实验报告

设计思路: 文本相似度计算方法有 2 个子任务,即文本表示模型和相似度度量方法,文本表示模型将文本表示为可以计算的数值向量,根据特征构建词向量;相似度计量方法可以根据词向量计算文本之间的相似度。本文实现了 tfidf 生成权重向量、simhash 等构建词向量的方法、分别使用余弦相似度、海明距离进行计算相似度。并利用多进程方法进行优化,最后对各种方法进行了小结。

全文目录

一、	数据预处理	2
_、	文本表示模型-词向量	4
	2.1 TF-IDF 值作为词向量的权重	4
	2.2 利用 scipy 库处理稀疏矩阵	5
	2.3 利用 gensim 库生成词向量	7
	2.4 利用 Simhash 生成词向量并计算相似度	7
三、	计算向量的相似度	<u>c</u>
	3.1 计算使用 tf-idf 加权的向量相似度	<u>c</u>
	3.2 对 simhash 计算海明距离	11
四、	利用多进程计算优化计算时间	12
	总结:	

一、数据预处理

1. 观察给定的语料集可以发现,该语料是已经分词和标注好的新闻文章语料, 首先需要对该数据集进行预处理,处理成规范化使用的格式。

```
19980101-01-001-001/m 迈向/v 充满/v 希望/n 的/u 新/a 世纪/n ——/w 一九才19980101-01-001-002/m 中共中央/nt 总书记/n 、/w 国家/n 主席/n 江/nr 泽民/19980101-01-001-003/m (/w 一九九七年/t 十二月/t 三十一日/t )/w 19980101-01-001-004/m 1 2 月/t 3 1 日/t ,/w 中共中央/nt 总书记/n 、/w 国家。/w (/w 新华社/nt 记者/n 兰/nr 红光/nr 摄/Vg )/w 19980101-01-001-005/m 同胞/n 们/k 、/w 朋友/n 们/k 、/w 女士/n 们/k 、/w 19980101-01-001-006/m 在/p 1 9 9 8 年/t 来临/v 之际/f ,/w 我/r 十分/m 高,/w 向/p 全国/n 各族/r 人民/n ,/w 向/p 香港/ns 特别/a 行政区/n 同胞/n 、/ 挚/a 的/u 问候/vn 和/c 良好/a 的/u 祝愿/vn !/w
```

2. 读取停用词表,剔除与表示文章特征无关的符号和相关词汇,部分停用词如下:

```
In [1]: #读取停用词
stopwords=[]
with open("E:/pythonwork/停用词.txt") as g:
                                 while True:
line=g. readline()
if line=="":
                                         break
line=line.strip()
                                          stopwords.append(line)
                                        ,,, ∈,,,,,
,, f,,,
                                 ',,'
'b]',,'
                                                                                                                                                          'c]','e]',''|
12%','[S]',''[N]
12%','[S]','[M]
[Sb]','[Sb]','[M]
[DS]','[M]','[M]'
[20]','[M]','[M]'
[20]','[M]','[M]'
[20]','[M]','[M]'
[20]','[M]','[M]'
                                                                                                                                               [2]
                                                                                                [24]
                                                                                                                        [4]
                                                                                                                                                                                                                                              [2 c]
[1D]
[2B]
                                           R. L.
[①¢]
[③¢]
[③⑩]
                                                                                               '[① i ]','[② f ]','[③ e ]','[①②]','-[*]-','] ^/ =
......③', 'A', 'exp', 'Lex','sub', 'sup', - 角','?,' 〈 A
' 'Ψ',' 'B',' '阿',' '啊',' '啊哈',' '啊呀', '哎哟', '哎呀', '哎哟',
矣着',''嗳','女全','俺','俺'们','按','按理','按期','按时','按说',
,'吧哒',''巴',''巴',''思',''罢',''白',''白白',''呗',''般的',''半',
                                                                                                                                                                                                                                                                   '<φ','∪φ∈','φ. ','Ψ','E
'挨门挨户','挨门逐户','挨着','嗳
'昂然','八','八成','吧','吧哒',
                                                                                                                                                                                                                                                                                                        ,
保持',
```

