
            print(f" IDs gerados: {len(doc ids):,} documentos")
             print(f" Exemplos: {doc_ids[:3]} ... {doc_ids[-3:]}")
```

```
# Mostrar exemplos de documentos com IDs
        print(f"\n EXEMPLOS DE DOCUMENTOS COM IDs:")
        print("-" * 90)
        print(f"{'ID':<12} {'Categoria':<30} {'Texto (primeiros 40 chars)'}")</pre>
        print("-" * 90)
        for i in [0, 1, 2, len(df)-3, len(df)-2, len(df)-1]:
            doc_id = doc_ids[i]
            category = df.iloc[i]['category']
            text_preview = df.iloc[i]['text'][:40].replace('\n', '')
            print(f"{doc_id:<12} {category:<30} {text_preview}...")</pre>
                print(f"{'...':<12} {'...':<30} ...")</pre>
        print("-" * 90)
        # Verificar status do cache após salvamento
        print(f"\n STATUS ATUALIZADO DO CACHE:")
        status = get_cache_status()
        if status.get("connected", False):
            dataset_info = status.get('indices', {}).get('documents_dataset',__
 →{})
            if dataset_info.get('exists', False):
                             documents_dataset: {dataset_info.get('doc_count', __
 ⇔0):,} docs ({dataset_info.get('size_mb', 0):.1f} MB)")
    else:
        print(" Falha ao salvar dataset no Elasticsearch")
        print(" O notebook continuará sem cache (mais lento)")
        CACHE_AVAILABLE = False
        doc_ids = [f"doc_{i:04d}" for i in range(len(df))] # IDs locais como__
 \hookrightarrow fallback
else:
    print(" Cache não disponível, usando IDs locais")
    print(" O notebook funcionará sem cache (mais lento)")
    doc_ids = [f"doc_{i:04d}" for i in range(len(df))] # IDs locais como__
 \hookrightarrow fallback
print(f"\n Dataset preparado: {len(df):,} documentos com IDs únicos")
print(f" Variável 'doc_ids' criada para uso nos próximos notebooks")
```

### SALVANDO DATASET NO ELASTICSEARCH

Salvando dataset com IDs únicos...

\_\_\_\_\_

Índice 'documents\_dataset' já existe com 18,211 documentos Verificando integridade dos dados... Dados já existem e estão íntegros - PULANDO salvamento

Use FORCE\_REGENERATE\_EMBEDDINGS=true para forçar re-salvamento

```
Dataset salvo com sucesso no Elasticsearch!

18,211 documentos salvos com IDs únicos
Cada documento possui um ID único (doc_0000, doc_0001, ...)

Hash MD5 gerado para validação de integridade
IDs gerados: 18,211 documentos

Exemplos: ['doc_0000', 'doc_0001', 'doc_0002'] ... ['doc_18208', 'doc_18209', 'doc_18210']
```

### EXEMPLOS DE DOCUMENTOS COM IDs:

ID	Categoria	Texto (primeiros 40 chars)
doc_0000 are	rec.sport.hockey	I am sure some bashers of Pens fans
doc_0001 high-p	comp.sys.ibm.pc.hardware	My brother is in the market for a
doc_0002 about. M	talk.politics.mideast	Finally you said what you dream
doc_18208 clone	comp.sys.ibm.pc.hardware	I just installed a DX2-66 CPU in a
doc_18209 sphere. I	comp.graphics	Wouldn't this require a hyper-
doc_18210	rec.autos	After a tip from Gary Crum

\_\_\_\_\_

(crum@fcom.cc...

### STATUS ATUALIZADO DO CACHE:

documents\_dataset: 18,211 docs (26.5 MB)

Dataset preparado: 18,211 documentos com IDs únicos

Variável 'doc\_ids' criada para uso nos próximos notebooks

# 1.12 Análise Exploratória do Dataset

# 1.12.1 Estatísticas Descritivas

A análise exploratória nos permite entender:

- Distribuição de classes: Verificar se o dataset está balanceado
- Tamanho dos textos: Entender a variabilidade dos documentos
- Qualidade dos dados: Identificar possíveis problemas

# 1.12.2 Métricas Importantes

• Balanceamento: Razão entre menor e maior classe (ideal 1.0)

- Tamanho médio: Caracteres por documento
- Outliers: Documentos muito longos ou muito curtos

