目录 20190401

基础知识篇

1. 分类技术

1.1 基本算法

1.1.1 朴素贝叶斯算法

1.1.1.1 基本原理

朴素贝叶斯法利用贝叶斯定理首先求出联合概率分布，再求出条件概率分布。这里的朴素是指在计算似然估计时假定了条件独立。基本原理可以用下面的公式给出：

$$\mathrm{P(Y|X)} = \frac{P(Y)P(X|Y)}{P(X)}$$

$$\mathrm{P(X|Y)} = \mathrm{P}(X_1, X_2, \dots, X_n|Y) = P(X_1|Y)P(X_2|Y)\dots P(X_n|Y)$$

其中，$\mathrm{P(Y|X)}$叫做后验概率，$P(Y)$叫做先验概率，$P(X|Y)$叫做似然概率，$P(X)$叫做证据。

1.1.1.2 多项式 NB

在文本相关的分类预测中，常见的朴素贝叶斯形式有多项式朴素贝叶斯和下面将要提到的贝努利朴素贝叶斯。多项式朴素贝叶斯的公式为：

- 训练阶段
  - 先验概率

$$\mathrm{P(C=c)} = \frac{\textit{属于类c的文档数}}{\textit{训练集文档总数}}$$

  - 条件概率

$$\mathrm{P}(w_i|\mathrm{c}) = \frac{\textit{词}w_i\textit{在属于类c的所有文档中出现次数}}{\textit{属于类c的所有文档中的词语总数}}$$

  注：
  （1） 条件概率$\mathrm{P}(w_i|\mathrm{c})$表示的是词$w_i$在类别 c 中的权重。
  （2） 条件概率$\mathrm{P}(w_i|\mathrm{c})$的计算引入了位置独立性假设。也就是说在 c 类任意一篇文档内不同位置的词的条件概率是相等的。
  （3） 上边两种概率值的计算都是利用的最大似然估计。它实际算出的是相对频率值，这些值能使训练数据的出现概率最大。
  - 拉普拉斯平滑（加 1 平滑）

$$\mathrm{P}(w_i|\mathrm{c}) = \frac{\textit{词}w\textit{在属于类c的所有文档中出现次数}+1}{\textit{属于类c的所有文档中的词语总数}+\textbf{\textit{词汇表中词语总数}}}$$

  加 1 平滑可以认为是采用均匀分布作为先验分布，即每个词项在每个类别中出现一次，然后根据训练数据对得到的结果进行更新。也就是说未登陆词的估计值为 1/词汇表长度。
- 预测阶段

$$\arg\max_{c\in C} P(c|w_1, w_2, \dots, w_n)$$
$$= \arg\max_{c\in C}[P(c)P(w_1, w_2, \dots, w_n|c)]$$
$$= \arg\max_{c\in C}[P(c)P(w_1|c)\,P(w_2|c)\dots P(w_n|c)]$$
$$= \arg\max_{c\in C}[logP(c) + logP(w_1|c) + \dots + logP(w_n|c)]$$

  由计算式可以看出，预测阶段需要求和的项数为被预测文本所含词语个数+1

例：

	文档 ID	文档词列表	是否属于 China 类
训练集	1	Chinese Beijing Chinese	Yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	Yes
	3	Chinese Macao	Yes
	4	Tokyo Japan Chinese	No
测试集	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

训练：

先验概率 P(c=China)=3/4=0.75，P(c!=China)=1/4=0.25

类别 c=China 文档集词列表，词语总数 8

Chinese Beijing Chinese Chinese Chinese Shanghai Chinese Macao

类别 c!=China 文档集词列表，词语总数 3

Tokyo Japan Chinese

条件概率

词语序号	词语	$P(w_i\|c = China)$	$P(w_i\|c! = China)$
1	Chinese	(5+1)/(8+6)=0.429	(1+1)/(3+6)=0.222
2	Beijing	(1+1)/(8+6)=0.143	(0+1)/(3+6)=0.111
3	Shanghai	(1+1)/(8+6)=0.143	(0+1)/(3+6)=0.111
4	Macao	(1+1)/(8+6)=0.143	(0+1)/(3+6)=0.111
5	Tokyo	(0+1)/(8+6)=0.071	(1+1)/(3+6)=0.222
6	Japan	(0+1)/(8+6)=0.071	(1+1)/(3+6)=0.222

显然，训练阶段需要估计的参数个数为 词汇表长度*类别数量=6*2=12。

预测：

待预测文档词语列表

Chinese Chinese Chinese Tokyo Japn

P(c=China| Chinese Chinese Chinese Tokyo Japn)=

P(c=China)*P(Chinese|c=China)*P(Chinese|c=China)*P(Chinese|c=China)*P(Tokyo|c=China)*P(Japan|c=China)=0.75*0.429*0.429*0.429*0.071*0.071=0.000299

P(c!=China| Chinese Chinese Chinese Tokyo Japn)=

P(c!=China)*P(Chinese|c!=China)*P(Chinese|c!=China)*P(Chinese|c!=China)*P(Tokyo|c!=China)*P(Japan|c!=China)=0.25*0.222*0.222*0.222*0.222*0.222=0.000135

因为 P(c=China| Chinese Chinese Chinese Tokyo Japn)> P(c!=China| Chinese Chinese Chinese Tokyo Japn)模型认为待预测文档属于 c=China 类。

sklearn 演示

由于这里我们预测的类别只有 2 个，所以按照线性分类来说只需要 1 个分类器，因此系数矩阵是 1 行的，也就是 coef_属性是 1 行的矩阵。但我们猜测内部还是一个有两行的矩阵，否则无法计算属于另一个类别的概率值。这里我们利用 sklearn 训练得到的模型的系数矩阵演示计算 p(c=Japan)的过程。

