Tmsvm

Text Mining System Based on SVM

|  |  |
| --- | --- |
| 版本 | 0.8 |
| 作者 | 张知临 |
| 联系方式 | zhzhl202@163.com |
| 最后更新 | 2011/11/9 |
| 系统主页 | <http://code.google.com/p/tmsvm/> |

# 程序改进

1. 将libsvm、liblinear、mmseg进行封装，把这些文件放在lib文件夹中
2. 将result\_analysis.py中的numpy用其他代码替换。
3. 将LSA与正常的SVM分离。做到即使不安装scipy、numpy也可以正常使用该系统
4. 写代码调用封装程序，即import \*\* 这类的程序。创建tms\_train(),tms\_predict()等等。
5. 完成java的liblinear的包装。
6. 将分词、不使用grid写入程序。
7. 写一个示例程序。
8. 实验程序的对gbk编码的是否适用？

# 简介：

文本挖掘无论在学术界还是在工业界都有很广泛的应用场景。而文本分类是文本挖掘中一个非常重要的手段与技术。现有的分类技术都已经非常成熟，SVM、KNN、Decision Tree、AN、NB在不同的应用中都展示出较好的效果，前人也在将这些分类算法应用于文本分类中做出非常多的工作。但在实际的商业应用中，仍然有很多问题需要待解决，其中之一就是文本分类中的高维性和稀疏性，这个问题将导致curve of dimension，以及过拟合，导致训练的模型在预测未知数据时效果很差。

这个开源系统的目的是集众人智慧，将文本挖掘、文本分类效果非常好的算法实现并有效组织，并将文本分类的过程自动化，从词典生成、特征选择到分类模型参数选择、分类模型训练预测都可以一步完成。

## 主要特征

该系统在封装libsvm、liblinear的基础上，又增加了特征选择、LSA特征抽取、SVM模型参数选择、libsvm格式转化模块以及一些实用的工具。其主要特征如下：

1. 基于Chi的feature selection
2. 基于LSA的feature extraction
3. 文本特征向量的归一化
4. 支持Binary,Tf,Tf\*Idf,tf\*Chi等多种特征权重
5. 利用交叉验证对SVM模型参数自动选择。
6. 封装并完全兼容libsvm、liblinear。
7. 支持macro-average、micro-average、F-measure、Recall、Precision、Accuracy等多种评价指标
8. 将文本直接转化为libsvm、liblinear所支持的格式。
9. 采用python的csc\_matrix支持存储大稀疏矩阵。
10. 支持多个SVM模型同时进行模型预测。
11. 引入第三方分词工具自动进行分词

## 输入格式：

label value1 [value2]

其中label是定义的类标签，如果是binary classification，建议positive样本为1，negative样本为-1。如果为multi-classification。label可以是任意的整数。

其中value必须为已经分好词的文本。可以利用ICTCLAS等分词工具预先对文本进行分词。

## 调用方法：

本系统提供了多种调用方式：

1、对

$python auto\_tms\_train.py trainfile 对trainfile中数据自动进行SVM模型训练。从词典生成、特征选择、SVM模型参数选择、SVM模型训练一步完成。另外还有其他的参数可以设置。具体调用见

$python tms\_train.py –s (1|2|3|4|5) trainfile 。对trainfile中的数据进行SVM模型训练。并支持分步进行。1为自动进行模型训练，和auto\_tms\_train.py功能相同。2为进行特征选择。3为生成SVM模型的输入格式。4为SVM模型的参数选择。5为SVM模型训练。另外还有其他的参数可以设置。具体调用见

$python tms\_predict.py testfile dic\_path model\_path 。给定词典以及训练好的模型，对testfile进行训练。具体调用见

$python lsa \_tms\_train.py trainfile svmmodel M。指定已经训练好的svm模型以及词典的长度，即可以对trainfile进行LSA模型的训练。现在实现的LSA算法是在SVM模型预测的基础上划定local region，并进行local SVD,所以LSA模型训练的时候需要使用已经训练好的SVM模型。

