基于网页文本的分类

[实现新的网页的分类。支持交互式 URL 输入,或者输入一个文本,文本每行都是一个 URL,系统输出结果文本,每行对应输入文本的类别号。]

成员: 冯云 苏俊玮 苏莉娅

尹捷 张晓欧

指导老师: 王斌

2016年12月26日

说明文档

1.	项目	概述及人员:	3
	1.1	项目概述	3
	1.2	人员	3
2.	需求	分析	3
3.	系统	设计	4
	3.1	总体设计	4
	3.2	系统功能模块	5
4.	测试	及分析	.17
	4.1	交叉验证的方法	.17
	4.2	交叉验证结果	.18
	4.3	结果分析	.18
	4.4	可优化地方	.19
5 5	结束语	丘 그	. 19

1. 项目概述及人员:

1.1 项目概述

实现一个分类系统。

分类体系为: 财经(类别号: 1)、科技(类别号: 2)、汽车(类别号: 3)、房产(类别号: 4)、体育(类别号: 5)、娱乐(类别号: 6)、其它类(类别号: 7),利用网站的新闻主页(可以下载 Sogou 语料),训练一个分类器(训练集合不能少于5000 篇文档)。

结果:实现新的网页的分类。支持交互式 URL 输入,或者输入一个文本,文本每行都是一个 URL,系统输出结果文本,每行对应输入文本的类别号。

1.2 人员

姓名	学号	分工
冯云	201618018629135	爬虫编写
苏俊玮	2016E8018661180	界面编写
苏莉娅	201628018629065	分类器编写文档整理
尹捷	201628018627124	爬虫编写 ppt 整理
张晓欧	2016E8018661198	界面设计文档整理

2. 需求分析

(1) 功能需求:新闻或资讯展示平台需要将得到的最新资讯进行自动分类处理,以快速的发布更新资讯。

支持交互式提交新的网站链接,得到分类器分析结果。

(2) 性能需求: 爬取数据要保证速度的同时不被封号; 分类器分类结果的正确率要在 60%以上为优。

3. 系统设计

3.1 总体设计

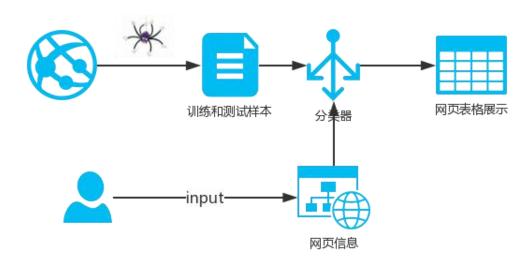


图 1: 系统总设计图

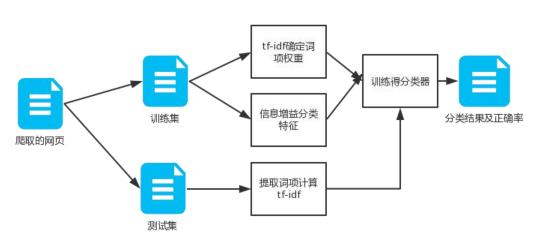


图 2: 分类器设计图

系统分为生成分类器和结果测试两个部分。

生成分类器包括:训练和测试两个部分。训练部分采用的主要方法为 KNN 和贝叶斯两个方法,使用信息增益为特征,根据 tf-idf 设置权重。

结果测试部分通过网页与用户交互,用户在网页上提交网页链接,系统自动调用分类器,通过条形图可视化的展示分类的效果。

3.2 系统功能模块

3.2.1 爬取部分

1、爬虫原理:

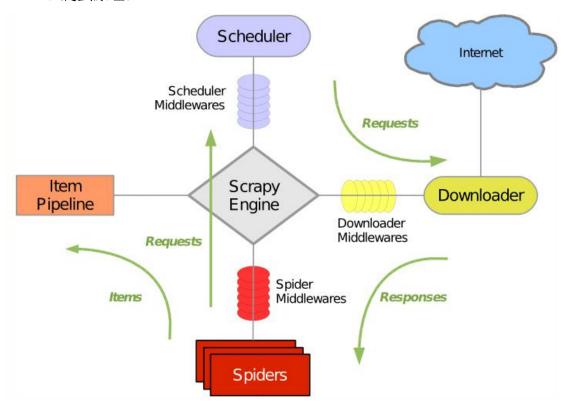


图 3: Scrapy 整体架构

首先获取第一个 URL 的初始请求,当请求返回后调取一个回调函数。第一个请求是通过调用 start_requests()方法。该方法默认从 start_urls 中的 Url 中生成请求,并执行解析来调用回调函数。