首先定义数据集

```
# 训练集
texts = ['Chinese Beijing Chinese',
         'Chinese Chinese Shanghai',
         'Chinese Macao',
         'Tokyo Japan Chinese']
# 各文本对应类别-1 为 China 类，1 为 Japan 类
y = [-1, -1, -1, 1]
# 测试集
test = ['Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan']
```


接着我们进行文本表示

```
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
tf = CountVectorizer()
X = tf.fit_transform(texts)
```

之后我们实例化并训练多项式朴素贝叶斯

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
m = MultinomialNB(fit_prior=True)
m.fit(X, y)
```

查看训练得到的截距 intercept 以及多项式系数 coef_，以及各系数对应的特征词

```
tf.get_feature_names()返回
['beijing', 'chinese', 'japan', 'macao', 'shanghai', 'tokyo']
m.intercept_ = -1.38629436
m.coef_ = [-2.19722458, -1.5040774 , -1.5040774 , -2.19722458, -2.19722458,-1.5040774 ]
```

说明一下截距和系数的计算过程，也就是训练过程

p(c=Japan) = ln(1/4) = -1.3862943611198906

词语	$P(w_i\|c = Japan)$
Chinese	ln((1+1)/(3+6))= -1.5040773967762742
Beijing	ln((0+1)/(3+6))=-2.1972245773362196
Shanghai	ln((0+1)/(3+6))= -2.1972245773362196
Macao	ln((0+1)/(3+6))= -2.1972245773362196
Tokyo	ln((1+1)/(3+6))= -1.5040773967762742
Japan	ln((1+1)/(3+6))= -1.5040773967762742

表示测试集

```
X_test = tf.transform(test)
对应的矩阵为
[0 3 1 0 0 1]
```

预测的计算过程

prob_log = b + w*x

```
In [18]: b
Out[18]: -1.38629436
In [19]: w
Out[19]:
array([-2.19722458, -1.5040774 , -1.5040774 , -2.19722458, -2.19722458, -1.5040774 ])
In [20]: x
Out[20]: array([0, 3, 1, 0, 0, 1])
In [21]: b + np.dot(w,x)
Out[21]: -8.90668136
```

至此，就是 sklearn 中对多项式朴素贝叶斯的实现过程，可以对比一下前边的计算方法，只是所有概率值都取自然对数 ln，所有概率相乘都变成取对数相加，会发现两种计算的过程是一致的。总结到这里，我们其实已经能够看出，sklearn 中的多项式朴素贝叶斯就是针对文本分类而设计的，如果我们要应用多项式朴素贝叶斯到其他领域需要好好设计输入数据的向量化，否则计算过程就跟朴素贝叶斯的原理不一致了。还需要注意的是，sklearn 为了使预测的两个类别的概率之和等于 1，引入了规范化过程。

sklearn 增加的规范化过程（使预测到两个类别的概率和为 1）

```
In [1]: import numpy as np
In [2]: jll = np.array([np.log(0.000299), np.log(0.000135)])
In [3]: jll
Out[3]: array([-8.11506698, -8.91023578])
In [4]: log_prob_x = np.log(sum(np.exp(jll)))
In [5]: log_prob_x
Out[5]: -7.742466023863869
In [6]: log_proba = jll - np.atleast_2d(log_prob_x)
In [7]: log_proba
Out[7]: array([[-0.37260096, -1.16776976]])
In [8]: proba = np.exp(log_proba)
In [9]: proba
Out[9]: array([[0.68894009, 0.31105991]])
```

1.1.1.3 贝努利 NB

- 训练阶段
  - 先验概率

$$P(C=c)=\frac{属于类c的文档数}{训练集文档总数}$$

  - 条件参数

$$P(w_i|c)=\frac{包含词w_i且属于类c的所有文档数}{属于类c的所有文档总数}$$

  - 拉普拉斯平滑（加 1 平滑）

$$P(w_i|c)=\frac{包含词w_i且属于类c的所有文档数+1}{属于类c的所有文档总数+\boldsymbol{类别总数}}$$

未登录词的估计值为 1/类别总数。

- 预测阶段

$$\arg\max_{c\in C} P(c|w_1,w_2,\dots,w_n,\overline{w_{n+1}},\overline{w_{n+2}},\dots,\overline{w_{|V|}})$$
$$=\arg\max_{c\in C}\left[P(c)P\left(w_1,w_2,\dots,w_n,\overline{w_{n+1}},\overline{w_{n+2}},\dots,\overline{w_{|V|}}|c\right)\right]$$
$$=\arg\max_{c\in C}[P(c)P(w_1|c)\,P(w_2|c)\dots P(w_n|c)P(\overline{w_{n+1}}|c)P(\overline{w_{n+2}}|c)\dots P(\overline{w_{|V|}}|c)]$$
$$=\arg\max_{c\in C}[P(c)P(w_1|c)\,P(w_2|c)\dots P(w_n|c)(1-P(w_{n+1}|c))(1-P(w_{n+2}|c))\dots(1-P(w_{|V|}|c))]$$
$$=\arg\max_{c\in C}\left[logP(c)+logP(w_1|c)+\dots+logP(w_n|c)+\left(\mathbf{1}-\boldsymbol{logP}(\boldsymbol{w_{n+1}}|c)\right)+\left(\mathbf{1}-\boldsymbol{logP}(\boldsymbol{w_{n+1}}|c)\right)+\dots+\left(\mathbf{1}-\boldsymbol{logP}(\boldsymbol{w_{|V|}}|c)\right)\right]$$

预测阶段需要的求和项数为 词汇表长度**+1**

例：

	文档 ID	文档词列表	是否属于 China 类
训练集	1	Chinese Beijing Chinese	Yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	Yes
	3	Chinese Macao	Yes
	4	Tokyo Japan Chinese	No
测试集	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

训练：

先验概率 P(c=China)=3/4=0.75，P(c!=China)=1/4=0.25

条件概率

词语序号	词语	c=China 包含w_i的文档数	c!=China 包含w_i的文档数	$P(w_i\|c=China)$	$P(w_i\|c!=China)$
1	Chinese	3	1	(3+1)/(3+2)=0.8	(1+1)/(1+2)=0.667
2	Beijing	1	0	(1+1)/(3+2)=0.4	(0+1)/(1+2)=0.333
3	Shanghai	1	0	(1+1)/(3+2)=0.4	(0+1)/(1+2)=0.333
4	Macao	1	0	(1+1)/(3+2)=0.4	(0+1)/(1+2)=0.333
5	Tokyo	0	1	(0+1)/(3+2)=0.2	(1+1)/(1+2)=0.667
6	Japan	0	1	(0+1)/(3+2)=0.2	(1+1)/(1+2)=0.667

显然，训练阶段需要估计的参数个数为 词汇表长度*类别数量=6*2=12。

预测：

待预测文档词语集合

Chinese Tokyo Japn

P(c=China| Chinese Tokyo Japan)=

P(c=China)*P(Chinese|c=China)*P(Tokyo|c=China)*P(Japan|c=China)*(1-P(Beijing|c=China))+(1-P(Shanghai|c=China))*(1-P(Macao|c=China))=0.75*0.8*0.2*0.2*(1-0.4)*(1-0.4)*(1-0.4)=0.005

P(c!=China|Chinese Tokyo Japan)=

P(c!=China)*P(Chinese|c!=China)*P(Tokyo|c!=China)*P(Japan|c!=China)*(1-P(Beijing|c!=China))*(1-P(Shanghai|c!=China))*(1-P(Macao|c!=China))=0.25*0.667*0.667*0.667*(1-0.333)*(1-0.333)*(1-0.333)=0.022

模型认为待预测文档属于 c!=China 类

注：

（1） 当对长文档进行预测时，采用贝努利模型往往会因为某个词比如 China 在文档中出现一次而将整篇文档归于 China 类。

（2） 词典中没有在被预测文档中出现的的词，对于多项式模型的预测没有影响，但是对于贝努利模型有影响，因为它的预测公式中考虑了这样的词发生的可能性。从预测计算过程可以看出，模型对于属于某类但未在待预测文本中出现的词给予了惩罚。

验证一下 sklearn 的实现结果