$python lsa \_predict.py testfile dic\_path model\_path lsa\_path lsa\_model\_path 。给定词典、SVM模型、LSA中u矩阵保存路径、LSA模型路径，即可对testfile进行预测。

$python result\_analysis.py datafile ，对结果数据进行分析。可计算

macro-average,micro-average,f-measure,recall,precision,以及设定特定的阈值(binary classification)计算f-measure,recall,precision，以及对设定范围，对该范围的所有阈值计算f-measure,recall,precision，从而选定最好的阈值。

## 本系统欲解决的问题：

1. 文本分类的高维性和稀疏性
2. Unbalance 样本的问题。实际应用中，各个类别的数据集大小往往是不平衡的，尤其在information filtering 领域。感兴趣的数据集相对于不感兴趣的数据集是非常小
3. Unlabeled 样本的利用问题。
4. 样本的Random sample 问题。

## 程序文件说明

**src:**即该系统的源代码，提供了5个可以在Linux下可以直接调用的程序:

auto\_tms\_train.py：SVM模型自动训练程序。从词典生成、特征选择、SVM模型参数选择、SVM模型训练一步完成。

tms\_train.py：SVM模型训练程序，可自动训练也可以分布训练，通过参数-s 设置。1为自动进行模型训练，和auto\_tms\_train.py功能相同。2为进行特征选择。3为生成SVM模型的输入格式。4为SVM模型的参数选择。5为SVM模型训练。

tms\_predict.py：SVM模型预测程序。

lsa\_tms\_train.py：LSA模型训练程序。

lsa\_predict.py：LSA模型预测程序。

ctm\_train\_model.py是模型训练的主程序，里面提供了多种训练的调用函数。ctm\_predict\_model.py是模型预测的主程序，里面提供了多种预测所用的函数。可以直接调用。

**tools:**提供的一些有用的工具，包括result\_analysis.py等。

**java：**java版本的模型预测程序，其中ctm\_predict.java为为社区帖子监控模型所写的预测程序。tms\_predict.java 为通用的模型预测程序。可以支持多个SVM模型同时预测。

# 程序调用接口

## 自动文本SVM分类模型训练auto\_tms\_train.py

1. **说明**

此函数为文本SVM分类模型**自动**训练程序，给定训练文本及设置相应参数，即可得到训练好的模型。

1. **调用示例：**

*usage:%prog [options] filename*

完整形式：

Python auto\_tms\_train.py –p ../ -i 6,7,8,9,10 –w –d dic.key

–m im. model -t tms.train –a tms.param –r 0.4 –S ^ ../im.train

精简形式：

python auto\_tms\_train.py -i 6,7,8,9,10 ../im.train

其中im.train为训练文本的名称，其里面的内容如下，指定将第6,7,8,9,10位的内容一同放入模型训练。训练后的模型保存在源程序的上一层目录。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 类别 | 编号 | 时间 | 发送方 | 接收方 | 文本内容 | 分词的的内容 | 链接形式 | 有无QQ | 商品是否属于其中一方 | 商品属性 |
| 1 | qizha1035577 | ######## | 4lile3uo842c | 李英0821 | 你好，这几天本店装修!旺旺不能打字！如要购买商品的请 加我 qq 61517891 联系我购买 ！为表示歉意！一律包邮费加优惠！谢谢 | 你好^^，^^这^^几^^天^^本^^店^^装修^^!^^旺旺^^不^^能^^打字^^！^^如^^要^^购买^^商品^^的^^请^^加^^我^^qq61517891^^联系^^我^^购买^^！^^为^^表示^^歉意^^！^^一律^^包邮费^^加^^优惠^^！^^谢谢 | no\_link\_msg | QQQQQQQ | no\_auction\_exist | no\_auction\_here |