在回调函数中,你可以解析网页响应并返回项目对象和请求对象或两者的迭代。这些请求也将包含一个回调,然后被 Scrapy 下载,然后有指定的回调处理。

在回调函数中,你解析网站的内容,同程使用的是 Xpath 选择器(但是你也可以使用 BeautifuSoup, lxml 或其他任何你喜欢的程序),并生成解析的数据项。

最后,从蜘蛛返回的项目通常会进驻到项目管道。

2、具体实现:

在新闻爬取部分,由于不同类别的新闻来源有所不同,网页数据提取方式不同,因此对每种类别的新闻分别进行爬取。

利用 Scrapy 框架,首先在程序中定义目标新闻列表页面,用 XPath 进行网页数据提取,从初始页面爬取单条新闻子链接,然后对每个新闻子链接进行爬取,获得新闻标题及内容,按照{类别号,id号,标题,URL,内容}的格式储存为 JSON文件。

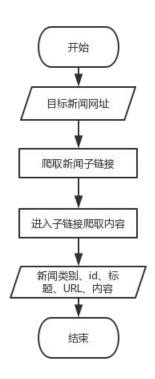


图 4: 爬取的流程如下图

```
財经 "http://203.192.8.57/was5/web/search?channelid=214510&prepage=1000&searchword=extend5%3D%27%2511105289%25%27"
科技 "http://203.192.8.57/was5/web/search?channelid=234968&searchword=extend5%3D%27%2511109303%25%27&prepage=1000&list=&page=1"
汽车 "http://203.192.8.57/was5/web/search?channelid=276589&prepage=1000&searchword=extend5%3D%27%2511109357%25%27"
房产 "http://www.chinanews.com/house/gd.shtml" "http://fdc.fang.com/news/more/11806/1.html"
体育 "http://www.shinaows.com.cn/sport/list=28-page=1.html"
娱乐 "http://www.shcaoan.com/wy/"
其他 "http://203.192.8.57/was5/web/search?channelid=276589&searchword=extend5%3D%27%2511109449%25%27&prepage=1000&list=&page=1"
```

图 5: 新闻爬取地址

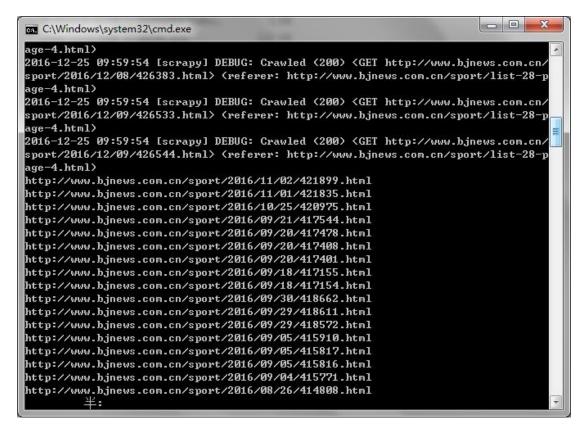


图 6: 运行示意图



图 7: 得到的 JSON 文件

共爬取财经类新闻 992 条,科技类新闻 999 条,汽车类新闻 330 条,房产类新闻 584 条,体育类新闻 1000 条,娱乐类新闻 485 条,其他类新闻 1000 条。

然后,为方便后续分类器的训练,编写 j2e.py 脚本将 JSON 文件内容储存到 Excel 表格中,每个类别的新闻分别放在一个标签页中,得到 news.xlsx,如下图 所示:

图 8: excel 表格存储结果

3.2.2 分类器部分

1、分类原理:

kNN 的分类原理:

k 近邻法(k-nearest neighbor. k-NIs)是一种基本分类与回归方法,k 近邻法的输入为实例的特征向量,对应于特征空间的点;输出为实例的类别,可以取多类。k 近邻法假设给定一个训练数据集,其中的实例类别己定。分类时,对新的实例,根据其 k 个最近邻的训练实例的类别通过多数表决等方式进行预测。因此,k 近邻法不具有显式的学习过程。k 近邻法实际上利用训练数据集对特征向量空间进行划分,并作为其分类的"模型"。k 值的选择、距离度量及分类决策规则是 k 近邻法的三个基本要素。

k值的选择会对 k 近邻法的结果产生重大影响。k 值的减小就意味着整体模型变得复杂,容易发生过拟合;如果选择较大的 k 值,就相当于用较大邻域中的训练实例进行预侧,其优点是可以减少学习的估计误差。但缺点是学习的近似误差会增大。在应用中,k 值一般取一个比较小的数值。通常采用交叉验证法来选取最优的 k 值。