```
# 训练集
texts = ['Chinese Beijing Chinese',
         'Chinese Chinese Shanghai',
         'Chinese Macao',
         'Tokyo Japan Chinese']
# 各文本对应类别-1 为 China 类，1 为 Japan 类
y = [-1, -1, -1, 1]
# 测试集
test = ['Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan']
# 文本表示
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
tf = CountVectorizer(binary=True)
X = tf.fit_transform(texts)
X_test = tf.transform(test)
# 训练
from sklearn.naive_bayes import BernoulliNB
m = BernoulliNB(fit_prior=True)
m.fit(X, y)
# 预测
print(m.classes_)
print(m.predict_proba(X_test))
print(m.predict_log_proba(X_test))
# 输出结果
[-1  1]
[[0.19106679 0.80893321]]
[[-1.65513223 -0.21203892]]
```

这里依然进行了规范化，我们将前边示例的结果按照规范化过程计算一遍

```
In [20]: jll = np.array([np.log(0.005), np.log(0.022)])
In [21]: jll
Out[21]: array([-5.29831737, -3.81671283])
In [22]: log_prob_x = np.log(sum(np.exp(jll)))
In [23]: log_prob_x
Out[23]: -3.611918412977808
In [24]: log_proba = jll - np.atleast_2d(log_prob_x)
In [25]: log_proba
Out[25]: array([[-1.68639895, -0.20479441]])
In [26]: proba = np.exp(log_proba)
In [27]: proba
Out[27]: array([[0.18518519, 0.81481481]])
```

与我们在示例中计算的结果是一致的

1.1.1.4 模型比较

	多项式模型	贝努利模型
事件模型	词条生成模型	文档生成模型
随机变量	$\mathrm{X}=\mathrm{t}$，当且仅当 t 出现在给定位置	$U_t=1$，当且仅当 t 出现在文档中
文档表示	$\mathrm{d}=<t_1,,t_k,\ldots,t_{nd}>, t_k \in V$	$\mathrm{d}=<e_1,,e_i,\ldots,e_M>, e_i \in \{0,1\}$
参数估计	$\hat{P}(X=t\|c)$	$\hat{P}(U_i=e\|c)$
决策规则：最大化	$\hat{P}(c)\prod_{1\le k\le n_d}\hat{P}(X=t_k\|c)$	$\hat{P}(c)\prod_{t_i\in V}\hat{P}(U_i=e_i\|c)$
词项多次出现	考虑	不考虑
文档长度	能处理更长文档	最好处理短文档
特征数目	能够处理更多特征	特征数目较少效果更好
训练需要估计的参数个数	|V|*类别数量	|V|*类别数量
预测需要求和的项数	被预测文档所含词语数+1	词汇表长度+1

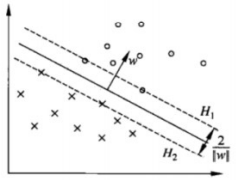
NB 算法适用于下边描述的场景（1）数量大（2）对概念漂移的鲁棒性有一定要求（3）不值得为提高一点准确率而引入更繁琐策略。

1.1.2 Linear SVC

基于支持向量机的分类方法主要用于解决**二元模式**分类问题。SVM 的基本思想是在向量空间中找到一个决策平面，这个平面能“最好”地分割两个类别中的数据点。支持向量机分类法就是要在训练集中找到具有**最大类间隔**的决策平面。这也是它与感知机的区别。

由于支持向量机算法是基于两类模式识别问题的，因而，对于多类模式识别问题通常需要建立多个两类分类器。与先行判别函数一样，它的结果强烈地依赖于已知模式样本集的构造，当样本容量不大时，这种依赖性尤其明显。此外，将分界面定在最大类间隔的中间，对于许多情况来说也不是最优的。对于线性不可分问题也可以采用类似于广义线性判别函数的方法，通过事先选择好的非线性映射将输入模式向量映射到一个高维空间，然后在这个高维空间中构造最优分类超平面。

1.1.2.1 术语



间隔边界：图中虚线H_1，H_2
支持向量：间隔边界上的实例点
分离超平面：两条间隔边界的对称轴
间隔：两个间隔边界之间的距离
线性可分：存在超平面可以将两类样本分开（用数学式子描述就是支持向量机凸优化问题的约束条件）
上边的术语在平面上的数学描述为：
H_1的直线方程为：$\mathrm{wx}+\mathrm{b}=1$，令$\mathrm{w}=(\mathrm{A},\mathrm{B})$，$C_1=b-1$，$\mathrm{x}=(\mathrm{x},\mathrm{y})$，则直线方程为$\mathrm{Ax}+\mathrm{By}+C_1=0$
H_2的直线方程为：$\mathrm{wx}+\mathrm{b}=-1$，令$\mathrm{w}=(\mathrm{A},\mathrm{B})$，$C_2=b+1$，$\mathrm{x}=(\mathrm{x},\mathrm{y})$，则直线方程为$\mathrm{Ax}+\mathrm{By}+C_2=0$
超平面（间隔边界）的直线方程为：$\mathrm{wx}+\mathrm{b}=0$
间隔（距离）的计算：$\mathrm{d}=\frac{|C_1-C_2|}{\sqrt{A^2+B^2}}=\frac{2}{\|w\|}$
注：上边的直线方程中的 y，都是实例的第 2 个维度坐标，并非类别标记。

1.1.2.2 核心思想

核心思想是寻找一个超平面，使得两类实例点位于该超平面的两侧。由于这样的超平面不唯一，考虑到模型的鲁棒性，认为超平面应当使得所有实例点到超平面的距离最大。