1. **输入格式**

第一列为类别，如果为binary分类。最好Positive为1，Negative为-1。如果为多分类，正常样本为-1，其余的类可以选择1,2,3,4……

其余列为内容，可以有多列内容，然后在训练模型时指定训练的列数(

-i 3,4,5 即指定第4,5,6列训练—默认列数从0开始)。

1. **结果**

模型结果会放在“model”文件夹中，里面有两个文件，默认情况下为dic.key 和 tms.model 。其中dic.key为特征选择后的词典；tms.model为训练好的SVM分类模型。

临时文件会放在“temp”文件夹中。里面有两个文件：tms.param和tms.train。其中tms.param为SVM模型参数选择时所实验的参数。tms.train是供libtms训练器所使用的输入格式。

1. **参数说明**：

*-p，--path，模型保存的路径。默认为 ”../”*

*-i，--indexes,输入文本中训练的模型的部分（从0开始编号）**，默认为[1]，输入时可用 –i 1,2,3 表示使用第1,2,3作为训练的内容*

*-w，(布尔型)如果使用此参数代表词典中不去除停用词。如果使用，必须将停用词文件以stopwords.txt 命名，和训练文本放在同一路径下。默认情况下不使用此参数，即需将停用词文件stopwords.txt放在训练文本同一路径下*

*-A ,--tms\_param。即SVM训练的参数，完全兼容libtms，输入的格式为 –A “-s 0 –c 1.0 –g 0.25” 。为了避免和现在的参数相混淆，所以要加上双引号。*

*-d，--dic\_name。指定特征选择后词典的名称,默认为dic.key*

*-m, --model\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.model*

*-t, --train\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.train*

*-a, --param\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.param*

*-r，--ratio。指定特征选择保留词的比例。默认为0.4*

*-T，--tc\_splitTag。训练文本中各部分分割的符号，默认为”\t”*

*-S*,*--str\_splitTag.训练文本中分词的分割词，默认为”^”*

1. **Note:**

正常情况下，训练一个模型会经过特征选择，生成SVM输入格式，SVM参数选择，SVM模型训练这几个步骤。其中SVM参数选择将花费较长的时间(为了能训练出最好的模型，程序默认会进行两轮参数搜索，粗粒度和细粒度，共实验150对(c,g)，其中每对(c,g)都要经过4-flods的交叉验证。如果训练样本的个数在5000以下，整个模型的训练时间在十分钟左右，如果训练文本的数量级为万，则训练时间将达到几个小时。)。如果忍受不了这么长的时间。可以进行分步训练，或者是选择在晚上进行训练。

