# 数据挖掘课程实验报告

Homework 1: VSM and KNN

## 201834879 王士东 2018/11/2

# 一. 实验主要工作介绍

# 1. 预处理

首先将原数据集划分为训练数据集和测试数据集,其中训练数据占 80%,测试数据占 20%。对于每一个类别得多个多个对象,即一个文件夹的多个文档,先读取八个对象对放到训练数据集,再读取两个对象放到测试数据集,这样保证了测试数据集的均匀分布。(也可以设定随机函数,随机指定百分之八十的数据划分到训练数据集)

#### 其中:

- 1) 预处理函数 pretreat () 完成对数据集的划分,并调用写数据函数 writedata(path1, path2)将划分的数据写到对应的数据集;
- 2) 写数据函数 writedata(path1, path2): 其中 path1 为原数据存储路径, path2 为处理后的数据的输出路径。然后用 nltk 进行一些文本的简单处理,如: 去停词,提取词干,去掉数字只保留字母,并把所有大写字母转换为小写字母等。(装 nltk 文件包的时候,选择 ALL 一直报错,所以没有全选,只装了用到的包)

#### 2. VSM

主要工作包括建立字典, 计算 tf-idf 值和生成向量 Vector 等。

1) 函数 creatidf()

主要功能是生成 value 值为 idf 的全局字典,其中为减少数据处理,通过计算词频(此处词频指词出现的次数)筛选掉一些词频较小得单词;

2) 创建向量函数 creatvector(inpath, outpath): 其中 inpath 为原数据存储路径, outpath 为生成的向量的存储路径。

首先遍历文本,对每一个文本中的每一个单词计算 tf 的值,然后计算每一个单词 tf-idf 值,生成每一个文本的 tf-idf 字典,对 tf-idf 字典进行降序排列,此处只选取前 50 个关键字做为此文本的关键词,取他们的 tfidf 值,生成

新的 tfidf 字典, 然后加上其所属的类别作为一个向量, 此向量为将其作为一条数据加入到 list 集中, 最后用 json 的方式, 将 list 向量集存储到对应的 json 文件。

#### 3. KNN

主要工作是设定 K 的值,算出每一对向量的相似程度(余弦大小 = AB / |A|\*|B|),得出预测类别,比较得出预测准确率。

1) qiumo(vc): vc 为从 json 文件中读出的 list,格式为: [[str,dict],[str,dict]]

主要功能为:对于每个向量求出其模的大小,存为 list

### 2) knn():

首先设定 K 的值,然后对于测试集的每一个向量,让其与训练集里的所有向量进行比较,存为 list,list 中为许多个二元组(类名和 cos 值),取前 K 个与其最相似(cos 值大)的向量,统计出前 k 个中出现的最多次数的类别,此类别为模型的预测类别,让其与该向量的真实类别比较,若相同,即为预测成功,最后对于全部的测试向量,计算出预测成功次数除以总测试次数,即为预测成功率。

## 二. 实验实现过程与问题分析

### 1. 实现过程

首先是 python 语言的学习,由于之前没有系统的学过 python,于是根据课件上给的视频资料以及廖雪峰的 python 学习课程,系统的学习了下 python 的基础知识;

然后是对 VSM 和 KNN 的理解学习,又重新梳理了一遍老师课堂课件,并且读了一些网络上的相关博客,对 VSM 和 KNN 的原理有了详细的了解。

最后是模型的编程实现,第一是预处理工作,这部分主要做了划分数据集和 nltk 文本处理的工作,在此处用了 nltk 文本处理工具;第二是 VSM 模型向量的 生成,这部分主要工作是 tf-idf 值的计算和向量词典的生成;第三是 KNN 算法 的实现,这部分主要是设置 K 的值和将测试集向量与训练集进行比较,最后计算模型准确率。