3. 读取数据集,利用正则表达式提取分词,并剔除停用词,生成的不重复的词袋中词语的数量为 54033。

```
In [2]: ##构建词袋
                    import re
                    wordbags=[]
                    with open("E:/pythonwork/199801_clear .txt") as f:
                           file=f.read()
                           word = re. findal1("([^a-zA-Z].*?)/", file) #匹配斜线前的词语
                           for str in word :
                                   str=str.strip()
                                   if (str not in stopwords) and len(str)!=19 and str!="":
                                           wordbags.append(str)
                   wordbags=list(set(wordbags))
                   print("词袋中的数量是: ",len(wordbags))
                   print (wordbags)
                    词袋中的数量是: 54033
                   词็聚中的数量是: 54033
['核电', '2 2 5 . 0 3 亿', '发财梦', '催缴', '公映', '低毒', '银色', '汇集', '官僚资本', '证', '圣油', '续', '失足者', '密林', '牢记', '村子', '2 : 0', '地方军', '小褂儿', '电缆桥', '1 1 8 1 2', '两侧', '4 1 . 1', '虚名', '石南', '八坛', '神经中枢', '爱诗', '汽配', '谈笑', '拔河', '零点六九'物', '笨', '激增', '倒行逆旋', '肥西县', '尔均', '3 8 . 6 0', '堵里木', '回头客', '囊阳', '薄壳杉发', '一把', '生辉', '床铺', '道教', '平度市', '远科', '福斯特', '为官者', '如为', '餐饮', '8 5 . 链', '步调一致', '老工人', 'GB9254', '工本费', '1 • 1 万', '男双', '偷税额', '恳望', '醒世', '国桐', '烟客', '庆新', '销售税', '怒吼', '言谈', '围栏', '达夫', '建设者', '熙坤', '张掖', '高出','军州', '拉•甘地', '热', '急迫', '乔迁之喜', '里道', '沂蒙', '在场', '漕河泾', '士华', '张贴者'. '零点几'. '兄弟'. '抛光'. '玉工'. '富集'. '是之'. '病惫'. '萍踪浪迹'. '绽开'. '亚非村'.
                                                                                                                                                                          , 电缆桥', '11812',
                                                                                                                                                                                                          , 8 5 .
                                                                                                                                                                                                              高出一筹
```

