数据挖掘实验报告

- 1, VSM and KNN
- 2, NBC
- 3, Clustering with sklearn

姓名: 祝瑶佳

学号: <u>201834893</u>

VSM and KNN

项目: 为文本建立 VSM 并使用 KNN 进行文本分类

一、实验方法

- 1. 掌握文本预处理的方法(提取词干,去除停用词等)。
- 2. 计算每个文档的词频得到词频矩阵。
- 3. 计算 TF-IDF 值, 计算权重, 提取关键词。
- 4. 得到 VSM。
- 5. 处理文档得到训练集和测试集。
- 6. 计算欧式距离。
- 7. 计算 K 个最近邻并合并。
- 8. 测试 KNN 分类效果。

二、实验任务

- 1. 预处理文本数据集,并且得到每个文本的 VSM 表示
- 2. 实现 KNN 分类器,测试其在 20Newsgroups 上的效果。

三、实验数据

20 Newsgroups

四、实验步骤

1, 文本处理

(1) 分词

读取文档按空格分词,并且去掉符号。将文档划分成单词,并对单词做一些处理:大写字母变成小写字母,名词复数变单数,去掉停用词,各种时态和形式的动词变成原形,只保留英文词干部分。

(2) 划分训练集和测试集

将数据集划分成训练集和测试集,其中训练集占 80%,测试集占 20%。

(3) 创建词典

从训练集中读取所有的文档,统计所有的单词及词频,计算 TF-IDF 的值,提取关键词,并创建字典。

(4) 得到文本的向量表示 VSM。

2,使用 KNN 进行文本分类

将数据集划分为训练集和数据集,计算每一个测试实例到训练集实例的欧式距离,对所有距离进行排序,得到 K 个最近邻。对最近邻进行合并排序,最后测试分类准确度。

五、实验结果

结果如下图:数据集的词频矩阵:

```
d1 = [2, 0, 4, 3, 0, 1, 0, 2]

d2 = [0, 2, 4, 0, 2, 3, 0, 0]

d3 = [4, 0, 1, 3, 0, 1, 0, 1]

d4 = [0, 1, 0, 2, 0, 0, 1, 0]

d5 = [0, 0, 2, 0, 0, 4, 0, 0]

d6 = [1, 1, 0, 2, 0, 1, 1, 3]

d7 = [2, 1, 3, 4, 0, 2, 0, 2]
```

TF-IDF:

idf:

[0.24303804868629444, 0.24303804868629444, 0.146128035678238, 0.146128035678238, 0.8450980400142568, 0.066946789630 61322, 0.5440680443502757, 0.24303804868629444]

```
>>> distances # 对应的距离
array([[ 13.37908816, 13.60147051, 13.60147051, 13.60147051, 13.60147051, 13.6381817 ]])
```

六,实验结论和感想

本实验中, k 值的选取不同, 准确率也存在差别, 可以多尝试下不同的 K 值, 找到使得准确率最高的 K 值。

不管是在 VSM 模型的建立中,还是 KNN 分类中,由于数据量很大,会发生内存溢出的现象。

NBC

项目: 使用朴素贝叶斯分类器分类文档

一、实验方法

- 1. 将文档分成训练集和测试集
- 2. 将训练集进行分词处理(去除重复词,去掉符号)得到词典
- 3. 将每个类的所有文档分词得到词典
- 4. 将训练集得到的词典与每个类的词典进行比较,如果训练词典中的词在类词典中出现,则记录出现次数,没出现则记为 0,得到训练集对应每个类词频向量
- 5. 统计每个词在每个类出现的次数和此类中所有词出现的次数, 计算得到 p(每个词 每个类)
- 6. 将测试集文档进行分词处理并得到词典。
- 7. 比较测试集词典和训练集词典,如果有相同的词,则对应词的 p(每个词|每个类)可以从训练集中延用,可以放入测试集概率向量列表中。
- 8. 将测试集中词典的所有 p(每个词|每个类)相乘再乘以类概率 pclass 得到该文档属于此类的概率,依照此方法计算出每个测试文档属于各个类的概率
- 9. 比较每个训练文档属于各个类的概率,找到最大的概率,并将文档归于相应的类。

二、实验任务

1,实现朴素贝叶斯分类器,测试其在 20 Newsgroups 数据集上的效果

三、实验数据

20 Newsgroups

四、实验步骤

1, 文本处理

- (1)分词并创建词典 读取文档按空格分词,并且去掉符号和重复。将文档划分成单词,
- (2) 划分训练集和测试集

将数据集划分成训练集和测试集,从每个类抽取 80%为训练集,20%为测试集,组成最终的训练集和测试集。

(3) 得到训练集对应每个类词频向量

2, 训练贝叶斯分类器

(1) 得到训练集的每个词属于每个类的概率向量

3,测试贝叶斯分类器

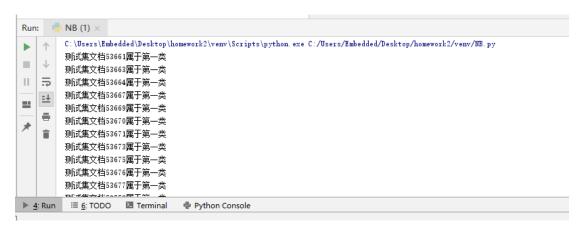
- (1) 根据训练效果得到测试集每个词属于每个类的概率向量
- (2) 得到每个文档属于每个类的概率并选择概率最大的,将文档归于此类。