1. **调用示例**

**$ cat set.train**

1 ^台^军^人事^大幅^变动^ ^据^台湾^东森^新闻^报道 ^台^军^将领^将^有^大^调动^……

1 朝鲜^已经^准备^好^对^美国^进行^先发制人^的^打击 ^朝鲜^人民^武装^力量^部^部长^金一^哲^次帅^4月^8日^在^平壤^公开^表示……

1 ^伊朗^开始^大规模^投产^地对空导弹 报道^还^援引^伊朗^国防^部长^穆斯塔法^·^穆罕默德^·^纳贾尔^话说……

……

-1 五一^期间^外出^旅游^人数^仍然^保持^上升^趋势 记者^在^甘肃^、^宁夏^两^省^采访^时^发现^……

-1 承德^避暑山庄^永佑^寺^全新^的^面貌^与^游客^“^见面 ^记者^从^承德市^旅游局^获悉^，^目前^永佑^寺^内^“^陆^合^塔……

-1 强迫^购物^、^强迫^参加^自费^活动 许多^游客^游^完^泰国^回来^总会^表示^不满^。^“^去^之前^交^一次^团费……

……

训练文本总共有两类，每行代表一类的样本，总共有3个字段，第一个字段为类别，第二个类别为标题，第3个字段为内容。标号为1的类为军事类，-1的为旅游类。

## 文本SVM分类模型训练 tms\_train.py

1. 说明

此函数为文本SVM分类模型训练程序，与auto\_tms\_train.py不同的是，该函数可以使模型训练分步进行。

1. 调用示例：

*usage:%prog [options] filename*

*filename 在1),2),3)中代表输入训练文本，在4),5)中代表SVM的输入格式。*

其中im.train为训练文本的名称，其里面的内容如下，指定将第6,7,8,9,10位的内容一同放入模型训练。训练后的模型保存在源程序的上一层目录。

1. 自动进行模型训练

完整形式

python tms\_train.py -s 1 –p ../ -i 6,7,8,9,10 –w –d dic.key

–m im. model -t tms.train –a tms.param –r 0.4 –S ^ -T ^M ../im.train

精简形式：

python tms\_train.py –s 1 –p ../ -i 6,7,8,9,10 ../im.train

1. 特征选择

完整形式：

python tms\_train.py -s 2 –p ../ -i 6,7,8,9,10 –d dic.key

–r 0.4 –S ^ ../im.train

精简形式

python tms\_train.py -s 2 –p ../ -i 6,7,8,9,10 ../im.train

1. 生成SVM模型的输入格式

完整形式：

python tms\_train.py -s 3 –p ../ -i 6,7,8,9,10 –D ../dic.key

–S ^ ../im.train

简洁形式：

python tms\_train.py -s 3 –p ../ -i 6,7,8,9,10 –D ../dic.key ../im.train

1. SVM模型的参数选择

完整形式：

python tms\_train.py -s 4 –p ../ -P ../tms.train

其中tms.train 为第3步生成的SVM模型的输入格式

1. 模型训练

完整格式：

python tms\_train.py -s 5 –p ../ -P ../tms.train –A “-c 0 –t 2”

1. 输入格式

第一列为类别，如果为binary分类。最好Positive为1，Negative为-1。如果为多分类，正常样本为-1，其余的类可以选择1,2,3,4……

其余列为内容，可以有多列内容，然后在训练模型时指定训练的列数(

-i 3,4,5 即指定第4,5,6列训练—默认列数从0开始)。

1. 结果

模型结果会放在“model”文件夹中，里面有两个文件，默认情况下为dic.key 和 tms.model 。其中dic.key为特征选择后的词典；tms.model为训练好的SVM分类模型。

1. 参数说明：

*-s ,--step,即选择要进行的操作。1为自动训练模型，即auto\_tms\_train.py的功能。2为特征选择。3为根据训练样本生成SVM的输入格式。4为SVM模型参数选择；5为SVM训练*

*-p，--path，模型保存的路径，默认情况下为”../”*

*-i，--indexes,输入文本中训练的模型的部分（从0开始编号），默认为[1]，输入时可用 –i 1,2,3 表示使用第1,2,3作为训练的内容*

*-w，(布尔型)如果使用此参数代表词典中不去除停用词。如果使用，必须将停用词文件以stopwords.txt 命名，和训练文本放在同一路径下。默认情况下不使用此参数，即需将停用词文件stopwords.txt放在训练文本同一路径下*

*-A ,--tms\_param。即SVM训练的参数，完全兼容libtms，输入的格式为 –A* *“-s 0 –c 1.0 –g 0.25” 。为了避免和现在的参数相混淆，所以要加上双引号。默认为“-s 0 –c 1.0 –g 0.25”*

*-d，--dic\_name。指定特征选择后词典的名称,默认为dic.key*

*-D,--dic\_path。词典所在的路径及名称*

*-m, --model\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.model*

*-t, --train\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.train*

*-a, --param\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.param*

*-r，--ratio。指定特征选择保留词的比例。默认为0.4*

*-T，--tc\_splitTag。训练文本中各部分分割的符号，默认为”\t” -S*,*--str\_splitTag.训练文本中分词的分割词，默认为”^”*

1. Note:

## 模型预测程序

1. **说明**

此函数为文本SVM分类模型**预测**程序，给定测试文本及设置相应参数，即可为样本进行预测。

1. **调用示例：**

*usage:%prog [options] filename dic\_path model\_path*

完整形式：

python tms\_predict.py -f ../ sample.test -R ../ result/score.result -i 1,2

-D ../model/dic.key -M ../model/tms.model -r 0,1,2

其含义为对sample.test 中的第1,2列(列从0开始，1,2要融合在一起)进行预测，结果放在score.result文件中，其中第一列为分数，其余列为指定的第0，1,2列。指定词典以及训练好的模型。