4. 观察数据集发现一篇文章被分成了不同文段,进行文章的拼接和标准化处理,拼接后的文档数量为 3147 篇。标准化的文档样例如下:

```
19980101-01-001/m 迈向/v 充满/v 希望/n 的/u 新/a 世纪/n ——/w 一九才 19980101-01-001-002/m 中共中央/nt 总书记/n 、/w 国家/n 主席/n 江/nr 泽民/19980101-01-001-003/m (/w 一九九七年/t 十二月/t 三十一日/t )/w 19980101-01-001-004/m 1 2月/t 31日/t ,/w 中共中央/nt 总书记/n 、/w 国家/n 主席/n 江/nr 泽民/n (/w 新华社/nt 记者 /n 兰/nr 红光/nr 摄//g )/w 19980101-01-001-005/m 司胞/n 伯/k 、/w 朋友/n 伯/k 、/w 女士/n 伯/k 、/w 19980101-01-001-005/m 司胞/n 伯/k 、/w 朋友/n 伯/k 、/w 女士/n 伯/k 、/w 19980101-01-001-006/m 在/p 1998年/t 来临/v 之际/f ,/w 我/r 十分/m 高,/w 向/p 全国/n 名族/r 民/n ,/w 向/p 香港/ns 特别/a 行政区/n 同胞/n 、// 学/a 的/u 问候/vn 和/c 良好/a 的/u 祝愿/vn !/w 19980101-01-001-007/m 1997年/t ,/w 是/v 中国/ns 发展/vn 历史/n 上/f 的/u 遗志/n ,/w 德华/v 邓小平理论/n 伟大/a 旗帜/n ,/w 总结/v 百年/m 历史/n ,/w 19980101-01-001-008/m 在/p 这/r 一/m 年/q 中/f ,/w 中国/ns 的/u 改革/vn 低/a 通胀/j "/w 的/u 良好/a 发展/vn 态势/n 。/w 农业/n 生产/vn 再次/d 获得/经济/n 技术/n 合作/vn 与/c 交流/vn 不断/d 扩大/v 。/w 民主/a 法制/n 建设/vn 最近/t 一个/m 时期/n 一些/m 国家/n 和/c 地区/n 发生/v 的/u 金融/n 风波/n ,况/n 会/v 逐步/d 得到/v 缓解/vn 。/w 总的来说/c ,/w 中国/ns 改革/v 和/c 发
```

```
['迈向', '充满', '希望', '新', '世纪', '一九九八年', '新年', '讲话', '附', '图片', '张', '中共中央', '总书记', '国家', '主席', '江', '泽民', '一九九七年', '十二月, '三十一日', '1 2月', '3 1日', '中共中央', '总书记', '国家', '主席', '江', '泽民', '发表', '1 9 9 8 年', '新年', '讲话', '迈向', '充满', 希望', '新', 世纪', '新华社', '记者', '兰', '红光', '摄', '同胞', '孙天', 女士', '1 9 9 8 年', '来后', '之际', '中央', '产者', '持别', '行政区', '清阳', '诗宗', '中央', '中央', '中央', '中央', '全国', '全族', '各法', '特别', '行政区', '同胞', '海沢', '中央', '持别', '任我', '作别', '任我', '全国', '台湾', '同胞', '海外', '任我', '相同', '世兄', '郑汉', '神国', '持别', '任我', '秦兄', '邓', '小平', '同志', '强忠', '神国', '特色', '事业', '推向', '中国', '效底', '历史', '平八', '年', '中国', '决心', '继承', '邓', '小平', '同志', '遗志', '建设', '中国', '特色', '事业', '推向', '中国', '政府', '场表', '李法', '行使', '生权', '一国两制', '港人治港', '遗志', '建设', '中国', '特色', '香港', '秦定', '中国', '政府', '对别', '该展', '邻城', '年', '中', '中国', '沙路', '石宝', '观代', '发展', '现代'化', '建设', '向前', '万史', '香港', '海定', '地定', '制定', '中国', '沙路', '石宝', '沙路', '石宝', '沙路', '石宝', '沙路', '石宝', '沙路', '石宝', '李张', '表太', '未定', '以成', '公家', '技太', '合作', '交流', '表本', '张化', '生活', '进一步', '政忠', '海宗', '技太', '合作', '交流', '表本', '张化', '生活', '进一步', '政忠', '独区', '公家', '法太', '合作', '强张', '奉证', '承证', '关注', '时期', '国家', '地区', '发生', '全融', '和宗', '处家', '社会', '会融', '建设', '向前', '国家', '举和', '郑', '国家', '举和', '知家', '张化', '关系', '未来, '发展', '目标', '和宇', '为院', '和宗', '地区', '为疗', '国际', '和宗', '为宗', '法国', '大国', '关系', '未来, '发展', '目标', '指导', '方针', '中国', '承张', '和宗', '为家', '社会', '友知', '和宗', '本经', '和宗', '大国', '大展', '未来, '发展', '目标', '报导', '未明', '中国', '南说, '五宗', '本理', '中国', '本经', '和宗', '本经', '和宗', '本经', '和宗', '社会', '发展', '和宗', '本经', '和宗', '社会', '发现', '和宗', '社会', '发表', '和宗', '社会', '发表', '和宗', '和宗',
```

二、文本表示模型-词向量

2.1 TF-IDF 值作为词向量的权重

1. 考虑程序的计算效率。因为字典的查询时间复杂度为 0(1), 所以我们用字典保存每篇文档的词频和反文档频率来优化查询的效率。首先计算所有文章的 TF。Coutfreq 方法中我们加入了一个 num 参数,根据课堂 ppt 上的 tf 变式公式。Num 值为 0 时为计算文章的普通词频、num 值为 1 时为词频/当前文章的最大词频(TF/TFmax)、num 值为 2 时计算词频/当前文档长度。后两种方法实际上是对 tf 词频进行标准化而消除不同文本长度对关键词计算的影响。