### 2. 问题分析

- 1)数据集预处理时用的是 nltk 工具,但是装文件包的时候一直报错,为了 节省时间,所以只安装了本次实验所用的文件包,等实验结束再去检查安装过程 哪里出了问题。
- 2)一开始读文件数据的时候,由于可能包含特殊字符,所以最好不要指定编码类型,或者指定一个较大的编码类型,但是我测试过还是有错,所以最后选择了忽略,还有文件夹写的时候,要有文件夹检测语句,看是否创建
- 3) 词频是一个单词在文档中的出现次数,但是还要进行标准化,tf 值要用词频再除以文档中出现最多的那个单词的出现次数。还有,idf 是对整个数据集而言的(算他的时候,要给 df+1),tf 是对每一个文本文档而言得,搞清楚这个用了好长时间。
- 4)按行读出数据来,并不是直接就是单词,一定要去换行符和首尾空格,此处如果不去换行符,而 idf 字典里没有换行符,会影响下条判断语句执行。for s in lines: s = s.  $strip('\n')$ 。
- 5) sorted()排序函数只对含有一组键值对的列表起作用,最后返回值类型也是 list,所以在处理完一定要记着手动把 list 转换为 dict,一开始忽略了这个问题,后来发现从 json 文件中读出来的数据不是 dict,才开始找问题,耗费了不少时间。还有就是没有 list 转 dict 的函数,只能自己写。
- 6) 存向量的时候采用的 json 的存储方式,直接好处是可以直接存储数据类型,比如一个 list,一个 dict,并且最方便的是可以直接读出来,还是一个 list,一个 dict。本实验中,我的 json 中存储的格式为: [[str,dict],[str,dict]],一个双层 list。

### 三. 模型性能测试与分析

#### 1. 性能分析

主要为三个参数: k 是 KNN 中设定的 k 值, vector 是生成的向量中保存的单词的个数, tf 是筛选数据的阈值。

1)为了减少数据处理的规模,所以对数据进行了筛选,可以筛选掉出现次数小于某个值的单词,但是经测试,相应的检测准确率会随之减小,还有,这个

数值不能过大,比如这个值为 10,而一个文档中一共 20 个单词,并且这个关键词是这个文档的关键词,然后正好在这个文件出现了 8 次,然后要是按照设定的规则就得把他删了。所以觉得,这个阈值最好为 1 或者 2 (潜意识默认出现一次两次不可能为关键词),这个时候数据规模为 20000~40000 之间,其实不筛选也行,准确率更高一点。

- 2) 生成向量的时候,按照 tf-idf 值对字典进行了降序排列,只取了前 50 个作为关键字存储到了向量里,这样大大减少了在执行 knn 的时候数据的处理规模,并且经测试关键字过多,或者不做限制的话对准确率的提升甚微,但是,如果关键字选取过少,对结果有较大影响,数据集里单词大约在 30~500 之间,大部分不是很多,本实验选区的 50 个关键字,下面有具体的测试。
- 3)比较向量的相似性,是算的两个向量的 cos 值。先将其存到字典,然后在对其进行排序。有两种方式,第一种方式是先存下所有的值,然后进行排序,然后再选取前 k 个;第二种方式是只保存 k 个,每次都用新的来和之前 k 个中最小的那个进行比较,若是大就更新。显然,第二种的时间规模小于第一种,可能当数据规模很大的时候能够体现出差别,但是,测试完,发现第一种方法要比第二种高一个百分点。一开始我以为是内置 sorted ()函数在比较相等的值得时候也交换了对象,于是去更改了第二种方法,让其在相等时候也交换对象,发现准确率无变化。现在还不知道原因,接下来再考虑。

## 2. 性能测试

#### 不同参数条件下下的模型运行结果:

字典大小: 82599 tf > 0; 字典大小: 14911 tf > 10;