如果超平面$\mathrm{wx}+\mathrm{b}=0$是间隔边界，则所有实例$(\mathbf{x_i},y_i)$应该满足不等式$y_i(\mathrm{w}\mathbf{x}+\mathrm{b})-1\ge 0$，此不等式就是约束条件。距离最大就是目标函数$\max_{w,b}\frac{2}{\|w\|}$，它等价于$\min_{w,b}\frac{\|w\|^2}{2}$。

1.1.2.3 线性可分支持向量机与线性支持向量机

	线性可分支持向量机	线性支持向量机
原始问题	$\min_{w,b}\frac{\|w\|^2}{2}$ s.t. $y_i(wx_i+b)\geq 1, i=1,2,\dots,N$	$\min_{w,b}\frac{\|w\|^2}{2}+C\sum_{i=1}^{N}\xi_i$ s.t. $y_i(wx_i+b)\geq 1-\xi_i, i=1,2,\dots,N$ $\xi_i\geq 0, i=1,2,\dots,N$ 训练过程就是在最小化ξ_i，因为ξ_i表示的是对分隔边界移动的距离。之所以移动分隔边界就是使误分类点尽量少。 C 值叫做惩罚系数，C 值小，对误分点容忍度高，但损失精度；C 值大，对误分点容忍度低，但容易过拟合。
对偶问题	$\min_{\alpha}\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\alpha_i\alpha_j y_i y_j(x_i\cdot x_j)-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i$ s.t. $\sum_{i=1}^{N}\alpha_i y_i=0, \alpha_i\geq 0$	$\min_{\alpha}\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\alpha_i\alpha_j y_i y_j(x_i\cdot x_j)-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i$ s.t. $\sum_{i=1}^{N}\alpha_i y_i=0, \alpha_i\geq 0$ $0\leq\alpha_i\leq C, i=1,2,\dots,N$
对偶问题解表示原始问题解	$w^*=\sum_{i=1}^{N}\alpha_i^* y_i x_i$ $b^*=y_j-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i^* y_i(x_i\cdot x_j)$，其中 j 是满足$\alpha_j^*>0$的下标	$w^*=\sum_{i=1}^{N}\alpha_i^* y_i x_i$ $b^*=y_j-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i^* y_i(x_i\cdot x_j)$，其中 j 是满足$0<\alpha_j^*<C$的下标
决策函数	sign(wx + b)	sign(wx + b)

例：原始问题求解

已知一个训练数据集，其正实例点是 x1=(3,3),x2=(4,3)，负实例点是 x3=(1,1)，试求其最大间隔分离超平面。

解：按照原始问题，根据训练数据集构造约束最优化问题。

$$\min_{w,b}\frac{1}{2}(w_1^2+w_2^2)$$
$$s.t.\ 3w_1+3w_2+b\geq 1$$
$$4w_1+3w_2+b\geq 1$$
$$-w_1-w_2-b\geq 1$$

显然这样的求解过程难以用机器实现，但可以将它转化为损失函数形式进行求解。

求得此最优化问题的解$w_1=w_2=\frac{1}{2}$，$b=-2$。于是最大间隔分离超平面为$\frac{1}{2}x^{(1)}+\frac{1}{2}x^{(2)}-2=0$。其中，x1=(3,3)与 x3=(1,1)为支持向量。支持向量是间隔边界上的实例点，间隔边界的方程为 wx+b=1 以及 wx+b=-1，凡是这两个方程的解都是支持向量。

例：对偶问题求解

已知一个训练数据集，其正实例点是 x1=(3,3), x2=(4,3)，负实例点是 x3=(1,1)，用对偶问题求其最大间隔分离超平面。

解：按对偶问题，根据训练数据集构造约束最优化问题。

$$\min_{\alpha}\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\alpha_i\alpha_j y_i y_j(x_i\cdot x_j)-\sum_{i=1}^{N}\alpha_i$$
$$=\frac{1}{2}(18\alpha_1^2+25\alpha_2^2+2\alpha_3^2+42\alpha_1\alpha_2-12\alpha_1\alpha_3-14\alpha_2\alpha_3)-\alpha_1-\alpha_2-\alpha_3$$
$$s.t.\ \alpha_1+\alpha_2-\alpha_3=0$$
$$\alpha_i\geq 0, i=1,2,3$$

对偶问题可用 SMO 算法求解

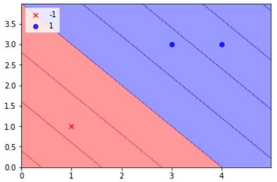
对偶形式将 w,b 的求解转化成对 alpha 的求解，当训练样本数量<=特征词数量时，推荐使用对偶形式。

解这一最优化问题，将$\alpha_3=\alpha_1+\alpha_2$代入目标函数并记为$s(\alpha_1,\alpha_2)=4\alpha_1^2+\frac{13}{2}\alpha_2^2+10\alpha_1\alpha_1-2\alpha_1-2\alpha_1$，对$\alpha_1$，$\alpha_2$求偏导数并令其为 0，解得极值点$\alpha_1=\frac{1}{4}$，$\alpha_2=0$，则$\alpha_3=\alpha_1+\alpha_2=\frac{1}{4}$。其中，$\alpha_1=\alpha_3=\frac{1}{4}>0$，对应的实例点即为支持向量。于是，$w_1^*+w_2^*=\frac{1}{2}, b=-2$。分离超平面为$\frac{1}{2}x^{(1)}+\frac{1}{2}x^{(2)}-2=0$。

sklearn 演示