▼ 2.1.1 实现tf-idf (词频、最大词频标准化、文章长度标准化)

```
[8]: #tf-idf算法
     ##1. 统计tf词频
     def coutfreq(doc, num=0): #统计该文档内的词频 num参数可以选模式,默认0为普通词频,1为除以最大词频,2为除以文本长度
        worddict={}
        for word in doc:
            if word in worddict:
               worddict[word]+=1
              worddict[word]=1
         if(num==0):
            return worddict
         elif(num==1):
            maxtf= max(worddict.values())
            for k in worddict.keys()
               worddict[k]=(worddict[k]/maxtf)
            return worddict
        elif(num==2):
            for k in worddict.keys():
               worddict[k]=(worddict[k]/len(worddict))
            return worddict
```

计算词频所需的时间如下:

```
: %%time
# ##测试freq
# wdI=coutfreq(documents_st[0],1)
# print(wdI)
tflist_1=[]##标准化tf
tflist_0=[]##可频tf
tflist_2=[]##文章长度修正tf
for doc in documents_st:
    tflist_1. append(coutfreq(doc,1))
    tflist_2. append(coutfreq(doc,2))
    tflist_0. append(coutfreq(doc,0))
```

Wall time: 368 ms

2. 同理计算每篇文章中不同词汇的反文档频率, 计算时间为 8min37s (可以看出由于数据规模较大,运算时间比较长,后续会做优化)

```
import math
def countfreq_idf(wordbags, documents):
    dict_idf={}
    for word in wordbags:
        num=0
        for doc in documents:
            if word in doc:
                 num+=1
        idf = math. log(len(documents)/(num+1))
        dict_idf[word]=idf
    return dict_idf

// while time: Order 275

Wall time: Order 275
```

Wall time: 8min 37s

3. 计算每篇文章的所有词的 TF-IDF 值,这里我们打印第一篇文章中 TF-IDF 值前五十的关键词:

2.2 利用 scipy 库处理稀疏矩阵

1. 首先手动构建词向量,遍历词袋中的词汇,若文章中出现该词汇则计算该词汇的 tf-ifd 值作为权重,若未出现过则设为 0,这样会产生非常稀疏的向量空间,因此需要对稀疏矩阵进行处理。

```
import numpy as np
import scipy
from scipy.sparse import coo_matrix , csr_matrix
import sys
import time

def build_matrix(documents_st, tflist, dict_idf):
    matlist=[]
    for i in range(len(documents_st)):
        print("\r", end="")
        print("Process progress: {\%: ".format((i*100)/len(documents_st)), "\]" * (int)((i*100)/len(documents_st) // 2), end="")
        sys.stdout.flush()
        time.sleep(0.05)
        m=[count_tfidf(word, i, tflist, dict_idf) if word in documents_st[i] else 0 for word in wordbags]
        sp_mat=np.array(m)
        matlist.append(sp_mat)
        return matlist

#%time
mat_list=build_matrix(documents_st, tflist_l, dict_idf)
Download progress: 99.96822370511599%:
```

Download progress: 99.96822370511599%: Wall time: 12min 1s

scipy. sparse 库可以将稀疏矩阵转化成密集矩阵。在这里我们选用的是 CSR 矩阵,首先对不同的处理方式的优缺点做一个简单的比较:

COO 优点::容易构造,比较容易转换成其他的稀疏矩阵存储格式,时间复杂度 O (1) 并且支持相同的(row,col)坐标上存放多个值。

COO 缺点: 1.构建完成后不允许再插入或删除元素。不能进行常规矩阵运算。2.不能直接进行科学计算和切片操作。

因此 COO 矩阵的适用场景为加载数据文件时使用,可以快速构建稀疏矩阵,然后调用 to_csr()、to_csc()、to_dense()把它转换成 CSR 或稠密矩阵。

CSR 的优点:

- 1: 高效地按行切片。
- 2: 快速地计算矩阵与向量的内积。
- 3: 高效地进行矩阵的算术运行,CSR + CSR、CSR * CSR 等。

CSR 缺点:

- 1: 按列切片很慢。
- 2: 一旦构建完成后,再往里面添加或删除元素成本很高
- 3: CSR 格式在存储稀疏矩阵时非零元素平均使用的字节数(Bytes per Nonzero Entry)最为稳定(float 类型约为 8.5,double 类型约为 12.5)。CSR 格式常用于读入数据后进行稀疏矩阵计算。

考虑到我们存储的形式,首先我们构建后无需再添加或删除元素,并且向量没有表现出很规律的可对角化的特征,所以我们旋转 CSR 进行存储。需要注意的地方 csr_matrix.multiply(X,Y)为矩阵对应元素相乘,而 csr_matrix.dot(X,Y)不是点乘而是矩阵相乘。

2.3 利用 gensim 库生成词向量

```
#利用gensim生成词向量
from gensim import corpora, similarities
dictionary = corpora. Dictionary([wordbags])
#TypeError: doc2bow expects an array of unicode tokens on input,
# not a single string -->需要unicode编码, wordbags外面加【】变成list
dictionary. doc2bow(documents_st[0])
print(dictionary. token2id)
corpus = [dictionary. doc2bow(doc) for doc in documents_st]
print(len(corpus))
```

Genism 库首先可以利用 dictionary 构建词典,doc2bow 方法生成的是编码后的词向量,该向量具体是以元组列表的形式给出的。例如(1,23)元组中第一个位置为该词汇的位置,第二个位置是该词汇在 dictionary 中的 id。通过阅读源码可以看出 Token2id 方法和 id2token 方法分别是词和编码的相互映射,gensim 包中有直接计算 tfidf 值的方法,也可以使用 word2vec 模型利用神经网络 skip-gram 或者 CBOW 模型生成不同维度的词向量,该模型是基于语义进行判断。

2.4 利用 Simhash 生成词向量并计算相似度

simhash 是一种局部敏感 hash。假定 A、B 具有一定的相似性,在 hash 之后,仍然能保持这种相似性,就称之为局部敏感 hash。我们首先利用 TFIDF 找出文档的关键词,取得一篇文章关键词集合,并通过 hash 的方法,把上述得到的关键词集合 hash 成一串二进制。通过对比二进制数,看其相似性来得到两篇文档的相似性。此时计算相似性的时候采用海明距离,即二进制位数的不同。

- 1.计算文档 TF-IDF 值,取 TF-IDF 权重最高的前 20 个词(feature)和权重(weight)。即一篇文档得到一个长度为 20 的(feature: weight)的集合。
- 2.对其中的词(feature),进行普通的哈希之后得到一个 64 为的二进制,得到长度为 20 的(hash:weight)的集合。根据(hash)中相应位置是 1 是 0,对相应位置取正值 weight 和负值 weight。
- 3.对 2 中 20 个列表进行列向累加得到一个列表。并对新生成列表中每个值进行判断, 当为负值的时候去 0,正值取 1。保存到 npy 格式,方便后续计算。

```
if source == "":
    return 0

else:
    x = ord(source[0]) << 7
    m = 1000003
    mask = 2 ** 128 - 1

for c in source:
    x = ((x * m) ^ ord(c))
    x ^= len(source)
    if x == -1:
        x = -2
    x = bin(x).replace('0b', '').zfill(64)[-64:]
    print(source, x)
    return str(x)</pre>
```

```
s_h = []
for doc in range(len(documents_st)):
   for i in documents_st[doc]:
        t[i] = count_tfidf(i, doc, tflist_1, dict_idf)
   t_order = sorted(t.items(), key=lambda x: x[1], reverse=True)
   keyList = []
   for m in range(klen):
        feature = string_hash(t_order[m][0])
        weight = t_order[m][1]
        temp = []
        for i in feature:
                temp.append(weight)
                temp.append(-weight)
        keyList.append(temp)
   sim_hash = ''
   if not keyList:
        sim_hash = '00'
   for i in list1:
           sim_hash = sim_hash + '1'
            sim_hash = sim_hash + '0'
```