1. **输入格式**

没有特定的输入格式。具体需要预测的内容可以通过 –i 指定。

1. **结果**

预测的结果会写入到用户指定的文件中。其中第一列为预测的标签，第二列为预测的分数（属于该类的隶属度），其余列为指定的需要同结果一同输出的内容。

1. **参数说明**：

*-i，--indexes,输入文本中训练的模型的部分（从0开始编号），默认为1，输入时可用 –i 1,2,3 表示使用第1,2,3作为训练的内容*

*-r，----result\_indexes。指定与预测分数一块输出的文本的指标项，其中预测分数放在第一列，其余的依次排列。默认为1，调用方式为 –r 1,2,3*

*-R,--result\_save 。结果保存的路径及文件名称。*

*-T，--tc\_splitTag。训练文本中各部分分割的符号，默认为”\t”*

*-S*,*--str\_splitTag.训练文本中分词的分割词，默认为”^”*

## 社区帖子监控模型预测程序

因为社区帖子需要为标题和标题+内容建立两个模型，所以在监控程序上需要做些修改，把两个模型都加入到检测上。其实调用两次[模型预测程序](#_模型预测程序)也可以实现，花费的时候也不会太多。

## LSA模型训练程序

1. **说明**

此函数为LSA模型**训练**程序，给定测试文本及训练好的SVM模型和词典的长度，即可为LSA模型进行训练。

LSA模型虽然在实际实验中没有得到预想的效果，但是在某些场景下应该会有用，所以LSA模型训练与预测的程序仍然保留。

1. **调用示例：**

*usage:%prog [options] filename svm\_model M*

完整形式：

python lsa\_tms\_train.py -f ../ sample.test -R ../ result/score.result -i 1,2

-D ../model/dic.key -M ../model/tms.model -r 0,1,2

其含义为对sample.test 中的第1,2列(列从0开始，1,2要融合在一起)进行预测，结果放在score.result文件中，其中第一列为分数，其余列为指定的第0，1,2列。指定词典以及训练好的模型。

1. **输入格式**
2. **结果**

**参数说明**：

*-p，--path，模型保存的路径，默认情况下为”../”*

*-e, --threshold 。LSA模型选取top n阈值。默认情况下为1.0*

*-K,--K 。选取的前k个特征根。*

*-f,--for\_lsa\_train 。SVM模型预测训练文本，并构造适合LSA模型的训练文本。默认为“for\_lsa.train”*

*-t,--train\_name；LSA模型做出的SVM训练文本格式,默认为“lsa.train”*

*-m,--model\_name；LSA模型的名称.默认为“lsa.model”*

*-A,--tms\_param；即SVM训练的参数，完全兼容libtms，输入的格式为 –A “-s 0 –c 1.0 –g 0.25” 。为了避免和现在的参数相混淆，所以要加上双引号。默认为“-s 0 –c 1.0 –g 0.25”*

*-a, --param\_name,指定生成的分类模型的名称，默认为tms.param*

## LSA模型预测程序

1. **说明**

此函数为文本LSA模型**预测**程序，给定测试文本及设置相应参数，即可为样本进行预测。

1. **调用示例：**

*usage:%prog [options] filename dic\_path model\_path sa\_path lsa\_model\_path*

完整形式：

**Python lsa\_predict\_py -i 6 -r 0 -R** **im\_lsa\_20.result lsa.test im.key im.model lsa lsa.model**

其含义为对**lsa.test** 中的第6列(列从0开始)进行预测，结果放在**im\_lsa\_20.result**文件中，并将原文件的第0列和结果一起输出。其中词典为im.key，SVM模型为im.model，LSA 矩阵前缀为lsa，LSA模型为lsa.model。