```
# 带有 L2 罚项的合页损失对偶形式
# 定义训练数据
X = np.array([[3,3],[4,3],[1,1]])
y = np.array([1, 1, -1])
# Liblinear 使用正则化项 penalty 的求解
from sklearn.svm import LinearSVC
# 实例化模型，系数 coef_唯一在但截距 intercept_不唯一，可以通过 intercept_scaling 调节
clf = LinearSVC(random_state=0, fit_intercept=True, intercept_scaling=2,penalty='l2', loss='hinge', dual=True)
# 训练模型
clf.fit(X, y)
# 打印系数矩阵
print("w=", clf.coef_)
# 打印截距
print("b=", clf.intercept_)
w= [[0.49997052 0.49997052]]
b= [-1.99994104]
```

```
# 验证线性支持向量机对偶形式的约束最小化问题等价于带有 L2 罚项的合页损失无约束最小化问题。这里使用梯度下降法
learning_rate = 0.01
max_iter = 1000
C = 1
# 权值初始值
w = np.array([0, 0])
# 偏置初始值
b = 0
# 训练过程
iter_cnt = 0
for j in range(1, max_iter+1):
    # 计算误差向量
    ei_li = []
    for i in range(X.shape[0]):
        ei = 1 - y[i] * (np.dot(w, X[i, :]) + b)
        ei_li.append(ei)
    # 取出误差最大项
    max_e = max(ei_li)
    max_e_index = ei_li.index(max_e)
    # 最大误差项<=0 退出
    if max_e <= 0:
        break
    # 更新参数
    w = (1-learning_rate) * w + learning_rate * C * y[max_e_index] * X[max_e_index, :]
    b = b + learning_rate * C * y[max_e_index]
    iter_cnt += 1
print("iter ", iter_cnt)
print("w=", w)
print("b=", b)
iter  633
w= [0.50190251 0.50188436]
b= -2.010000000000001
```



这里 **liblinear 使用损失函数的形式求解最优化问题**，下边对原始形式与损失函数形式的对应关系进行说明，**原始形式等价于损失函数形式**的证明可以参考《统计学习方法》p114 页定理 7.4 的证明。原始形式为

$$\min_{w,b} \frac{\|w\|^2}{2} + C\sum_{i=1}^{N} \xi_i$$

$$\text{s.t. } y_i(wx_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1,2,\dots,N$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1,2,\dots,N$$

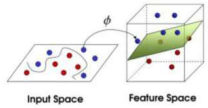
这个约束最小化问题等价于下边的无约束最小化问题

$$\min_{w,b} \frac{\|w\|^2}{2} + C\sum_{i=1}^{N} [1 - y_i(wx_i + b)]_+$$

这就是损失函数形式，其中第 1 项为 L2 正则化罚 penalty 项对应于原始问题的第 1 项，第 2 项为合页损失 hinge 项对应于原始问题的第 2 项。我们这个示例里初始化的是 **liblinear 中 L2 罚项、合页损失、对偶形式的线性支持向量机**。有关于**原始形式推导到对偶形式**可以参考《统计学习方法》p110 页 7.2.2 节“学习的对偶算法”。

1.1.2.4 非线性支持向量机

对于文本分类来说，一般情况下实例点都是线性可分的，也就是说即使采用非线性分类器，也不会使分类精度有明显提升。因此这里只是简单说明非线性支持向量机的原理。我们用一张非线性变换图来形象说明核函数的作用。



从图中可以看到原来的实例点在一个 2 维空间上，显然在这里只能使用一条曲线将两类实例点分离到曲线两侧。那么怎么才能用一个线性超平面将两类实例点分开呢？答案是使用非线性函数ϕ，将 2 维空间中的实例点映射到 3 维空间，也就是图中的 feature space，这时就可以在 3 维空间内找到一个平面，将两种实例分离到平面的两侧。需要说明的是，当把数据映射到高维空间后，每一个实例点都需要更多的数值来表示，这样在计算对偶公式中的内积时会使计算量增大，这是不能忍受的，怎样解决这个问题呢？根据 mercer 定理，针对某一种ϕ可以找到一个核函数 K，用这个核函数 K 在低维空间中计算出某两个实例的值，这个值刚好就是这两个实例在高维空间中的内积值，这样就可以避免在高维空间计算内积，从而减少了计算量。

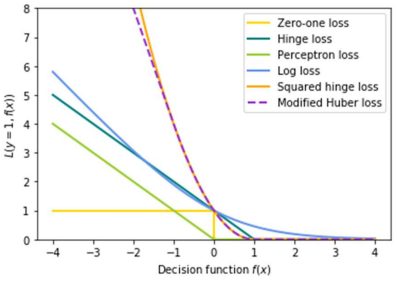
1.1.3 SGD 线性分类算法

梯度下降法按照计算训练误差时使用训练数据的方式分为以下三种：批量梯度下降法（Batch gradient descent, BGD），随机梯度下降法（Stochastic gradient descent, SGD），小批量梯度下降法（Mini-Batch gradient descent, MBGD）。

1. 批量梯度下降法。每次迭代使用所有的样本，这样做的好处是每次迭代都顾及了全部的样本，考虑的是全局最优化。需要注意的是这个名字并不确切，但是机器学习领域中都这样称。它的缺点是每次迭代都要计算训练集中所有样本的训练误差，当数据量很大时，这种方法效率不高。
2. 随机梯度下降法。每次迭代都随机从训练集中抽取出 1 个样本，在样本量极其大的情况下，可能不用抽取出所有样本，就可以获得一个损失值在可接受范围之内的模型了。**缺点是由于单个样本可能会带来噪声，导致并不是每次迭代都向着整体最优方向前进。**
3. 小批量梯度下降法。它介于批量梯度下降法与随机梯度下降法之间。每次迭代随机从训练集抽取一定数量的数据进行训练。

给定训练样本(x1, y1),…(xn, yn)，其中 xi 是 m 维的特征向量，yi 属于{-1,1}的 binary 值。我们的目标是求出决策函数 f(x)=sign(wx+b)，其中 w 是 R 维特征向量，b 是实数。求解模型参数 w,b 的通用方法是最小化正则化训练误差$E(w,b) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} L\left(y_i, f(x_i)\right) + \alpha R(w)$，其中 L 表示损失函数，度量模型的拟合程度。R 表示正则化项（aka 罚项），惩罚模型复杂度。alpha 为非负的超参。