三、计算向量的相似度

3.1 计算使用 tf-idf 加权的向量相似度

为了两两计算 3147 篇文档的相似度,首先建立 3147*3147 的 Dataframe,为了避免重复计算,可以首先计算出每篇文档向量的模。

3.1 余弦相似度

```
%%time
import pandas as pd
dict={}
for i in range(len(documents_st)):
    dict[i]=[0]*len(documents_st)
data=pd. DataFrame(dict, dtype='float')
dim=len(documents_st)
dotlist=[]
for i in range(len(documents_st)):
    dotlist.append(scipy.sqrt((csr_matrix.multiply(csrlist[i], csrlist[i])).sum()))
```

编写余弦相似度公式两两计算文档的向量相似度: 计算的总时间为 **1h9min**。(计算时间 比较长,在算法时间复杂度已经不能提升的基础下,需要想新的优化方式)。

```
for i in range(dim):
   print("\r", end="")
   print ("Process progress: {}%: ".format((i*100)/len(documents_st)), " | " * (int)((i*100)/len(documents_st) // 2), end="")
   sys. stdout. flush()
   for j in range(dim):
    data[i][j]=csr_matrix.multiply(csrlist[i], csrlist[j]).sum()/(dotlist[i]*dotlist[j])
Process progress: 99.96822370511599%:
■ Wall time: 1h 9min 47s
data. head()
                                                                                                                                3141
                                                                                                                3139
  1 0.266844 1.000000 0.066927 0.060077 0.005150 0.238377 0.026339 0.032312 0.001578 0.118101 ... 0.013472 0.018287 0.007426 0.002936 0.007303
  47 0.525525 0.462329 0.055546 0.071160 0.008736 0.229525 0.046846 0.040431 0.006851 0.213928 ...
2960 0.544460 0.428053 0.060080 0.114017 0.018109 0.157164 0.037008 0.021104 0.009774 0.143538 ... 0.009058 0.033775 0.004742 0.002029 0.018363
 426 0.258891 0.403633 0.043914 0.059283 0.005183 0.176630 0.051211 0.028558 0.002842 0.111166 ... 0.006795 0.008647 0.008563 0.000000 0.014014
1513 0.155869 0.361963 0.071511 0.059089 0.000636 0.177694 0.040554 0.053625 0.003141 0.086661 ... 0.007653 0.023712 0.006642 0.000962 0.005969
5 rows × 3147 columns
```

对矩阵按文章 1 相似度进行排序, 打印与文章 1 相似度最高的两篇文章:

print(documents pri[1])

2]: print(documents_pri[47])

3.2 对 simhash 计算海明距离

```
idef hamming_distance(x, y):
    x=int(x,2)
    y=int(y,2)
    return bin(x ^ y).count('1')

idef comp_doc(x, y, s_h):
    return hamming_distance(s_h[x], s_h[y])
```

```
import_numpy as np
from simhash import hamming_distance_comp_doc

if __name__=='__main__':
    mat_list = np.load("E:/pythonwork/reuslt_hash.npy")
    m = []
    for i in mat_list:
        m.append(str(i))
    a = m[1]
    sim = {}
    for i in range(len(m)):
        sim[i] = (comp_doc(1, i, m))
        t_order = sorted(sim.items(), key=lambda x: x[1], reverse=False)
    print(t_order)
```

```
hashsimilarity ×

E:\python\python.exe C:/Users/lmh/PycharmProjects/pythonProject/hashsimilarity.py

[(1, 0), (1353, 14), (2618, 14), (47, 17), (825, 17), (84, 18), (841, 18), (1292, 1)

Process finished with exit code 0
```

以第一篇文章为例,查看相似度:

: documents_pri[1]

documents_pri[1353]

"致读者伴随着香港回归祖国的跫音,伴随着党的十五大胜利召开的鼓点,我们与广大读者一起匆匆却充实地走过了一九九七年。如果说过去的一年我们还算取得了一点成绩的话,那要归功于来自方方面面的支持和帮助,同时,这也将进一步激发我们的工作热情,在新的一年里尽力将我们的工作做得更好。今天读者朋友们看到的是我们新年的第一块专版,也许细心的读者朋友已注意到,我们的专版增加了新的内容,那就是「侨」。中国的发展和富强,离不开广大海外同胞的关心帮助,离不开广大归侨、侨眷的积极参与。中华民族的统一和振兴,需要海内外炎黄子孙的携手奋斗。因此,在版面上充分反映「侨」,我们责无旁货。我们想此举定会获得广大读者朋友的理解与支持,并且读者朋友将一如既往同我们携起手来,反映侨情,表达侨声,为侨服务。最后,祝愿厅书读者解为在新的一位了福兴课。 4世子传 大读者朋友在新的一年百福并臻、千祥云集。

documents pri[2618]