特征空间中两个实例点的距离是两个实例点相似程度的反映。k 近邻模型的特征空间一般是 n 维实数向量空间 Rn。本次我们的程序中使用的是**欧氏距离**。

k 近邻法中的分类决策规则往往是**多数表决**,即由输入实例的 k 个邻近的训练实例中的多数类决定输入实例的类。

贝叶斯分类器原理:

朴素贝叶斯(native Bayes)法是基于贝叶斯定理与特征条件独立假设的分类方法。对于给定的训练数据集,首先基于特征条件独立假设学习输入/输出的联合概率分布;然后基于此模型,对给定的输入 x,利用贝叶斯定理求出后验概率最大的输出 y。朴素贝叶斯法 实现简单,学习与预测的效率都很高,是一种常用的方法。

利用训练数据学习 P(X | Y)均和 P(Y)的估计,得到联合概率分布:

$$P(X, Y) = P(Y)P(X|Y)$$

概率估计方法可以是极大似然估计或贝叶斯估计。

朴素贝叶斯法的基本假设是条件独立性,这是一个较强的假设。由于这一假设,模型包含的条件概率的数量大为减少,朴素贝叶斯法的学习与预测大为简化。 因而朴素贝叶斯法高效,且易于实现。其缺点是分类的性能不一定很高。

2、具体实现:

网页分类主要分为两部分实现:分类器构建和网页分类。在分类器构建中,首先将爬取到的数据进行分词,然后计算词的信息增益选择特征词,将这些特征词用两种分类方式进行训练(kNN和贝叶斯),得到两种分类方法的分类器;在网页分类中,将网页的文本首先进行分词,计算 tf-idf 值,选择文本的"关键词",使用这些词在分类器中的信息增益和词在待查文档中的权重来测试判定网页类别。

1) 分类器构建



图 9: 分类器的构建流程图

2) 文本 jieba 分词

首先将得到的新闻文本字符串进行分词,使用 jieba 分词工具。本次用到了 jieba 分词中适合文本分析的精确模式。在分词的过程中,我们删除了单字词语 和标点符号。因为单字词语通常是无意义的"的"、"地"等词语,标点符号并不能做为文本分类的根据。通过分词,我们得到分好词的文本列表 wordlist。

3) 计算词项信息增益

计算上步得出的分词的信息增益,首先计算局部类别文档频率 mdf(分词后的词项在该类别中的文档频率)和全局文档频率 ndf(分词后的词项在全局文档中的概率),词项 i 的信息增益计算如下:

 $\begin{aligned} \text{Gain(i)} &= P_1(pi1t1 * \log pi1t1 + pi0t1 * \log pi0t1) \\ &+ P_0(pi1t0 * \log pi1t0 + pi0t0 * \log pi0t0) \end{aligned}$

其中,参数分别表示: P1: 词项在所有文档中出现的概率。

Po: 词项在所有文档中未出现的概率+

pi1t1: 词项在该类别文档中出现的频率+

pi0t1: 词项在其他类别文档中出现的频

率↓

pi1t0: 词项未在该类别文档中出现的频率。

pi0t0: 词项未在其他类别文档中出现的 频率↔

筛选特征词

将计算得到的词项的信息增益进行比较,选择信息增益较高的词作为特征词。

4) 网页分类



图 10: 网页分类的流程图

- (1) 将网页内容进行分词
- (2) 确定文本的特征词得其权重
- (3) 计算 tf-idf

首先将得到分词之后的文本字符串的向量化表示,进行归一化处理,得到词项频率 tf 的字典形式(一篇文档对应一个字典);

然后根据类别文档频率 mdf 和全局文档频率 ndf 计算每一类文档中各个词条的改进的 idf 权重:

$$idf = \log \left(N * \frac{m}{n} * \frac{m}{n - m + 1} \right)$$

得到每个元素为该类别中的词条的权重列表,按权重由大到小排列,元素为元组,元组的第一个元素单词,第二个元素表示该单词在该类别中的权重;