不同的损失函数对应不同的分类器。



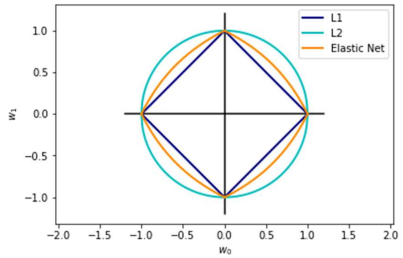

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def modified_huber_loss(y_true, y_pred):
    z = y_pred * y_true
    loss = -4 * z
    loss[z >= -1] = (1 - z[z >= -1]) ** 2
    loss[z >= 1.] = 0
    return loss

xmin, xmax = -4, 4
xx = np.linspace(xmin, xmax, 100)
lw = 2
plt.plot([xmin, 0, 0, xmax], [1, 1, 0, 0], color='gold',
lw=lw,
         label="Zero-one loss")
plt.plot(xx, np.where(xx < 1, 1 - xx, 0), color='teal', lw=lw,
         label="Hinge loss")
plt.plot(xx, -np.minimum(xx, 0), color='yellowgreen',
lw=lw,
         label="Perceptron loss")
plt.plot(xx, np.log2(1 + np.exp(-xx)),
color='cornflowerblue', lw=lw,
         label="Log loss")
plt.plot(xx, np.where(xx < 1, 1 - xx, 0) ** 2,
color='orange', lw=lw,
         label="Squared hinge loss")
plt.plot(xx, modified_huber_loss(xx, 1),
color='darkorchid', lw=lw,
         linestyle='--', label="Modified Huber loss")
plt.ylim((0, 8))
plt.legend(loc="upper right")
plt.xlabel(r"Decision function $f(x)$")
plt.ylabel("$L(y=1, f(x))$")
plt.show()
```

正则化项 R

L2 范数：$R(w) = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n} w_i^2$

L1 范数：$R(w) = \sum_{i=1}^{n} |w_i|$

Elaticnet：$R(w) = \frac{\rho}{2}\sum_{i=1}^{n} w_i^2 + (1-\rho)\sum_{i=1}^{n} |w_i|$，$\rho = 1 - l1\_ratio$




```
from __future__ import division
print(__doc__)

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def l1(xs):
    return np.array([np.sqrt((1 - np.sqrt(x ** 2.0)) ** 2.0)
for x in xs])

def l2(xs):
    return np.array([np.sqrt(1.0 - x ** 2.0) for x in xs])

def el(xs, z):
    return np.array([(2 - 2 * x - 2 * z + 4 * x * z -
                      (4 * z ** 2
                       - 8 * x * z ** 2
                       + 8 * x ** 2 * z ** 2
                       - 16 * x ** 2 * z ** 3
                       + 8 * x * z ** 3 + 4 * x ** 2 * z **
4) ** (1. / 2)
                      - 2 * x * z ** 2) / (2 - 4 * z) for x in
xs])

def cross(ext):
    plt.plot([-ext, ext], [0, 0], "k-")
    plt.plot([0, 0], [-ext, ext], "k-")

xs = np.linspace(0, 1, 100)

alpha = 0.501  # 0.5 division throuh zero

cross(1.2)

l1_color = "navy"
l2_color = "c"
elastic_net_color = "darkorange"
lw = 2

plt.plot(xs, l1(xs), color=l1_color, label="L1", lw=lw)
plt.plot(xs, -1.0 * l1(xs), color=l1_color, lw=lw)
plt.plot(-1 * xs, l1(xs), color=l1_color, lw=lw)
plt.plot(-1 * xs, -1.0 * l1(xs), color=l1_color, lw=lw)

plt.plot(xs, l2(xs), color=l2_color, label="L2", lw=lw)
plt.plot(xs, -1.0 * l2(xs), color=l2_color, lw=lw)
plt.plot(-1 * xs, l2(xs), color=l2_color, lw=lw)
plt.plot(-1 * xs, -1.0 * l2(xs), color=l2_color, lw=lw)

plt.plot(xs, el(xs, alpha), color=elastic_net_color,
label="Elastic Net", lw=lw)
plt.plot(xs, -1.0 * el(xs, alpha), color=elastic_net_color,
lw=lw)
plt.plot(-1 * xs, el(xs, alpha), color=elastic_net_color,
lw=lw)
plt.plot(-1 * xs, -1.0 * el(xs, alpha),
color=elastic_net_color, lw=lw)

plt.xlabel(r"$w_0$")
plt.ylabel(r"$w_1$")
plt.legend()

plt.axis("equal")
plt.show()
```

