# 文本检索大作业实验报告

2000013150 唐正举

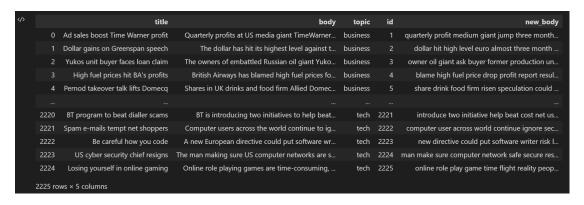
本次文本检索大作业, 我完整地完成了文本检索的模型要求和功能要求, 在不同的模块中, 除了完成基础要求外, 还使用了不同的方法并对得到的结果进行了比较。

#### 一、基本要求

## 1、数据处理

本模块实现在 data\_process.ipynb 中, 选用英文数据集, 使用 nltk 的 stopwords 模块去除停用词、WordNetLemmatizer 模块提取词根、 FreqDist 模块过滤低频词、正则表达式去除标点,提取出词典。

部分实验结果如下,body 一栏是处理前的文本,new\_body 一栏是处理后的文本。



预处理后的数据存放在 data.csv 文件中, 词典数据存放在 vocab.txt 中。

# 2、检索排序

本模块实现在 local\_server.ipynb 中,服务器端收到客户端发送的检索词,根据检索词的出现频率对所有文章排序,选出频率最高的前8 篇文章。此处的"频率"为加权后的频率,第 k 个检索词权重设定为1/2^(k-1),更能反映检索者的偏好。根据这 8 篇文章,采用 HITS 算法进一步寻找相似文章并排序,得到与检索词最相关且最权威的 10 篇文章,从服务器端发送回客户端,作为检索结果。测试如下:

关于 C/S 架构, 我采用了 threading 模块多线程解决并发问题, 经测试有效。下图中, 61 对应 tax 的检索, 24 对应 child 的检索, 说明正在进行并发;检索结果显示正常且确实与检索词高度相关, 说明线程操作无误。



### 3、排序优化

本模块实现在 tfidf.ipynb, pca.ipynb 和 local\_server.ipynb 中, 其中 tfidf.ipynb 负责计算每篇文章每个词语的 tf\*idf 值, 并生成文章向量; pca.ipynb 负责提取主成分, 并计算文章之间的余弦相似度; local\_server.ipynb 负责 HITS 算法的实现。

#### 以下是 tf\*idf 的计算结果:

		title	id	word	totcnt	wordcnt	TF	IDF	TFIDF
	25654	Ad sales boost Time Warner profit	1	account	183	2	0.010929	2.677074	0.029258
	6994	Ad sales boost Time Warner profit	1	advert	183	1	0.005464	4.375308	0.023909
	14026	Ad sales boost Time Warner profit	1	advertising	183	2	0.010929	4.375308	0.047818
	26985	Ad sales boost Time Warner profit	1	already	183	1	0.005464	1.783256	0.009745
	16304	Ad sales boost Time Warner profit	1	also	183	2	0.010929	0.564685	0.006171
	42834	Losing yourself in online gaming	2225	worry	1151	3	0.002606	2.989013	0.007791
	58736	Losing yourself in online gaming	2225	would	1151	7	0.006082	0.663479	0.004035
	185676	Losing yourself in online gaming	2225	write	1151	8	0.006950	2.365178	0.016439
	3236	Losing yourself in online gaming	2225	year	1151	9	0.007819	0.425439	0.003327
	138412	Losing yourself in online gaming	2225	young	1151	1	0.000869	2.481766	0.002156
228701 rows × 8 columns									

tf\_idf 数据保存在 tfidf.csv 文件, 文章向量数据保存在 newsvec.csv 文件, 余弦相似度数据保存在 cos\_sim.csv 文件。

# 4、文章聚类与评价

本模块实现在 cluster.ipynb 中,采用 sklearn 的 KMeans 包和 normalized\_mutual\_info\_score 模块, 对文章向量进行聚类和互信息计算,分析聚类效果。

聚类纯度在 0.5-0.7 之间, 互信息在 0.45-0.65 之间。

#### 5、相似词

本模块实现在 similar\_word.ipynb 中,利用 tf-idf 所得矩阵的转置得到词向量,进行降维和相似度计算,为每个单词保留与之相似度最高的 3 个单词。

以下是部分相似词结果,每个单词的下方存放该单词的 3 个相似词。

```
Output exceeds the size limit. Open the fu
['claim',
    'accuse,deny,tell',
    'story',
    'direct,cast,classic',
    'relay',
    'medal,medallist,gold',
    'attention',
    'indoor,medallist,pole',
    'tough',
    'lose,good,defeat',
```

相似词数据存放在 synonym.txt 文件中。

# 6、模糊匹配

本模块实现在 local\_server.ipynb 中,在检索中将相似词顺序加入检索词列表中,赋予较低权重参与频率计算,再进行排序。

#### 二、拓展要求

#### 1、排序优化

关于 HITS 算法,我进行了效率上的优化。由于文章数量较多,迭代每个文章的 authority 和 hub 向量的计算时间较长,不满足搜索速度要求。于是,我在提取出待选文章集合(包括经频率排序的 8 篇文章和经这 8 篇找到的相似文章)后,对于他们 authority 和 hub 向量的计算只限于待选文章集合,这样将 2000 余维矩阵降至数十维,大大提高运算效率。这样做的想法是,一个文章的 authority 和 hub 向量很大程度上取决于它与类似文章的关系,而与不那么类似的文章关系不大,所以只选取与它类似的文章进行计算在很大程度上是保真的。最终的检索时间在 3-5s 之间。

# 2、文章聚类与评价

我在这一模块中测试了多种文章向量的纯度 purity 和互信息 NMI, 这些文章向量由原文章向量经不同参数的 PCA 得到,包括原向量、降至 50 维的向量和降至 10 维的向量。由于 KMeans 算法每次得到的结果之间有差距,故我对于每种向量都取了 5 次实验的均值,发现维数越低,聚类效果越好。

```
1 # original 原始数据
           table = pd.read csv("newsvec.csv")
        2
        3 table = table.drop(columns=['Unnamed: 0'])
        4 p1, n1 = 0, 0
        5 for i in range(5):
               purity, Fv, Nmi = clustering(table)
               p1 += purity
               n1 += Nmi
           print("Purity: ", p1/5, "NMI: ", n1/5)
159]
    Purity: 0.575370786516854 NMI: 0.4907050722497015
> ×
        1 # pca 降至50维
        2 table = pd.read_csv("vecpca2.csv")
        3 table = table.drop(columns=['Unnamed: 0'])
        4 p2, n2 = 0, 0
        5 for i in range(5):
               purity, Fv, Nmi = clustering(table)
               p2 += purity
               n2 += Nmi
        9 print("Purity: ", p2/5, "NMI: ", n2/5)
[158]
     Purity: 0.624629213483146 NMI: 0.5715147520673607
> <
        1 # pca 降至10维
        2 table = pd.read csv("vecpca.csv")
        3 table = table.drop(columns=['Unnamed: 0'])
        4 p3, n3 = 0, 0
        5 \vee \text{for i in range}(5):
               purity, Fv, Nmi = clustering(table)
               p3 += purity
               n3 += Nmi
        9 print("Purity: ", p3/5, "NMI: ", n3/5)
[157]
     Purity: 0.6893483146067416 NMI: 0.6352787216021816
```