```
[9]: # Estatísticas Detalhadas do Dataset
     def print_dataset_statistics(df):
         """Imprime estatísticas detalhadas do dataset com explicações didáticas"""
         print(" ESTATÍSTICAS DO DATASET 20 NEWSGROUPS")
         print("=" * 60)
         print(f" Total de documentos: {len(df):,}")
         print(f" Número de classes: {df['category'].nunique()}")
         # Análise de tamanho dos textos
         text lengths = df['text'].str.len()
         print(f"\n ANÁLISE DO TAMANHO DOS TEXTOS:")
         print(f" Média: {text_lengths.mean():.0f} caracteres")
         print(f" Mediana: {text_lengths.median():.0f} caracteres")
         print(f" Desvio padrão: {text_lengths.std():.0f} caracteres")
         print(f" Minimo: {text_lengths.min():,} caracteres")
         print(f" Máximo: {text_lengths.max():,} caracteres")
         # Análise de textos longos (importante para OpenAI API)
         long_texts_6k = (text_lengths > 6000).sum()
         long_texts_8k = (text_lengths > 8000).sum()
         print(f"\n TEXTOS LONGOS (importante para API OpenAI):")
         print(f" Textos > 6000 chars: {long_texts_6k:,} ({long_texts_6k/
      \rightarrowlen(df)*100:.1f}%)")
                  Textos > 8000 chars: {long_texts_8k:,} ({long_texts_8k/
      \rightarrowlen(df)*100:.1f}%)")
         print(f"
                     Estes textos serão processados em chunks na API OpenAI")
         # Distribuição por classe
         print(f"\n DISTRIBUIÇÃO POR CLASSE:")
         class_counts = df['category'].value_counts().sort_index()
         for category, count in class_counts.items():
             percentage = (count / len(df)) * 100
             bar = ' ' * int(percentage)
             print(f" {category:<30}: {count:>4,} docs ({percentage:>5.1f}%)__

√{bar}")

         # Análise de balanceamento
         balance ratio = class counts.min() / class counts.max()
         print(f"\n ANÁLISE DE BALANCEAMENTO:")
         print(f" Razão de balanceamento: {balance_ratio:.3f}")
print(f" Cálculo: min(classes) / max(classes)")
                    Valor: {class_counts.min():,} / {class_counts.max():,} =__
         print(f"
      ⇔{balance_ratio:.3f}")
         print(f"\n
                     INTERPRETAÇÃO:")
```

```
print(f" • 1.0 = perfeitamente balanceado")
    print(f"
                • 0.7+ = bem balanceado ")
    print(f"
                • 0.4-0.7 = moderadamente balanceado ")
    print(f"
                • <0.4 = desbalanceado ")
    if balance_ratio > 0.7:
       print(f" Dataset BEM BALANCEADO (ideal para clustering)")
    elif balance_ratio > 0.4:
       print(f" Dataset MODERADAMENTE BALANCEADO")
    else:
       print(f" Dataset DESBALANCEADO (pode afetar clustering)")
    return class_counts
# Executar análise do dataset
print(" ANÁLISE DETALHADA DO DATASET")
print("=" * 60)
class_counts = print_dataset_statistics(df)
 ANÁLISE DETALHADA DO DATASET
 ESTATÍSTICAS DO DATASET 20 NEWSGROUPS
_____
 Total de documentos: 18,211
  Número de classes: 20
 ANÁLISE DO TAMANHO DOS TEXTOS:
  Média: 1208 caracteres
  Mediana: 506 caracteres
  Desvio padrão: 3919 caracteres
  Mínimo: 21 caracteres
  Máximo: 158,787 caracteres
```

Estes textos serão processados em chunks na API OpenAI

Textos > 6000 chars: 435 (2.4%) Textos > 8000 chars: 308 (1.7%)

 DISTRIBUIÇÃO POR CLASSE:

 alt.atheism
 : 775 docs ( 4.3%)

 comp.graphics
 : 950 docs ( 5.2%)

 comp.os.ms-windows.misc
 : 942 docs ( 5.2%)

 comp.sys.ibm.pc.hardware
 : 961 docs ( 5.3%)

 comp.sys.mac.hardware
 : 921 docs ( 5.1%)

 comp.windows.x
 : 970 docs ( 5.3%)

 misc.forsale
 : 955 docs ( 5.2%)

 rec.autos
 : 926 docs ( 5.1%)

 rec.motorcycles
 : 958 docs ( 5.3%)

TEXTOS LONGOS (importante para API OpenAI):