那么 LR 与线性 SVC 有什么区别呢？从损失函数讲 SVC 损失函数是$[1-z]_+$，LR 损失函数是$\log(1+e^{-z})$。两个损失函数的目的都是增加对分类影响较大的实例点的权重，减少与分类关系较小的实例点的权重。区别是 SVC 关注的是离决策面较近的实例点，LR 关注的是所有实例点，它通过非线性映射降低了离决策面较远点的权重，从而相对提升了离决策面较近点的权重。

1.2 多类目预测

根据类别之间是否互斥，可以将多类问题的分类细分为两类问题。第 1 类问题是多标签分类问题，它指的是一个文本可以同时属于多个类别，类别之间不是互斥的。第 2 类问题是单标签问题，它指的是一个文本最多只能属于 1 个类别，即多个类别之间是互斥的。

1.2.1 单标签分类步骤

处理单标签分类可以直接使用多分类模型，比如 k 近邻、朴素贝叶斯、决策树等。对于二类分类模型需要使用组合策略，算法描述如下：

（1）对每个类别建立一个分类器，此时训练集包含所有属于该类的文档和所有不属于该类的文档

（2）给定测试文档，分别使用每个分类器进行分类

（3）将文档分配给得分最高的类、置信度最高的类或概率最大的类

建立分类器的方法可以有两种，分别为 one-vs-one 和 one-vs-rest。**one-vs-one** 方法就是在建立分类器时随机抽取两个类别（不考虑顺序），因此分类器的数量为 n(n-1)/2（n 为类别数量）。**one-vs-rest** 方法就是在建立分类器时选定一个类别作为一组，其余类别作为一组来构建分类器，因此分类器的数量为 n。

1.2.2 多标签分类步骤

（1） 对每个类别建立一个分类器，此时训练集包含所有属于该类的文档和所有不属于该类的文档

（2） 给定测试文档，分别使用每个分类器进行分类，每个分类器的分类结果并不影响其他分类器的结果

1.3 模型选择

1.3.1 模型选择之交叉验证法

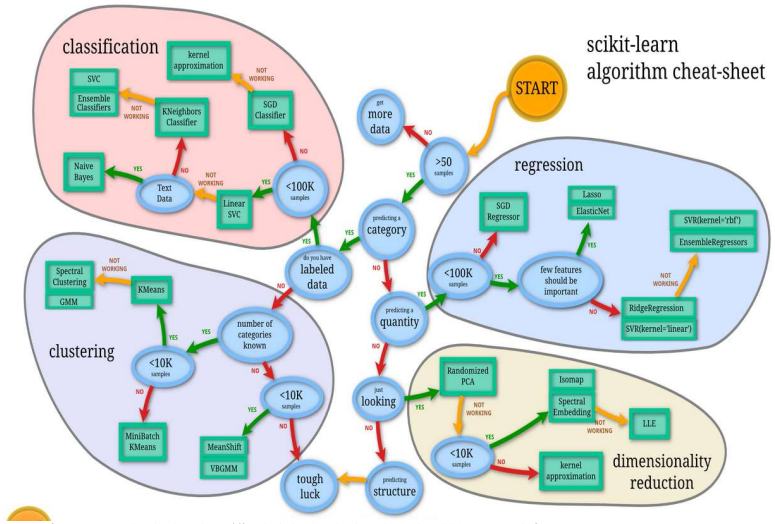
首先回答下边这个问题。为什么要将数据分为训练集、验证集（交叉验证数据集）和测试集？因为三种数据集有各自的用途。训练集用来训练模型的参数，验证集用来选择最合适的模型，测试集用来测试模型的准确性。一般情况下，我们将数据按 6:2:2 分成训练集、交叉验证集和测试集。

通过回答**上边的问题我们知道，模型的选择是通过比较不同模型在验证集上的准确性来实现。也就是说在验证集上准确性最高的模型就认为是最优的模型。在验证集上评估**模型准确性的方法有以下三种：简单交叉验证法，k 折交叉验证法，留一法。为了方便说明总结成下表形式：

类型	处理过程	优缺点
简单交叉验证	数据被随机分为两组，分别作为训练集和验证集，在训练集上训练，在验证集上计算准确率。	随机将数据划分为训练集和验证集，那么在验证集上的准确率会随着划分比例的变化而变化，因此这样得到的验证集上的准确率通常不具有说服力。
K 折交叉验证	数据被均等分为 k 组，每次取 1 组作为验证集，其他组作为训练集。分别在 k 个训练集上训练，并对应在 k 个验证集上计算出 k 个准确率，最后求平均值作为模型在验证集上最终的准确率。	有效避免了过拟合和欠拟合，最终结果更具说服力。
留一交叉验证	每次取 1 个实例作为测试集，其他实例作为训练集。分别在 n（实例总数）个训练集上训练，并对应在 n 个验证集上计算出 n 个准确率，最后求平均值作为模型在验证集上最终的准确率。	结果相对可靠。确保实验过程可复现。缺点计算成本高，当数据量很大时，该方法实用性不强。

