# 数据挖掘 Homework 3

赵晨阳 2020012363

# 数据预处理与可视化

#### 运行方法

所依赖库都是基本常见的第三方库,可以手动安装。直接运行 python3 main.py 即可完成运行。

### 新闻数据读入与建立数据框对象

创建 DataFrame,利用 elemmentTree 等进行处理。生成的数据框对象中的属性包括日期、类别和时间,定义其展示顺序为 ["day", "month", "year", "classes", "content", "processed\_content"],其中 processed\_content 为经过预处理后的 content。完成了去除标点符号、停用词、数字、空白字符,将大写字母都转化为小写,以及词干化处理。

得到的 DataFrame 对象如下:

```
In [3]: df
Out[3]:
    day month year
        ['New York and Region']
        1 27 4 1989 ['World', 'Sports', 'Sports', 'World...
        2 11 1 2002 ['U.S.', 'U.S.', 'U.S.', 'World', 'World',
```

#### 预处理

预处理过程主要是各种词句的摘取、简化与筛选。综合使用了 nltk 库中的 stopwords ,SnowballStemmer 等词句处理工具,尽管 nltk 库相对 HuggingFace 等等 toolkits 相对简单,但是也取得了非常良好的效果。其他处理工具还有 re 库中的替换函数 sub,字符串自带的lower 等通用函数。经过去除标点符号、停用词、数字、空白字符、大写转小写、词干化等预处理后,得到 all words 长度为151811,而 all\_classes 长度为 1683。

# BOW 表示

将每一篇新闻的全文表示成 BagOfWords 向量,根据相应计数方式计算 BagOfWords 向量:

```
def create_bag_of_words(
1
2
       processed_content: List[str], all_unique_words: List[str]
3
   ) -> np.ndarray:
      bag_of_words = np.zeros(len(all_unique_words))
4
      for word in processed_content:
5
           if word in all_unique_words:
6
               bag_of_words[all_unique_words.index(word)] += 1
7
8
       return bag_of_words
```

得到的 bag\_of\_words\_all 情况如下:

## 词云图

利用 Counter 类可以便捷地统计词频信息:

```
In [18]:
               top words = Counter(all words) most common(100)
2
                print(top_words)
  [('said', 1932), ('mr', 1462), ('new', 850), ('year', 828), ('would',
  667), ('one', 646), ('state', 595), ('compani', 541), ('like', 473),
   ('also', 453), ('time', 452), ('two', 419), ('peopl', 415), ('last',
  414), ('work', 402), ('say', 389), ('york', 361), ('american', 359),
   ('nation', 340), ('percent', 331), ('first', 325), ('unit', 306),
   ('make', 305), ('school', 303), ('go', 295), ('mani', 293), ('million',
  293), ('presid', 289), ('even', 288), ('includ', 283), ('get', 279),
  ('use', 277), ('day', 275), ('citi', 274), ('could', 273), ('report',
  260), ('today', 259), ('call', 253), ('street', 251), ('offici', 247),
   ('may', 246), ('offic', 234), ('three', 233), ('share', 230), ('way',
  228), ('month', 225), ('govern', 221), ('hous', 218), ('ms', 218),
   ('open', 214), ('much', 213), ('pm', 209), ('week', 207), ('group', 206),
   ('sale', 206), ('univers', 206), ('center', 205), ('made', 205),
   ('world', 199), ('countri', 199), ('take', 196), ('still', 196),
   ('public', 195), ('come', 195), ('law', 195), ('lead', 194), ('chang',
   190), ('program', 189), ('want', 187), ('sinc', 187), ('tax', 184),
   ('plan', 184), ('art', 184), ('play', 181), ('part', 180), ('famili',
  180), ('back', 180), ('live', 179), ('run', 178), ('look', 178), ('seem',
  177), ('dr', 173), ('book', 170), ('anoth', 170), ('well', 168), ('need',
  168), ('life', 167), ('recent', 165), ('sever', 164), ('end', 164),
   ('home', 163), ('think', 163), ('place', 162), ('yesterday', 161),
   ('right', 161), ('director', 161), ('help', 160), ('market', 159),
   ('long', 159), ('case', 158)]
```

随后绘制出的词云图如下:

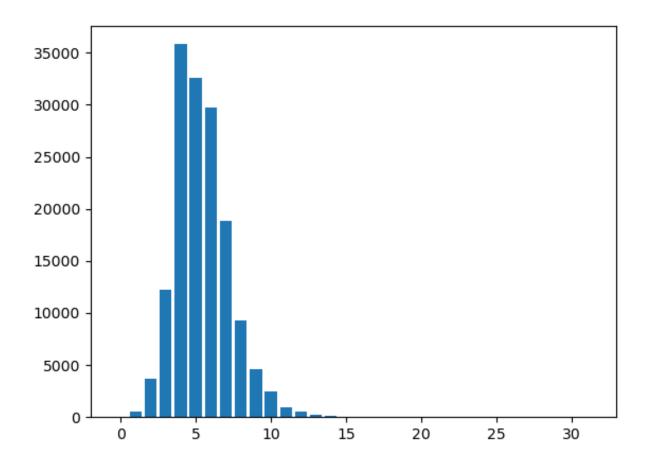


#### 单词长度分布

统计得到最长的单词不超过31,进一步得到的单词长度分布如下:

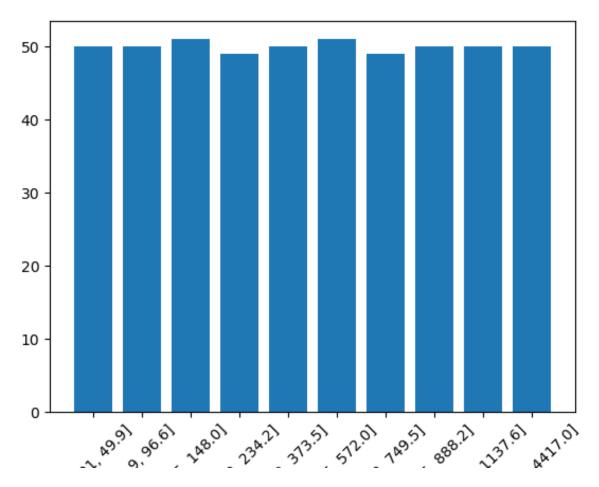
```
In [3]: word_lengths
  Out[3]:
2
3
  array([0.0000e+00, 5.3700e+02, 3.6280e+03, 1.2240e+04, 3.5821e+04,
          3.2608e+04, 2.9747e+04, 1.8821e+04, 9.2570e+03, 4.6430e+03,
4
5
          2.4900e+03, 9.3900e+02, 5.3200e+02, 2.5200e+02, 1.3400e+02,
          6.2000e+01, 4.1000e+01, 1.2000e+01, 2.7000e+01, 4.0000e+00,
6
7
          5.0000e+00, 2.0000e+00, 0.0000e+00, 1.0000e+00, 3.0000e+00,
          1.0000e+00, 2.0000e+00, 1.0000e+00, 0.0000e+00, 1.0000e+00,
8
          0.0000e+00, 0.0000e+00])
9
```

得到的柱状图如下:

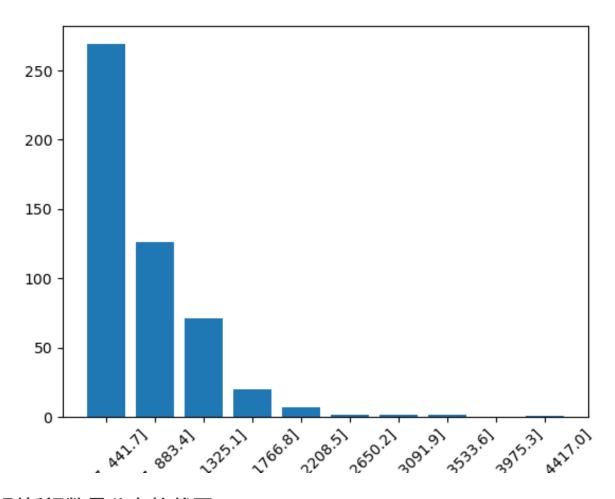


# 等深分箱与等宽分箱

等深分箱如下:

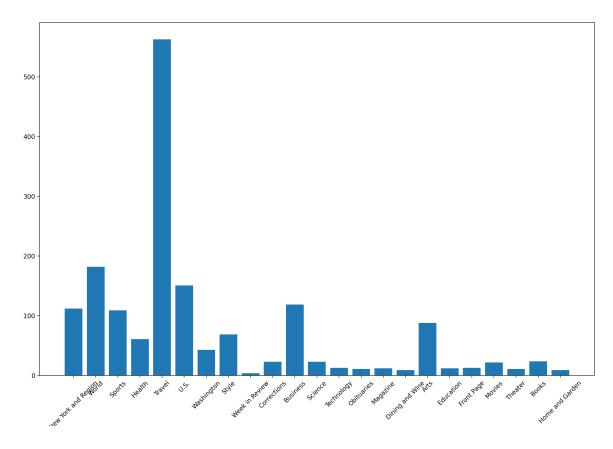


等宽分箱如下:



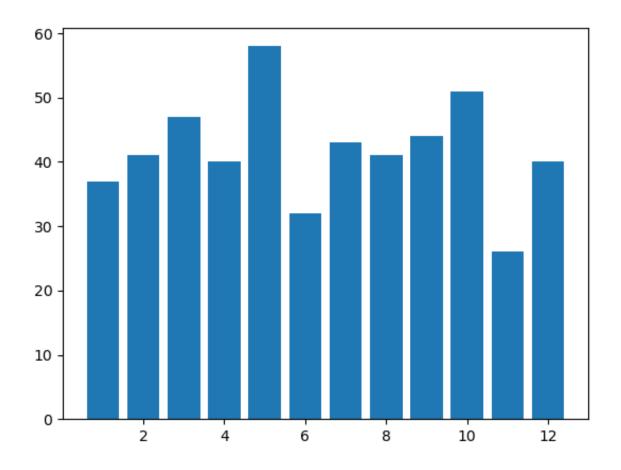
# 按类别新闻数量分布柱状图

根据结果绘制出柱状图,分布情况如柱状图所示:



# 按月新闻数量分布柱状图

根据结果绘制出柱状图,分布情况如柱状图所示:



# 高维向量可视化

# 实现思路

利用 Python,基于 PCA 和 t-SNE 降维技术来分析文本数据。首先从本地读取文本数据,然后使用 sklearn 的 PCA 算法进行降维并绘制出 PCA 降维图,使用 openTSNE 库中的 t-SNE 算法进行降维并绘制出 t-SNE 降维图。在绘制降维图时,使用了 matplotlib 和 seaborn 这两个 Python 可视化库。

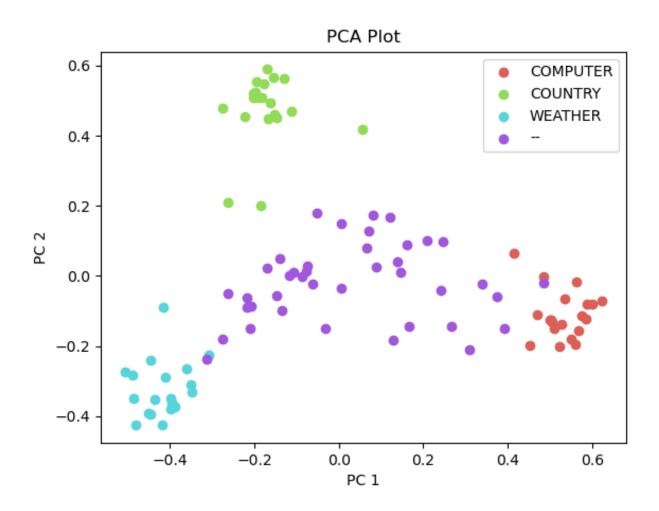
为了运行这段代码,需要安装以下 Python 库:

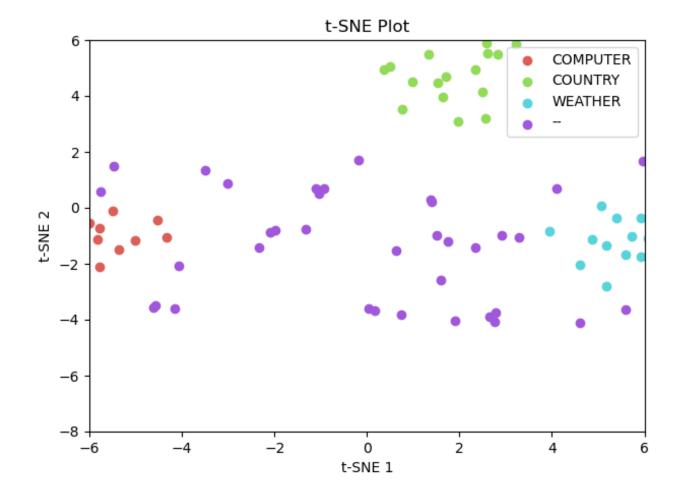
- pandas
- numpy
- matplotlib
- seaborn
- scikit-learn
- openTSNE

### **飞**的运行

直接将 100\_word\_vector.txt 放置于当前路径下即可运行。

# 结果





### 分析

#### 降维效果

在本次作业场景中, t-SNE 和 PCA 两种降维算法均能够有效发挥作用。

综合来看,在我所选取的 t-SNE 参数下,PCA 算法的降维效果要优于 t-SNE 算法,特别是在分析高维度数据时。可以观察到,PCA 算法降维后的词聚类更加紧密、分块明显,且没有出现远距离的离散点,因此更能够准确地反映出词语之间的关联性和差异性。PCA 算法的优越性在第 21 - 40 个单词中表现得比较明显,在第 1 - 20 个和第 41 - 60 个单词上也有一定体现。

虽然一般而言,t-SNE 的效果会更好,然而我对 perplexity 和 random seed 进行过多次搜索,均未找到 t-SNE 效果明显优于 PCA 的情况,而且一般而言,t-SNE 的效果不如 PCA。因此,虽然 t-SNE 可能对于大多数的高维向量情况较为优秀,然而并不适用于此例,还需要研究人员探索更为优秀的降维可视化方法。

#### 词义分析

#### 恨惦问义, り入致分为4组:

1-20: 计算机 (computer) 相关单词
21-40: 国家 (country) 相关单词
41-60: 天气 (weather) 相关单词

• 61-100: 不易分类单词 (--)

我们发现,第1-3组可以根据词义很好的分离,在降维后的图中有分块聚集;第4组词义本身较分散,因此在降维后的图中比较分散,符合数据本身的意义。