五、实验结果

训练集的概率向量:

```
C:\Users\Embedded\Desktop\homework2\venv\Scripts\python.exe C:/Users/Embedded/Desktop/homework2/venv/NB.py
1. 04551186327e-07
2. 09102372653e-07
8. 36409490613e-07
1. 25461423592e-06
1. 35916542225e-06
```

分类结果:



六、实验结论和感想

词频向量是统计每个词在每个类的所有文档中出现的次数。

概率向量是统计每个词在每个类的所有文档中出现的概率。

贝叶斯分类器的特点就是简单实用,分类效果也不错。

Clustering with sklearn

项目:测试 sklearn 中聚类算法在 tweets 数据集上的聚类效果。并使用 NMI(Normalized Mutual Information)作为评价指标。

一,实验方法

- 10. 将文档分词,并记录真实类号和类总数(89个类)。
- 11. 计算所得分词的 TF-IDF 的值获得词权重
- 12. 调用 KMens 方法,返回预测的聚类结果
- 13. 使用 NMI 评价标准,将真实聚类结果与预测值作比较,得到 NMI 值。
- 5, 调用 Affinity propagation 方法返回聚类结果并计算 NMI 值
- 6, 调用 Mean-shift 方法返回聚类结果并计算 NMI 值
- 7, 调用 Spectral clustering 方法返回聚类结果并计算 NMI 值
- 8, 调用 Ward hierarchical clustering 方法返回聚类结果并计算 NMI 值
- 9,调用 Agglomerative clustering 方法返回聚类结果并计算 NMI 值
- 10, 调用 DBSCAN 方法返回聚类结果并计算 NMI 值
- 11, 调用 Gaussian mixtures 方法返回聚类结果并计算 NMI 值

二,实验任务

1,测试 sklearn 中聚类算法在 tweets 数据集上的聚类效果。并使用 NMI(Normalized Mutual Information)作为评价指标。

三,实验数据

Tweets.txt

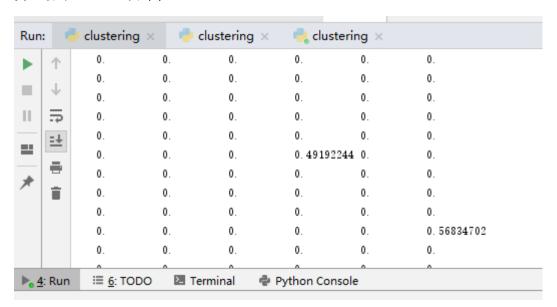
四,实验步骤

1, 文本处理

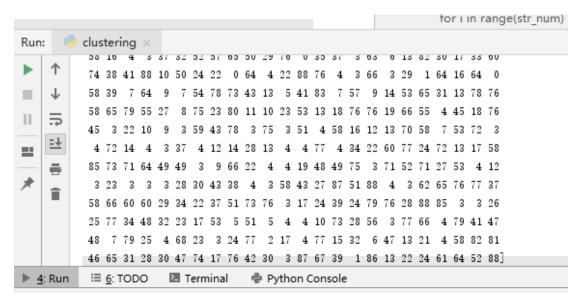
- (1) 将文档分词(可根据标点符号分), 并记录真实类号和类总数(89 个类),
- (2) 计算所得分词的 TF-IDF 的值获得词权重
- 2,分别调用 8 种聚类方法(89 个类,与真实类数相符合)
- (1)得到预测聚类结果
- 3, 使用 NMI 评价指标分别评价 8 次不同聚类方法所得到的聚类效果
- (1)输入预测聚类结果和真实类结果,得到 NMI 的值,NMI 的值越高,说明聚类效果越好。

五,实验结果

分词的 TF-IDF 矩阵:



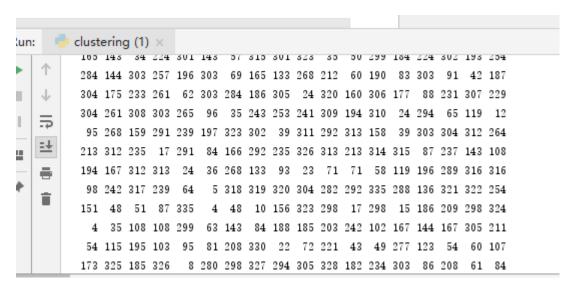
调用 KMeans 后的聚类效果:



NMI 评价标准的值:

```
clustering
Run:
            3 23 3
                     3
                       3 28 30 43 38
                                         3 58 43 27 87 51 88
                                                                 3 62 65 76
           58 66 60 60 29 34 22 37 51 73 76 3 17 24 39 24 79 76 28 88 85 3 3 26
           25 77 34 48 32 23 17 53 5 51 5 4 4 10 73 28 56 3 77 66 4 79 41 47
           48 7 79 25 4 68 23 3 24 77
                                         2 17 4 77 15 32 6 47 13 21 4 58 82 81
П
    ⋽
           46 65 31 28 30 47 74 17 76 42 30 3 87 67 39 1 86 13 22 24 61 64 52 88]
==
          C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\venv\lib\site-packages\sklearn\metrics\clus
            FutureWarning)
          0.6870340799488106
          Process finished with exit code 0
```