最后根据上两步得到的 tf、idf 计算每篇文档的 tf-idf 权重向量。

$$tf - idf = tf * idf$$

(4) 计算特征词的信息增益

从上一步可以看出词的权重,从而提取特征词,计算这些特征词在文本中的信息增益。

(5) 用分类器判断网页类别

将上一步的特征词的信息增益带入 kNN 或贝叶斯的分类器中,得到网页类别。

- 3、实现中遇到的问题
- 1) 分类器的分类方法选择

开始试图尝试了决策树和神经网络反馈方法进行分类,但是觉得效率不高而 且分类效果并不好,最后选择了kNN和贝叶斯两种分类方法。

2)特征词提取的数目

特征词提取的数目是直接影响正确率的,如果特征词提取过少,可能分类的特征就不会很清晰,如果特征词提取过多,可能会出现分类结果与测试集过分拟合的问题,不符合实际情况。最终我们选取 25 个特征词来代表待分类文本。

- 4、优化方法
- 1) 使用多中分类方法交叉对比

可以使用多种分类方法交叉对比构建分类器,将分类器构建的分类结果进行比对,分类结果的正确性会提高。

2) 实现 k 近邻法时,主要考虑的问题是如何对训练数据进行快速 k 近邻搜索。这点在特征空间的维数大及训练数据容量大时尤其必要。当训练集很大时,计算非常耗时,这种方法是不可行的。为了提高 k 近邻搜索的效率,可以考虑使用特殊的结构存储训练数据,以减少计算距离的次数。

3.2.3 功能集成

- 1)通过数据爬取模块获取训练集,包括新闻的链接、标题和内容,详见爬取模块。
- 2) 对爬取的数据进行分析。训练集使用结巴分词(jieba)插件对文本分词, 去除符号和长度为 1 的词。(featureextract.py. tokentext);然后计算每个文档 中每个单词的词项出现的次数 tf;计算文档集合里的 df、idf,这里使用改进算法,

idf=log{N*(m/n)*(m/(n-m+1))}; 计算 td-idf,并存储成为 td-idf.txt; 计算信息增益 ig 和条件概率,并存储为 conprob.txt

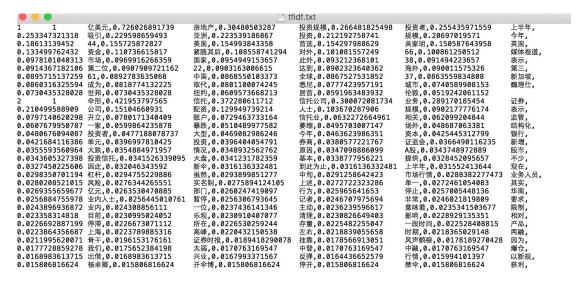


图 11: td-idf.txt

			L	conprol	b.txt		
鹿角胶 0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.75	
研习班 0.333333	333333	0.333333	333333	0.333333	333333	0.333333333333	0.333333333333
0.66666666667	0.33333	3333333					
百货店 0.5	0.2	0.1	0.3	0.1	0.1	0.2	
-,0,		0.333333	3333333	0.333333	333333	0.66666666667	0.333333333333
0.333333333333							
		0.333333	3333333	0.333333	333333	0.666666666667	0.333333333333
0.333333333333							
		0.111111	1111111	0.333333	333333	0.2222222222	0.2222222222
0.22222222222				11000 1000 000 000 000			
出现意外 0.166666			3333333	0.166666	666667	0.166666666667	0.66666666667
0.166666666667							
柴油发动机0.04166			66666667	0.958333	333333	0.0416666666667	0.0416666666667
0.0416666666667							
		0.11764	7058824	0.058823	35294118	0.0588235294118	0.117647058824
0.117647058824							
贝利尼 0.333333			3333333	0.333333	333333	0.333333333333	0.333333333333
0.33333333333							0 0000000000
		0.333333	3333333	0.333333	333333	0.33333333333	0.666666666667
0.333333333333							
空三栖齐 0.333333			333333	0.333333	333333	0.333333333333	0.33333333333
0.66666666667	0.333333		0 0	0 2	0 0	0.0	
配套改革 0.2	0.2	0.2 0.14285	0.8	0.2 0.142857	0.2	0.2 0.142857142857	0 142057142057
佳酿 0.142857 0.142857142857			/14285/	0.142857	142857	0.14285/14285/	0.142857142857
农村土地 0.07692			20760221	0 076027	0750221	0 022076022077	0.0769230769231
0.0769230769231			30/09231	0.0/0923	80/09231	0.9230/09230//	0.0769230769231
			05714206	0 071420	571/206	0.0714285714286	A 020571420571
後及球 0.071428 0.0714285714286			55/14200	0.0/1420	5714200	W.W/14203/14200	0.9203/14203/1
整首 0.333333		0.333333	222222	0.333333	222222	0.333333333333	0.333333333333
正日 6.33333	,,,,,,,	0.33333	,,,,,,,	0.33333	,,,,,,,,	013333333333	013333333333