字典大小: 47537 tf > 1; 字典大小: 21860 tf > 5。

# 1) 模型准确率最高:

k = 3 vector = 50 tf > 1

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3207

预测失败次数: 547

预测准确率: 0.854288758657432

#### 2) 模型准确率最低:

k = 10 vector = 30 tf > 10

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3035

预测失败次数: 719

预测准确率: 0.8084709643047416

# 3) 其他参数组合下模型准确率:

k = 5 vector = 50 tf > 5

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3167

预测失败次数: 587

预测准确率: 0.8436334576451785

k = 5 vector = 50 tf > 1

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3179

预测失败次数: 575

预测准确率: 0.8468300479488545

k = 10 vector = 200 tf > 0

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3092

预测失败次数: 662

预测准确率: 0.823654768247203

k = 10 vector = 50 tf > 10

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3102

预测失败次数: 652

预测准确率: 0.8263185935002664

k = 10 vector = 50 tf > 0

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3076

预测失败次数: 678

预测准确率: 0.8193926478423016

k = 15 vector = 50 tf > 0

总测试次数: 3754

预测成功次数: 3071

预测失败次数: 683

预测准确率: 0.8180607352157698

k = 20 vector = 50 tf > 0

总测试次数: 3754

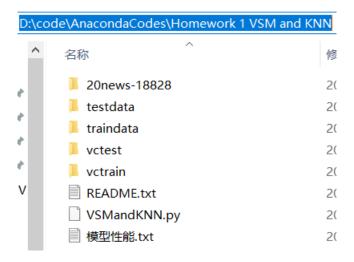
预测成功次数: 3056

预测失败次数: 698

预测准确率: 0.8140649973361748

# 四. 程序实现

# 1. 程序相关文档



其中, testdata 和 traindata 分别为训练集和测试集, vctest 和 vctrain 分别存放训练集和测试集的模型向量, VSMandKNN. py 为全部程序代码。

## 2. json 文件中的数据格式

```
["alt.atheism", {
    "moral": 1.5308455408211512,
```

```
"murder": 1.4834617287413534,
   "object": 0.9305039245129898,
   "system": 0.6331328029416594,
   "keith": 0.5714451739832879,
   "livesey": 0.5584364596964005,
   "goal": 0.5497706035527054,
   "arbitrari": 0.38681600241741704,
   "defin": 0.38149554248311196,
   "schneider": 0.36450040587387933,
   "golen": 0.32309987627264913,
   "kuweit": 0.32309987627264913,
   "arbitari": 0.3084256046846757,
   "jon": 0.29906885749255663,
   "violat": 0.29847311409950694,
   "examp1": 0.2913478215576497,
   "eactli": 0.2899382088833127,
   "claim": 0.28761782656130436,
   "pillar": 0.2777608725767928,
   "propog": 0.2614029854814621,
   "recurs": 0.2553570965524112,
   "prc": 0.25017810432334076,
   "whit": 0.2397665429393158,
   "definit": 0.23667898149473016,
[str, {dict}],
[str, {dict}]
```

} ],

# 3. 主要代码展示

```
#预处理函数
def pretreat():
    #读文件
    rootpathlist = os. listdir(oripath)
    for i in rootpathlist:
       rootpath = oripath + os.path.sep + i #目录名+路径切割符+文件
名; i 为每一个主文件夹的路径
       subspathlist = os. listdir(rootpath) #子文件夹列表
       k=1:
       for j in subspathlist:
           orisubspath = oripath + os. path. sep + i + os. path. sep + j
           if(k)=9):
               if os. path. exists (testdata + os. path. sep + i) == False:
                   os.mkdir(testdata + os.path.sep + i) #如果不检
测目录有无创建,会报错找不到目录
               testsubspath = testdata + os. path. sep + i + os. path. sep
+ j
               #调用写数据函数
               writedata (orisubspath, testsubspath)
           else:
               #print ('%s %s' % (i, j))
               if os. path. exists (traindata + os. path. sep + i) == False:
                   os. mkdir (traindata + os. path. sep + i)
               trainsubspath = traindata + os.path.sep + i +
os. path. sep + j
               writedata (orisubspath, trainsubspath)
```

```
k = k + 1
if (k > 10):
k = 1
```

# #写数据函数

def writedata(path1, path2):

#写数据

openw = open(path2, 'w')

openr = open(path1,'r',errors = 'ignore') #指定编码类型或者默认都 报编码错误,由于文件内有特殊字符,所以选择忽略

datalines = openr.readlines() #按行读,每一行作为一个处理单位 openr.close()