1. **输入格式**

没有特定的输入格式。具体需要预测的内容可以通过 –i 指定。

1. **结果**

预测的结果会写入到指定的文件中。其中第0列为SVM模型预测的分数，第1列为LSA模型预测分数。其余列为指定的需要同结果一同输出的内容。

1. **参数说明**：

*-i，--indexes,输入文本中训练的模型的部分（从0开始编号），默认为1，输入时可用 –i 1,2,3 表示使用第1,2,3作为训练的内容*

*-r，----result\_indexes。指定与预测分数一块输出的文本的指标项，其中预测分数放在第一列，其余的依次排列。默认为1，调用方式为 –r 1,2,3*

*-R,--result\_save 。结果保存的路径及文件名称。*

# 一些有用的工具

## 选择子集 subset.py

1. 说明

此函数为从大数据集总选择较小的子集。

1. 调用示例：

Usage: %s [options] dataset number [output1] [output2]

python subset.py –s 0 data.txt 3000 output1.txt output2.txt

即从data.txt中选择3000个样本，并将选择的子集输出到output1.txt，其余的部分输出到output2.txt中。其中参数-s 如果为0，则子集选择为分层抽样，即子集仍然会保持原数据集中各个类的比例。如果-s 为1，则从源数据集中随机选择，不会考虑各个类的比例。

1. 输入格式
2. 如果设置-s 0则，需要以下输入格式：

第一列为类别，如果为**binary**分类。最好Positive为1，Negative为-1。如果为**多**分类，正常样本为-1，其余的类可以选择1,2,3,4……

其余列为内容，可以有多列内容。

1. 如果设置-s 1,则输入格式没有限制
2. 结果

选择的子集输出到output1.txt，其余的部分输出到output2.txt中

1. 参数说明：

-s 子集选择的方法，默认为0

0 – 分层抽样

1 – 随机选择

output1 : 子集的输出(optional)

output2 : 剩余部分的输出 (optional)

## SVM参数选择 grid.py

1. 说明

此函数为从为SVM模型搜索最优的参数(c,g)。

1. 调用示例：

Usage: grid.py [-log2c begin,end,step] [-log2g begin,end,step] [-v fold]

[-tmstrain pathname] [-gnuplot pathname] [-out pathname] [-png pathname]

[additional parameters for tms-train] dataset

示例：python grid.py –log2c -5,15,2 –log2g -3,13,2 –v 5 tms.train

即对tms.train进行参数搜索，c从-5到15，步长为2，g从-3到13，步长为2。其中tms.train是libtms特定的输入格式：

<label> <index1>:<value1> <index2>:<value2> ...

<label>为类标签。<index1>整数，必须要按升序排列。可以通过调用[OLE\_LINK19](#OLE_LINK19) 来生成相应的输入格式。

1. 输入格式

<label> <index1>:<value1> <index2>:<value2> ...

.

.

<label>为一个整数值，代表着类标签。<index>:<value>指定对应特征上的值。<index>是从1开始的整数值，必须保持升序。如果第i个特征上的值为0，则可以省略不写。

1. 结果

该程序产生的结果文件较多，多为一些中间结果，最优的c与g可以在控制台查看。

1. 参数说明：

-log2c begin,end,step 设置参数c搜索的范围及步长

-log2g begin,end,step设置参数g搜索的范围及步长

-v fold 设置交叉验证的folds，默认情况下为5

-tmstrain pathname 设置tms-train程序的路径,默认为当前路径

-gnuplot pathname设置gnuplot程序的路径，默认为/usr/bin/gnuplot

1. Note

对于大数据集(样本>5000)，一般要进行两步：先选取子集[选择子集 subset.py](#_选择子集_subset.py)然后进行粗粒度搜索，再对全数据集进行细粒度搜索。

粗粒度搜索是指在一个较大的范围内加大步长。细粒度搜索是指在进行粗粒度搜索后，得到最优的c,g，然后在这个值周围选取局部区域，调小步长，再进行搜索。即可得到最优的参数