"闹市熙攘排队人本报驻科特迪瓦记者杨贵兰自觉排队、谦恭礼让,已成为西非科特迪瓦经济首都阿比让市人们社会交往中的一种时尚。阿比让私车拥有者虽不少,但对大多数工薪阶层的人来说,上下班仍然主要依靠公共交通工具。每天下午五六点的下班高峰期,公共汽车站上时常排成长蛇阵。尤其在首发站,每以三五十人的几条长龙静静地摆列在那里,恭候着汽车的到来。每当汽车来到时,几条长成便有象不紊地同时向着汽车收缩。在那里,虽然没有专门人员来维持秩序,但登车的秩序始终良好,既没有加塞儿现象,也看不到蜂拥而上的场面,更没有车到时最后来的人跑到车门去挤的镜头。在某些较小的汽车站上,一个牌子上有时写着好几个号码,这显然是说,有好几路车在此停靠。在这样的车站,排队上车是不容易的,因为你不知道乘哪路车,但每当一辆汽车进站时,后到者总是让先来者登车,极少发生争抢、推挤的现象。在水、电、电话等费用缴纳处。在超市的收款台前,也常见人们都自觉地排队等候。在高楼大厦的电梯门口,人们更是排着长队。当电梯门口打开、里面的人走出后,等候的人才按顺序迅速跨进电梯内。进不去的人便继续在电梯门口静候,他们既不会因排队口出怨言,更不会去"捷足先登"。记者常常到非洲其他国家采访,阿比让人这种文明礼让、自觉遵守公共秩序的现象也是随处可见,给人留下深刻的印象。(本报阿比让电)"

documents_pri[47]

放,继续推进经济体制和增长方式的根本转变,保持国民经济持续快速健康发展;加强民主法制建设,推进依法治国,抓紧进行机构改革,加强精神文明建

'全国清理公款电话收回资金4.84亿元据新华社北京1月8日电记者从中央纪委、监察部了解到,自去年10月15日召开全国纪检监察系统电视电话 至国清理公额电话权回页盖4.84亿元编制平在40x1月8日电记者从中失远安、温景即1解到,自云平10月15日往开至国纪俭温景系现电视电话 会议之后,各地各部门清理党政机关公款配置移动电话和住宅电话取得了明显的阶段性成效。据不完全统计,截至去年11月底,31个省区市清理出党政 机关公款购买的移动电话47万多部,已处理14.7万多部;清理出公款安装的住宅电话67.9万多部,已处理22.7万多部。截至去年12月中 旬,中央国家机关有118个单位上报了清理进展情况,有95个单位清理出公款配置的移动电话近3000部,已处理近百部,清理出公款安装住宅电话 2万多部,已处理 5 0 0 0 多部。通过处理移动电话和住宅电话,全国已收回资金 4. 8 4 多亿元。在清理工作中,从整体看各地各部门态度积极,行动迅速,采取了一系列有效的措施。'

可以看出相似度计算的准确率方差很大,对于较短的文本(提取出的关键词以及相同 编码较少)并没有很好的识别能力,对于长文本的相似度计算能力较好。

四、利用多进程计算优化计算时间

Python 多进程库 mutiprocessing 和 concurrent.future 的官方使用文档如下: multiprocessing --- 基于进程的并行 — Python 3.10.0 文档

concurrent.futures --- 启动并行任务 — Python 3.10.0 文档

由于 python 只有一个 GIL,同一时间只会有一个获得 GIL 线程在跑,其他线程都处于等待状态。所以并不能利用多线程来使用多核 CPU,所以考虑 python 的多进程。

multiprocessing 是一个支持使用与 threading 模块类似的 API 来产生进程的包。 multiprocessing 包同时提供了本地和远程并发操作,通过使用子进程而非线程有效地绕过了 全局解释器锁。因为 juptyer notebook 无法进行多进程运行,所以使用 pycharm 进行方法的优化。