#用 nltk 进行去停词,提取词干,去掉数字等只保留字母,并一律按小写字母处理

for line in datalines:

stopwords = nltk.corpus.stopwords.words('english')

porter = n1tk.PorterStemmer()

filterwords = re.compile('[^a-zA-Z]')

wordsum = [porter.stem(word.lower()) for word in
filterwords.split(line) if len(word)>0 and word.lower() not in
stopwords]

for s in wordsum: #对于这一行的每一个单词,调用一次写操作openw.write('%s\n'%s) #加入换行符,一个单词占一行

openw. close()

#生成 value 值为 idf 的字典

def creatidf():

#计算词频(单词总的出现次数)及 Idf(整个数据集中有多少个文本包含这

```
个单词)
```

```
#生成按照词频筛选后的字典
   worddict = {} #每个单词总的出现次数
   dfdict = {} #每个单词的 df
   worddfdict = {} #筛选后每个单词的 df
   wordidfdict = {} #value 值为 idf 的字典
   numfiles = 0 #总文档个数
   rootpathlist = os.listdir(traindata)
   for i in rootpathlist:
      rootpath = traindata + os. path. sep + i #目录名+路径切割符+文
件名; i 为每一个主文件夹的路径
      subspathlist = os. listdir(rootpath) #子文件夹列表
      numfiles = numfiles + len(subspathlist) #计算总文档个数
      for j in subspathlist:
          subspath = rootpath + os.path.sep + j
          lines = open(subspath).readlines() #此时每一行都为一个单
词
          #计算单词出现次数
          for s in lines:
             #print(s)
             s = s.strip()
             if s in worddict:
                 worddict[s] = worddict[s] + 1
             else:
```

```
worddict[s] = 1
```

coun = collections. Counter(lines) #counter 函数

for key, value in coun. items(): # counter 函数的 items()转化成(元素, 计数值)组成的列表

key = key.strip('\n')

#print(key)

#dfdict[key] = dfdict.get(key,0) + 1 #计算原始

df

if key in dfdict:

dfdict[key] = dfdict[key] + 1

else:

#计算 df

dfdict[key] = 1

#对字典做一个筛选,把那些出现次数较小的单词删去,然后赋值新的 df print ('筛选前字典大小:',len(dfdict))

for key, value in worddict.items():

if value > 5:

# print(dfdict[key])

worddfdict[key] = dfdict[key]

#print(len(worddfdict))

#maxvalue = worddict[max(worddict, key = worddict.get)] #该文出现 次数最多的词出现的次数

#计算 idf 逆文档频率 = log(语料库的文档总数/(包含该词的文档数 + 1)),+1 是为了防止分母为 0,即所有文档都不包含该词

for key, value in worddfdict.items():

```
#wordtfidfdict[key] = (worddict[key]/maxvalue)
(math. log(numfiles/(value + 1)))
      wordidfdict[key] = math. log10(numfiles/(value + 1))
   return wordidfdict
#创建训练集和测试集的模型向量的函数
def creatvector (inpath, outpath):
   wordidfdict = creatidf() #获得 value 值是 idf 值得字典
   print('筛选后字典大小:',len(wordidfdict))
   rootlist = [] #rootlist 格式为: [[str, dict], [str, dict], [str, dict]]
   rootpathlist = os. listdir(inpath)
   for i in rootpathlist:
      rootpath = inpath + os. path. sep + i #目录名+路径切割符+文件
名; i 为每一个主文件夹的路径
       subspathlist = os.listdir(rootpath) #子文件夹列表
      for j in subspathlist:
                      #格式为: [str, dict]
          subslist = []
          subslist.append(i) #存放类名, i 是类名, j 是文本文档名
          wordtfidfdict = {} #value 值为 tfidf 的字典
          worddict = {} #value 值为此文本文件的每一个单词的 tf
值
          subspath = rootpath + os.path.sep + j
          lines = open(subspath).readlines() #此时每一行都为一个单
词, lines 为这个文本文件中全部单词
```