```
rec.sport.baseball
                             : 941 docs ( 5.2%)
rec.sport.hockey
                             : 969 docs ( 5.3%)
sci.crypt
                             : 961 docs ( 5.3%)
sci.electronics
                             : 954 docs ( 5.2%)
sci.med
                             : 955 docs ( 5.2%)
                             : 952 docs ( 5.2%)
sci.space
soc.religion.christian
                           : 973 docs ( 5.3%)
talk.politics.guns
                             : 883 docs ( 4.8%)
talk.politics.mideast
                            : 911 docs ( 5.0%)
talk.politics.misc
                             : 753 docs ( 4.1%)
talk.religion.misc
                             : 601 docs ( 3.3%)
ANÁLISE DE BALANCEAMENTO:
  Razão de balanceamento: 0.618
  Cálculo: min(classes) / max(classes)
  Valor: 601 / 973 = 0.618
  INTERPRETAÇÃO:
   • 1.0 = perfeitamente balanceado
   • 0.7+ = bem balanceado
   • 0.4-0.7 = moderadamente balanceado
   • <0.4 = desbalanceado
  Dataset MODERADAMENTE BALANCEADO
```

# 1.13 Visualizações Exploratórias

### 1.13.1 Visualização 1: Distribuição de Classes

Mostra a quantidade de documentos por classe, ajudando a identificar: - Classes dominantes - Classes minoritárias - Nível de balanceamento

# 1.13.2 Visualização 2: Distribuição do Tamanho dos Textos

Histograma mostrando: - Distribuição dos comprimentos - Textos muito curtos ou muito longos - Concentração de valores

```
[10]: # Visualizações do Dataset
print(" GERANDO VISUALIZAÇÕES DO DATASET")
print("=" * 50)

# Criar figura com 2 subplots
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 6))

# Subplot 1: Distribuição de Documentos por Classe
class_counts = df['category'].value_counts().sort_index()
axes[0].bar(range(len(class_counts)), class_counts.values, color='skyblue',
alpha=0.7, edgecolor='black')
axes[0].set_xlabel('Classe', fontsize=12, fontweight='bold')
axes[0].set_ylabel('Número de Documentos', fontsize=12, fontweight='bold')
```

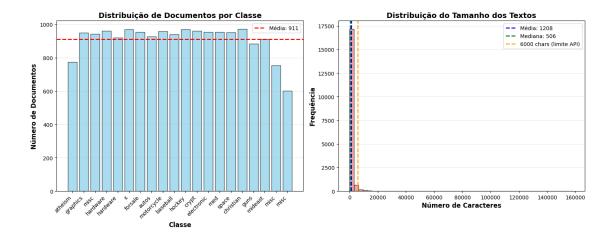
```
axes[0].set_title('Distribuição de Documentos por Classe', fontsize=14, __

¬fontweight='bold')
axes[0].set_xticks(range(len(class_counts)))
axes[0].set_xticklabels([c.split('.')[-1][:10] for c in class_counts.index],
                        rotation=45, ha='right')
axes[0].grid(axis='y', alpha=0.3)
# Adicionar linha de média
mean_count = class_counts.mean()
axes[0].axhline(y=mean count, color='red', linestyle='--', linewidth=2,
               label=f'Média: {mean_count:.0f}')
axes[0].legend()
# Subplot 2: Distribuição do Tamanho dos Textos
text_lengths = df['text'].str.len()
axes[1].hist(text_lengths, bins=50, color='lightcoral', alpha=0.7, __
 ⇔edgecolor='black')
axes[1].set_xlabel('Número de Caracteres', fontsize=12, fontweight='bold')
axes[1].set_ylabel('Frequência', fontsize=12, fontweight='bold')
axes[1].set_title('Distribuição do Tamanho dos Textos', fontsize=14, __

→fontweight='bold')
axes[1].grid(axis='y', alpha=0.3)
# Adicionar linhas verticais para valores importantes
axes[1].axvline(x=text_lengths.mean(), color='blue', linestyle='--',u
 ⇒linewidth=2.
               label=f'Média: {text_lengths.mean():.0f}')
axes[1].axvline(x=text_lengths.median(), color='green', linestyle='--', u
 ⇒linewidth=2,
               label=f'Mediana: {text_lengths.median():.0f}')
axes[1].axvline(x=6000, color='orange', linestyle='--', linewidth=2,
               label='6000 chars (limite API)')
axes[1].legend()
plt.tight_layout()
plt.show()
print("\n Visualizações geradas com sucesso!")
```

GERANDO VISUALIZAÇÕES DO DATASET

\_\_\_\_\_



Visualizações geradas com sucesso!

# 1.14 Exemplos de Documentos

### 1.14.1 Amostra de Textos por Classe

Visualizar exemplos reais ajuda a: - Entender o conteúdo de cada classe - Avaliar a qualidade do pré-processamento - Identificar características distintivas