1. 对计算 idf 时间进行优化:

首先改写 idf 函数,利用 mutiprocess 建立进程池,我们的电脑实验环境为 8 核 CPU, 开启全功率模式进行计算,将原来的数据集等分十份并开启十个新的进程同步进行运 算,并将生成的字典以 json 格式存储,方便下次运行时直接加载。

其中 pool 的 map 函数可以直接通过传入一个参数和可迭代的对象进行快速的调用,但是缺点为只能传入一个参数,因此选取 apply_async 方法,该方法支持多个参数传入。

```
# 多进程计算优化计算idf
start = time.clock()
print("开始计算idf==========")
pool = mp.Pool();
results = []
for wordset in wordbag_splitlist:
    results.append(pool.apply_async(countfreq_idf2, (wordset_documents_st)))
pool.close() # 关闭进程池,表示不能再往进程池中添加进程,需要在join之前调用
pool.join() # 等待进程池中的所有进程执行完毕
end = time.clock()
print('Running time: %s Seconds' % (end - start))
idf_dict={}
print(len(results))
for i in results:
    idf_dict.update(i.get())
info_json = json.dumps(idf_dict, sort_keys=False, indent=4, separators=(',', ': '))
f = open('E:/pythonwork/idf_dict.json', 'w')
f.write(info_json)
f.close()
# 显示数据类型
print(type(info_json))
```

从下图可以看出,运行的时间由原来的 8min37s 降至了 174s, 计算速度有了明显的提升。同理我们将生成词向量的函数也多进程并行运算。

2. 并行生成词向量

并行计算词向量,改写函数并保存为 npy 格式,方便直接加载,提高运行速度。

```
def build_matrix(num,documents_st,tflist,dict_idf,wordbags):
    matlist=[]

for index in num:
    m=[count_tfidf(word_index_tflist_dict_idf) if word in documents_st[index] else 0 for word in wordbags]
    sp_mat=np.array(m)
    matlist.append(sp_mat)

return matlist
```

```
start = time.clock()
print("====开始生成文章向量======")
pool = mp.Pool();
results = []
for num in nums:
    results.append(pool.apply_async(build_matrix, (num_documents_st_tflist_1_idf_dict_wordbags)))
pool.close() # 关闭进程池,表示不能再往进程池中添加进程,需要在join之前调用
pool.join() # 等待进程池中的所有进程执行完毕
end = time.clock()
print('Running time: %s Seconds' % (end - start))
mat_list_[]
print(len(results))
for i in results:
    mat_list.extend(i.get())
np.save("E:/pythonwork/number.npy", mat_list)
```

3. 并行计算相似度

为了能够让所有的进程都具有修改值的权限,我们可以开辟一块资源让所有的进程共享内存。Mp.value 可以将一个值或列表设为共享的内存中的属性,但是该方法中列表只支持一维的列表。所以使用 manager 进行进程的管理,建立共享的字典对象来填入所有文档相似度的结果。

程序的运行结果如下:对比之前优化前的 **1 小时 9 分**的运行时间,并行计算只用了 <mark>765</mark> **秒**,性能提升了五倍以上。证明了多核运算的效率。

```
Run: similarity2 ×

E:\python\python.exe C:/Users/lmh/PycharmProjects/pythonProject/similarity2.py

3147

拼接后文章数: 3147 个
===计算模====
3147
===计算相似度====
Sub-process(es) done.
Running time: 765.0080877 Seconds
```

五、总结:

- 1. 不同的文本表征方法都有最适合自己的相似度度量方法
- 2. 对于不同的文本算法的适应性不同,以 TF-IDF 算法为例,在现有论文中还有许多变式,例如不同的词性在 tf 值中的权重应有不同。ldf 的标准化还有更合理的构建方法。
- 3. 在算法时间复杂度不能降低的基础上,多进程并行运算可以显著的提升运算的效率、运算的提升效果取决于机器 CPU 的核数。
- 4. Simhash 和海明距离计算文本相似度的方法在短文本上没有很好的特征提取能力,效果较差。