#计算 tf. 采用词频标准化 词频 = 某个词在文章中出现的次数/该文出现次数最多的词出现的次数

#计算 TF-IDF = 词频 (TF) \* 逆文档频率 (IDF)

```
#print(lines)
          for s in lines:
              s = s.strip('\n')# 此处如果不去换行符,idf 字典里没有
换行符,那么 worddict 将会是空的,因为下条语句不执行
              if s in wordidfdict:
                 #print(s)
                 \#s = s.strip()
                 if s in worddict:
                    worddict[s] = worddict[s] + 1
                 else:
                    worddict[s] = 1
          #print(len(worddict))
          index = max(worddict, key=worddict.get)
          maxvalue = worddict[index] #该文出现次数最多的词出现的次
数
          #生成 value 为 tf-idf 的字典
          for key in worddict:
             wordtfidfdict[key] = (worddict[key]/maxvalue)
(wordidfdict[key])
          #print(type(wordtfidfdict))
          #print(len(wordtfidfdict))
          #降序排列,每个向量里只包含前50个词,并且把得到的元组列表
重置为字典形式, 必须转为字典, 不然读数据较麻烦
          valueslist = sorted(wordtfidfdict.items(), key = lambda
item:item[1], reverse=True)
          valuesdict = {}
```

```
\mathbf{m} = 0
            for key, value in valueslist:
                if m \ge 50:
                    break
                m = m + 1
                valuesdict[key] = value
            #print(valuesdict)
            #valuesdict = sorted(wordtfidfdict.items(), key = lambda
item:item[1], reverse=True)
            #print(type(valuesdict))
            subslist.append(valuesdict) #存放 value 值为 tf-idf 的
字典 [str, dict]
            rootlist.append(subslist)
#[[str, dict], [str, dict], [str, dict]]
    #print(rootlist)
    #将 list 写入 json 文件
    openw = open(outpath,'w')
    json. dump(rootlist, openw, ensure_ascii=False)
    openw. close()
#KNN 的具体实现
def knn():
    k = 5
    #从 json 文件中读取训练和测试模型向量
    openr = open(vctrainpath, 'r')
    vctrain = json.load(openr)
```

```
openr.close()
   #print (vctrain)
   openr = open(vctestpath, 'r')
   vctest = json.load(openr)
   openr. close()
   #print (vctest)
   #先把每一个向量的模求出来, 存为两个列表
   motrain = qiumo(vctrain)
   motest = qiumo(vctest)
   #预测成功与失败的次数
   success = 0
   failure = 0
   for i in range(len(vctest)):
       cos = []
       for j in range(len(vctrain)):
           temp = []
           vcsum = 0 #求向量的乘积
           for key in vctest[i][1]:
               if key in vctrain[j][1]:
                                      + vctest[i][1][key]
                           =
                   vcsum
                               vcsum
vctrain[j][1][key]
           #求余弦 = AB/|A|*|B|
           cosij = vcsum /( motrain[j] * motest[i])
```

```
temp.append(vctrain[j][0])
    temp.append(cosij)
   cos. append (temp)
#筛选出前 k 个数据,同时把前 k 个数据,由二元组转化为字典,关键
#降序排列
coslist = sorted(cos, key = lambda item:item[1], reverse=True)
cosdict = {}
\mathbf{m} = 0
for key, value in coslist:
   if m \ge k:
       break
   m = m + 1
   cosdict[key] = cosdict.get(key, 0) + 1
#print(m)
#算出 k 个数据中出现次数最多的类
\max class = ''
maxvalue = 0
for key, value in cosdict. items():
   if value > maxvalue:
       \max class = key
       maxvalue = value
#与测试集这一条数据的类别进行对比
if maxclass == vctest[i][0]:
   success = success + 1
   print('预测成功')
```

字为类名

```
else:
```

```
failure = failure + 1
print('预测失败')
#预测的成功率
successp = success / (success + failure)
print('该模型的性能: ')
print('总测试次数: ', (success + failure))
print('预测成功次数: ', success)
print('预测失败次数: ', failure)
```

print('预测准确率:', successp)