图 12: conprob.txt

- 3) 我们选用 djongo 框架来处理 web 数据并提供分类视图显示。访问 127.0.0.1:8000 显示 index 页面。输入待测 URL,使用 urllib2.urlopen(链接).read() 读取网页的内容。并使用 bs4 插件中的 BeautifulSoup 类读取网页中的文本内容。
- 4)调用分类器模块中 kNNtestonefile 和 bayestestonefile 函数对文本内容进行分类处理,并将选取最终排名结果赋予变量 d result knn 和 d result bayes

5)将分类后得到的各类别的得分即 prekind_knn 和 prekind_bayes 二维数组中的值取出来存成字典,并排序。最终,将给类别的隶属度得分以及分类结果显示到 result.html 页面中。

```
d_content = unlib2.unlopen(d_unl).read()
soup = BeautifulSoup(d_content)
d_text-soup.get_text()
answer_list-(1:"對签',2::科技',3:"汽车',4:"房产',5:"体育',6:"摸乐',7:"其他')
a prekind=le_kmn_answer(d_text)
prekind_kmn_textclassify_d_bayestextonefile(d_text)
prekind_bayes_textclassify_d_bayestextonefile(d_text)
d_result_kmn_answer_list[prekind_kmn[0][0]]
d_result_kmn_answer_list[prekind_bayes[0][0]]

d_dict = {}
for i in xrange(0,7):
    d_dict[prekind_kmn[i][0]] = prekind_kmn[i][1]
d_list_kmn = d_dict.values()[:::1]

d_dict = {}
for i in xrange(0, 7):
    d_dict[prekind_bayes[i][0]] = prekind_bayes[i][1]
d_list_bayes = d_dict.values()[:::1]

d_dict = {}
for i in xrange(0, 7):
    d_dict(prekind_bayes[i][0]] = prekind_bayes[i][1]
d_list_bayes = d_dict.values()[:::1]

d_dict_prekind_bayes[i](:::1]
return httpResponse(rep)
return_render(request, 'result.html', {'d_result_knn': d_result_bayes': d_result_bayes, 'd_list_knn':d_list_knn, 'd_list_bayes')
return_render(request, 'result.html', {'d_result_knn': d_result_bayes': d_result_bayes, 'd_list_knn':d_list_knn, 'd_list_bayes')
```

图 13: 功能集成部分代码展示

3.2.4 展示模块:

- 1、输入输出流程:
- 1)输入待测的 URL
- 2) 爬取网站中的主体文本。即接收用户输入的链接,使用 urllib2.urlopen(链接).read()读取网页的内容。并使用 bs4 插件中的 BeautifulSoup 类读取网页中的文本内容。
 - 3)对网站文本进行分词处理。
- 4)分别使用贝叶斯和 KNN 算法对文本分词数据进行分析,分别计算其权重和余弦相似度。最终得到排名最高的类别。
 - 5)输出分类结果

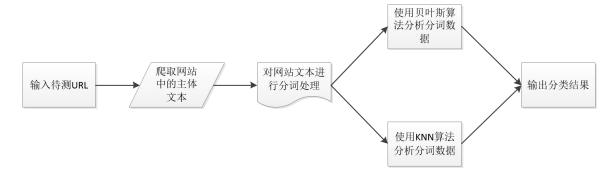


图 14: 展示模块流程图

2、使用过程展示

首页展示:



图 15: 首页图

找到一篇与汽车相关的文档:

北京发布网约车细则: 京籍京牌限制继续保留

2016年12月21日 16:07 新浪科技 6 微博







新浪科技讯 12月21日下午消息,北京市交通委员会发布《北京市网络预约出租汽 车经营服务管理实施细则》与《北京市私人小客车合乘出行指导意见》,促进出租汽 车行业和互联网融合发展,规范网络预约出租汽车经营服务行为。



谷歌不可能

其中细则规定,车辆申请网约车资质时,须满足本市最新公布实施的机动车排放 标准,没有未处理完毕的交通事故和交通违法记录,且符合本市网约车车辆技术规范 等条件。



网约车驾驶员须为本市户籍,取得本市核发的驾驶证件,未达到法定退休年龄, 身体健康,申请之日前1年内驾驶机动车未发生5次以上道路交通安全违法行为,未被 列入出租汽车严重违法信息库。