## 结果分析程序

Result\_anlaysis.py

如果需要对模型的参数进行调整，则需要对模型预测的指标进行计算。该模块主要读出程序的结果，然后计算相应的F值、召回率、正确率，以及做一些统计分析，并能根据相应的指标选择最优的阈值。

1. **说明**

可以对分类的结果进行统计分析。包括分类准确率、F值、召回率、准确率、宏观分类准确率、微观分类准确率、设定阈值的F值、召回率、准确率。

1. **调用示例：**

*usage:%prog [options] filename*

完整形式：

1. **输入格式**

没有特定的输入格式。具体需要预测的内容可以通过 –i 指定。

1. **结果**

预测的结果会写入到指定的文件中。其中第0列为SVM模型预测的分数，第1列为LSA模型预测分数。其余列为指定的需要同结果一同输出的内容。

1. **参数说明**：

默认情况下将会对分类准确率、F值、召回率、

*-s ，--step 。选择的步骤：*

*1为多分类以及二分类的微观分类准确率，宏观分类准确率，所有类的分类准确率。如果二分类中得到的结果是预测的类标签，也可以用该函数计算。*

*2为多分类以及二分类中各个类别的F值、召回率、准确率。*

*3为计算多分类以及二分类中对指定的类别，对特定阈值下的F值、召回率、准确率。*

*4为多分类以及二分类中计算所有类别的在阈值区间中的每个阈值每个类别的F值、召回率、准确率，旨在为用户分析出每个类别最好的阈值。*

*-i，--indexes 。输入的数据文件字段。默认情况下位[0,1,2]，即第0列为类标签，第1列为预测分数，第2列为实际的类标签。*

*-p,--predicted\_index 。**指定预测类标签字段的位置，默认为第0列*

*-v,--predicted\_value 。指定预测分数字段的位置，默认为第1列*

*-t","--true\_index。指定实际类标签字段的位置，默认为第2列*

*-e","--threshold"。在-s 3时设定的阈值.设定阈值，计算在该阈值下的指定类别的F值、召回率、准确率。默认情况下为0*

*-l","--label"。在-s 3时设定的类别.设定需要的计算的类别，计算类别下在设定阈值下的F值、召回率、准确率。默认情况下为1*

*-o","—output，指定分析结果输出位置，默认为标准屏幕输出*

*-m","—min，设定阈值的最小范围，在-s 4时，指定搜索阈值的最小范围*

*-M","—max，设定阈值的最大范围，在-s 4时，指定搜索阈值的最小范围*

*通常搜索会在[min,max）下取步长0.1进行搜索*

# 技术细节

TSC：基于libtms的文本挖掘系统 TML：Text Mining System based on Libtms

特征选择使用的Chi方法，因为在参考文献的结果，Chi的方法时最好的。

term/feature weight 默认使用的是TF,另外还可以选择TF\*IDF,TF\*Chi等方法。根据参考文献的，TF是最便捷、有效的特征权重，而文献中常用的TF\*TDF反而会降低分类的效果。

Libsvm 3.0

Liblinear 1.8

Numpy 1.6.1

Scipy 0.9

# 源码剖析

请原谅作者在有些地方没有按照OOP思想设计程序，函数式的流程仅仅是为了能过更好的表达流程，并尽可能的做到函数的复用。

## Result\_analysis

### 递归保存结果dict

结果分析总共有4个不同的过程，这4个过程产生的结果统一用dict()进行存储，这样就产生一个问题：当写入文件时，对不同层次的dict该怎么处理，比如{1:2,2:3} 和{1:{0.1:1},2:{2:{2:3}}}和{1:{0.1:[1,2,3]},2:{0.2:2}} 这种不同深度且存储类型不一应该怎么才能以规范的形式写入到文件中呢？