```
[11]: #
         Mostrar Exemplos de Textos por Classe
      print(" EXEMPLOS DE TEXTOS POR CLASSE")
      print("=" * 80)
      # Mostrar exemplos das 3 primeiras classes
      categories_to_show = df['category'].unique()[:3]
      for category in categories_to_show:
          print(f"\n CLASSE: {category}")
          print("-" * 80)
          # Pegar um exemplo da classe
          sample = df[df['category'] == category].iloc[0]
          sample_text = sample['text']
          # Truncar para visualização se muito longo
          if len(sample_text) > 500:
              sample_text = sample_text[:500] + "..."
          print(f"Tamanho: {len(sample['text'])} caracteres")
          print(f"\nTexto:")
          print(sample_text)
          print("-" * 80)
```

```
print(f"\n Total de classes: {df['category'].nunique()}")
print(f" Apenas 3 classes mostradas como exemplo")
```

### EXEMPLOS DE TEXTOS POR CLASSE

\_\_\_\_\_\_

CLASSE: rec.sport.hockey

\_\_\_\_\_

Tamanho: 708 caracteres

### Texto:

I am sure some bashers of Pens fans are pretty confused about the lack of any kind of posts about the recent Pens massacre of the Devils. Actually, I am bit puzzled too and a bit relieved. However, I am going to put an end to non-PIttsburghers' relief with a bit of praise for the Pens. Man, they are killing those Devils worse than I thought. Jagr just showed you why he is much better than his regular season stats. He is also a lot fo fun to watch in the playoffs. Bowman should let JAgr have a l...

\_\_\_\_\_\_

CLASSE: comp.sys.ibm.pc.hardware

\_\_\_\_\_\_

Tamanho: 323 caracteres

### Texto:

My brother is in the market for a high-performance video card that supports VESA local bus with 1-2MB RAM. Does anyone have suggestions/ideas on:

- Diamond Stealth Pro Local Bus
- Orchid Farenheit 1280
- ATI Graphics Ultra Pro
- Any other high-performance VLB card

Please post or email. Thank you!

- Matt

------

CLASSE: talk.politics.mideast

-----

Tamanho: 1670 caracteres

Texto:

Finally you said what you dream about. Mediterranean???? That was new...

The area will be "greater" after some years, like your "holocaust" numbers...

\*\*\*\*

Is't July in USA now????? Here in Sweden it's April and still cold. Or have you changed your calendar???

\*\*\*\*\*\*

NOTHING OF THE MENTIONED IS TRUE, BUT LET SAY IT'S TRUE.

SHALL THE AZERI WOMEN AND CHILDREN GOING TO PAY THE PRICE WITH

\_\_\_\_\_\_

Total de classes: 20

Apenas 3 classes mostradas como exemplo

### 1.15 Resumo e Próximos Passos

### 1.15.1 O que foi realizado neste notebook:

- 1. Configuração do ambiente Variáveis carregadas do arquivo setup/.env
- 2. **Sistema de cache** Elasticsearch inicializado e conectado
- 3. Dataset carregado 20 Newsgroups com todas as 20 classes
- 4. Dataset salvo Armazenado no Elasticsearch com IDs únicos
- 5. **Análise exploratória** Estatísticas detalhadas e visualizações
- 6. Validação Dataset balanceado e pronto para uso

### 1.15.2 Variáveis criadas para os próximos notebooks:

- df: DataFrame com colunas ['text', 'category', 'target']
- doc\_ids: Lista de IDs únicos (doc 0000, doc 0001, ...)
- CACHE\_AVAILABLE: Flag indicando se o cache está ativo
- Configurações do .env: Todas as variáveis de configuração

### 1.15.3 Próximo Notebook: Parte 2 - Embeddings Locais

No próximo notebook, iremos:

- 1. **TF-IDF**: Embeddings baseados em frequência de termos
- 2. Word2Vec: Embeddings contextuais clássicos

- 3. **BERT**: Embeddings bidirecionais modernos
- 4. Sentence-BERT: Otimizado para similaridade de sentenças

Cada tipo de embedding será: - Gerado com cache inteligente - Salvo no Elasticsearch - Analisado em detalhes - Comparado com os demais

### RESUMO FINAL - NOTEBOOK 1 COMPLETO

\_\_\_\_\_

Dataset carregado: 18,211 documentos

Classes: 20

IDs únicos: 18,211

Cache Elasticsearch: Ativo

Variáveis disponíveis para o próximo notebook:

- df: DataFrame com 18,211 documentos
- doc\_ids: Lista com 18,211 IDs únicos
- Configurações do .env carregadas

Pronto para o Notebook 2: Embeddings Locais!