科技前

网约车平台公司要加强网络安全和信息安全防护,建立健全数据安全管理制度, 依法合规采集、使用和保护个人信息、不得泄露涉及国家安全的敏感信息、所采集的

图 16: 新闻截图

将其 URL 输入搜索框,点击分类,得到结果。

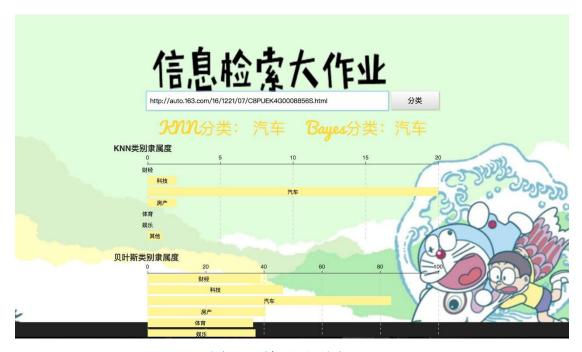


图 17: 结果展示图

结果显示:利用 KNN 和贝叶斯算法均能将该文档准确分类为汽车类别。

4. 测试及分析

4.1 交叉验证的方法

交叉验证(Cross Validation)是用来验证分类器的性能一种统计分析方法,基本思想是把在某种意义下将原始数据(dataset)进行分组,一部分做为训练集(training set),另一部分做为验证集(validation set),首先用训练集对分类器进行训练,在利用验证集来测试训练得到的模型(model),以此来做为评价分类器的性能指标。

其中 K-fold Cross Validation(K-折交叉验证,记为 K-CV):将原始数据分成 K 组(一般是均分),将每个子集数据分别做一次验证集,其余的 K-1 组子集数据作为训练集,这样会得到 K 个模型,用这 K 个模型最终的验证集的分类准确率的平均数作为此 K-CV 下分类器的性能指标。K 一般大于等于 2,实际操作时一般从 3 开始取,只有在原始数据集合数据量小的时候才会尝试取 2。K-CV 可以有效的避免过学习以及欠学习状态的发生,最后得到的结果也比较具有说服性。

4.2 交叉验证结果

在实际的训练中使用了7次交叉验证,分别测试7次实验的正确率,最终得到平均效果的正确率,如图所示:

KNN算法准确率

总准确率: 0.334786399303

财经: 0.842696629213 科技: 0.426966292135

汽车: 0.615 房产: 0.09

体育: 0.0191082802548 娱乐: 0.039603960396 其他: 0.0751879699248

图 18: KNN 算法结果正确率

贝叶斯算法准确率

总准确率: 0.882301656495

财经:0.786516853933 科技:0.724719101124

汽车: 0.965 房产: 0.89

体育: 0.955414012739

娱乐: 0.950495049505

其他: 0.947368421053

图 19: 贝叶斯算法结果正确率

4.3 结果分析

从结果可以看到,KNN 算法对于财经科技类的分类效果非常好,房产类体育类娱乐类分类效果不好。分析原因可能是由于训练集相关数据的相似性不够导致向量特征很难表达类别特性。

但是贝叶斯方法对于这七个类别的分类效果都非常好,尤其对于 KNN 分类效果不够好的五类,两种算法表现了很好的交叉性。

4.4 可优化地方

- 1、爬虫爬取数据的类型需要进一步丰富,以支持多类别的数据分类。爬虫 在爬取大量数据的时候容易出现被封现象,针对这一点可以进一步从爬虫频率, 使用代理等角度进行优化。
- 2、如果处理更多的数据,需要对贝叶斯和 KNN 实现算法实现过程进行优化,可考虑使用特殊的结构存储训练数据,以减少计算的次数。
- 3、两种算法在类别划分上有很好的交叉性,可以考虑结合两种方法结果达到更好的分类结果。

5 结束语

本项目通过对网页数据的多种分类方法尝试,发现贝叶斯和 KNN 分类方法 对于此类数据有较好的分类效果,符合实验需求的要求。通过算法实现的过程, 对于信息检索的实现过程有了深刻的理解,特别是针对本实验中的数据分类结果 针对不同类别分类效果差别很大做了深入的探讨和分析。对于优化算法、提高所 有类别分类效果做了很多尝试,深入体会了困难所在,以及一些初步的优化想法, 例如通过改善爬虫爬取数据的方法增加训练集的丰富性,通过采用更多的数据特 征的方式提高分类效果等。

项目已在 github 上公开(https://github.com/serea/IR_work.git),后续将结合相关工作做进一步完善。