OK，我们考虑使用递归来实现。

|  |  |
| --- | --- |
| 递归将不同层次的词典以规范的形式写入到文件 | |
| 1 | def **save\_result**(f,rate\_dic,count=0): |
| 2 | if type(rate\_dic)==types.DictType: |
| 3 | f.write(*"\t"*) |
| 4 | temp=count |
| 5 | for key in sorted(rate\_dic.keys()): |
| 6 | f.write(*"\n"*) |
| 7 | f.write(*"\t"*\*temp+str(key)) |
| 8 | count=temp |
| 9 | count+=1 |
| 10 | save\_result(f,rate\_dic[key],count) |
| 11 | else: |
| 12 | if type(rate\_dic) in(types.ListType,types.TupleType): |
| 13 | f.write(*"\t"*\*count) |
| 14 | for value in rate\_dic: |
| 15 | f.write(str(value)+*"\t"*) |
| 16 | else: |
| 17 | f.write(*"\t"*\*count) |
| 18 | f.write(str(rate\_dic)+*"\t"*) |

让我们来分析一下这段程序：

如果现在的rate\_dic变量类型为词典，就会对遍历所有的key,并将该key对应的value赋予rate\_dic再次进行递归调用保存函数。直到rate\_dic不是词典类型。第12、16行所示，对于不同的元素类型类型，以不同的方式写入。

如果仅仅是解析词典，将里面的元素写入文件很简单，但是如果要根据词典的层次输出缩进的个数就必须要由技巧了。

该函数还有另外一个参数count，其作用就是记录当前的深度，以便输出相应的缩进。而为了保证同一层次上的元素缩进相同就要记录当前的深度，第4行非常关键。他可以保证所有的同一层次上的key都有相同的缩进。第9行就负责将深度加1。而函数又使用了默认参数count=0,就意味着调用者可以不用管初始的缩进。

### 对特定类别计算指定阈值下的各种指标

|  |  |
| --- | --- |
| 对特定类别计算指定阈值下的F值、Recall、Precision | |
| 1 | def **cal\_f\_by\_threshold**(true\_lab,pre\_lab,pre\_value,label,threshold): |
| 2 | true\_sum , pre\_sum , right\_sum =0.0,0.0,0.0 |
| 3 | f\_sc,recall,precision=0.0,0.0,0.0 |
| 4 | rate = dict() |
| 5 | for j in range(len(true\_lab)): |
| 6 | if true\_lab[j]==label: |
| 7 | true\_sum+=1.0 |
| 8 | if pre\_lab[j]==label and pre\_value[j]>=threshold: |
| 9 | right\_sum+=1.0 |
| 10 | if pre\_lab[j]==label and pre\_value[j]>=threshold: |
| 11 | pre\_sum+=1.0 |
| 12 | recall = right\_sum/true\_sum |
| 13 | if pre\_sum!=0: |
| 14 | precision=right\_sum/pre\_sum |
| 15 | if recall+precision!=0: |
| 16 | f\_sc = 2\*recall\*precision/(recall+precision) |
| 17 | rate[label]=[f\_sc,recall,precision] |
| 18 | return rate |

该程序是十分简单的，只要是知道各个指标的计算公式就好了。



F = 2 \cdot \frac{\mathrm{precision} \cdot \mathrm{recall}}{\mathrm{precision} + \mathrm{recall}}\text{Precision}=\frac{tp}{tp+fp} \, \text{Recall}=\frac{tp}{tp+fn} \, 

另一个值得注意的是，程序返回的结果仍然是dict形式，主要是为了结果的统一便于接收以及保存。

# 数据集

数据集中选用的搜狗语料库。所有文本

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类别 | 类别名称 | 数量 |
| 8.00 | 财经 | 1990 |
| 10.00 | IT | 1990 |
| 13.00 | 健康 | 1990 |
| 14.00 | 体育 | 1990 |
| 16.00 | 旅游 | 1990 |
| 20.00 | 教育 | 1990 |
| 22.00 | 招聘 | 1990 |
| 23.00 | 文化 | 1990 |
| 24.00 | 军事 | 1990 |

# 关于我