使用 Affinity propagation 的聚类结果



NMI 评价标准的值:

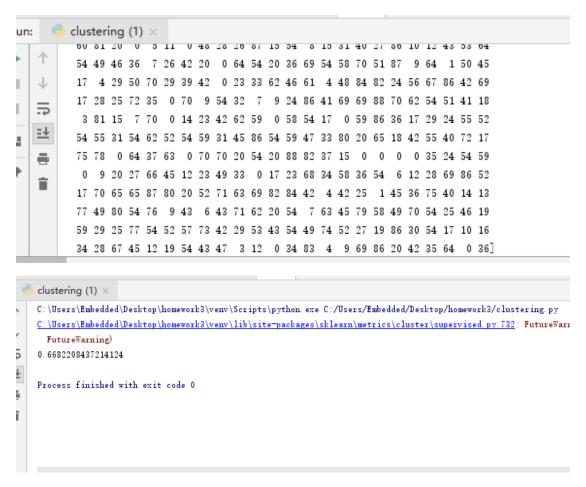
```
C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\venv\Scripts\python.exe C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\clustering.py
C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\venv\lib\site-packages\sklearn\metrics\cluster\supervised.py:732: FutureWar:
FutureWarning)
0.4812428226957844

Process finished with exit code 0
```

使用 Agglomerative clustering 的聚类结果及 NMI 值

```
clustering (1)
          6 39
                   2 12
                           5
                             26
                                 2 32
                                       3 22
                                             2
                                                     8 22 78
                  3 72 85 65 29
                                    2 68
                                       2 42
       2 62 42 42 40 39
                        0 19
                                 3
                                           2
                                                  2 44 2 64
      7 2 2 18 17 12 28
                          3
                              2 22 63
                                      2 53 32
22 39 82 82 59 48 19 4 52 73
                                      1 70
                                           1 36 23 65
         3 30 13 16 0 16 52 25 19
                                      6 73 65 37
                                   3
43 68 2 56 3 4 80 2 1 78 31 16 2 28 2 30 61 35 29 4 3 22 55 11
53 57 67 65 17 3 3 16 23 2 17 2 53 24 70 13 7 29 19 1 48 62 44 8]
C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\venv\lib\site-packages\sklearn\metrics\cluste
 FutureWarning)
0.6948668794233029
```

使用 Spectral clustering 的聚类结果及 NMI 值



使用 Ward hierarchical clustering 的聚类结果及 NMI 值

```
clustering (1) ×
                  7 10 65 6 81 1 19 2 62 3 19 8 2 3 32 39 14 59 13 62 75 58 18
        22 7 78 58 26 78 2 1 2 12 29 16 10 15 70 11 0 14 0 57 67 29 1 7
        22 22 36 16 64 84 26 13 86 21 6 80 0 29 47 7 7 87 26 25 3 14 5
         2 2 35 6 39 2 2 12 1 5 26 2 32 3 22 2 72 29 8 22 78 0 45 4
          3 45 85 3 5 4 3 72 85 65 29 3 2 68 3 34 19 9 77 1 45 29 16 22
       63 2 2 62 42 42 40 39 0 19 3 3 2 2 42 2 2 2 44 2 64 0 3 72
         2 13 7 2 2 18 17 12 28 3 2 22 63 2 53 32 7 3 14 17 57 7 29 4
       22 39 82 82 59 48 19 4 52 73 7 2 2 1 70 1 36 23 65 5 63 29 20 79
       56 28 2 3 30 13 16 0 16 52 25 19 3 6 73 65 37 2 28 26 3 2 10 3
       43 68 2 56 3 4 80 2 1 78 31 16 2 28 2 30 61 35 29 4 3 22 55 11
       53 57 67 65 17 3 3 16 23 2 17 2 53 24 70 13 7 29 19 1 48 62 44 8]
clustering (1) ×
C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\venv\Scripts\python.exe C:/Users/Embedded/Desktop/homework3\venv\Scripts\python.exe C:/Users/Embedded/Desktop/homework3\venv\Scripts\python\pythone\pythone\pythone\pythone\pythone\pythone\pythone\pythone\python
C:\Users\Embedded\Desktop\homework3\venv\lib\site=packages\sklearn\metrics\cluster\superv
      FutureWarning)
0.6948668794233029
Process finished with exit code 0
```

使用 Gaussian mixtures 的聚类结果及 NMI 值

六,实验结论和感想

Sklearn 是一个很好的工具,对于一些聚类分类算法,直接调用就可以节省很多时间,但是对于同一个文本,不同的聚类方法效果也不同,有的比较好,有的比较差,而且一些聚类方法比如高斯方法,如果聚类个数增多,NMI 值会提升,但是如果太多就会报错无法聚类。