1.3.2 模型选择之经验法

1.3.2.1 模型选择图



上图为 sklearn 提供的关于模型选择的参考图。该图的源网页为（https://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map/）。图中左上为分类算法，左下为聚类算法。在聚类算法中，GMM、VBGMM 为语音处理算法。MeanShift 为图像处理算法。因此应用于文本的聚类算法有 KMeans（数据量小于 1 万）、MiniBatchKMeans（数据量大于 1 万）、Spectral Clustering（数据量小于 1 万），它们都是用来解决已知簇数量的算法，对于未知簇数量的情况，可以采用增量聚类算法比如 single-pass。在分类算法中当数据量小于 10 万时，使用分类器 LinearSVC 或者 NaiveBayes。当数据量大于 10 万时采用随机梯度下降线性分类器。

1.3.2.2 模型选择表

模型	优点	缺点	应用
NB	1.**大数据量** 2.适用多类问题分类 3.可以进行增量训练 4.结果易解释便于分析误判	1.**特征之间有关联时效果受影响**。比如两词短语所表达的语义与单独的词语表达的语义不同时。或者两词短语不同的排列顺序具有不同的语义时。	1.欺诈检测 2.垃圾邮件 3.文本分类 4.情感分类
LR	1.预测速度快 2.模型占用内存小 3.多种正则化方法避免过拟合 4.不必担心特征间存在相关性	1.**不适合高维数据** 2.容易欠拟合 3.适用于二类分类 4.数据必须线性可分	1.检索排序 2.信用评估 3.产品收益 4.地震预测
KNN	1.非线性分类 2.训练时间快 3.异常数据不敏感 4.可以进行增量训练	1.**不平衡数据效果差** 2.模型占用内存大 3.**计算量大（相似度距离）** 4.**k 值选择没有理论指导** 5.容易过拟合	1.文本分类 2.聚类分析
决策树	1.易于可视化 2.易于制定规则 3.同时处理标称型和离散型数据	1.容易过拟合 2.属性选择时易受取值数量影响	1.企业管理 2.投资
SVM	1.高维数据 2.**小样本** 3.非线性 4.**泛化能力强** 5.模型占用内存小	1.**二分类** 2.核函数不好找（当然一般在文本分类中使用线性 SVM）	1.文本分类

1.3.3 实践中的经验

1. 一个普遍的事实就是，采用领域相关的文本特征在效果上会比采用新的机器学习方法获得更大的提升。
2. Jackson 和 Moulinier（2002）指出：“对数据的理解是分类成功的关键之一”。
3. 当面对一个具体的分类需求时，第一个要问的问题就是：训练数据（已标注的数据）有多少？如果有足够多的时间用于系统实现的话，那么大部分时间可能要花在数据的准备上。
4. 在没有标注数据的情况下，一般首先采用编制规则的方法。一个基本合理的估计数字是每个类别需要标注两天的时间。
5. 在已标注数据较少的情况下，一般采用高偏差分类器，比如贝叶斯。当然，无论采用何种模型，模型的质量始终会因训练数据有限而受到不利影响。
6. 快速标注数据的方法 bootstrapping 方法。将分类器不太好分的文本交给人工进行标注。
7. 快速进行错误纠正的方法是在分类模型之上，再建立一个基于布尔规则的分类器。
8. 如果具有极大规模的数据，那么分类器的选择也许对最后的结果没有什么影响。一般可以从训练规模扩展性或运行效率上来选择分类器。
9. 一个通用的经验法则是，训练数据规模每增加一倍，那么分类器的效果将得到线性的提高。
10. 对于类别数目很多分类问题，可以采用分层策略。
11. 将特殊字符串（比如 ISBN 号，化学式等）按照类别统一成一种符号。
12. 用短语作为特征。用命名实体作为特征。

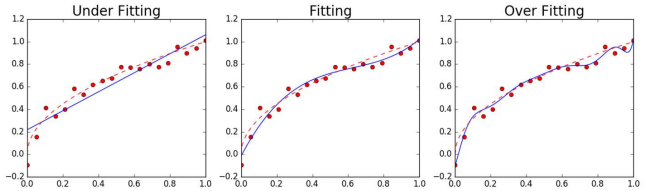
1.4 模型评价

1.4.1 训练误差与测试误差

训练误差就是模型在训练集上的误差平均值，度量了模型对训练集拟合的情况。训练误差大说明对训练集特性学习得不够，训练误差太小说明过度学习了训练集特性，容易发生过拟合。**测试误差**是模型在测试集上的误差平均值，度量了模型的泛化能力。在实践中，希望测试误差越小越好。

1.4.2 过拟合与欠拟合

如同上一小结的阐述，**过拟合**就是模型过度学习了训练集所有特性，导致模型认为训练集中的某些特性也是潜在测试实例具有的一般性质。从误差角度来说，过拟合时训练误差小但测试误差却很大。**欠拟合**就是说模型尚未学习完整训练集实例的普适特性。从误差角度来说，欠拟合时训练误差大，测试误差也大。为了防止过拟合出现，需要根据不同模型采用不同的方法。对于优化损失函数的模型比如感知机、逻辑回归、SVM 等可以在损失函数中加入正则化项（罚项），正则化项一般是模型参数的范数。对于决策树这样的模型，可以通过剪枝达到避免过拟合的目的。下面用下边的实例来说明欠拟合和过拟合：



上图中，左边是欠拟合（underfitting），也称为高偏差（high bias）因为我们试图用一条直线来拟合样本数据。右边是过拟合（overfitting），也称为高方差（high variance），用了十阶多项式来拟合数据，虽然模型对现有的数据集拟合得很好，但对新数据预测误差却很大。只有中间的模型较好地拟合了数据集，可以看到虚线和实线基本重合。

示例代码如下：

```
#coding:utf-8
"""
过拟合和欠拟合演示
"""

import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np


# 画出拟合出来的多项式所表达的曲线以及原始的点
def plot_polynomial_fit(x, y, order):
    p = np.poly1d(np.polyfit(x, y, order))
    t = np.linspace(0, 1, 200)
    plt.plot(x, y, 'ro', t, p(t), '-', t, np.sqrt(t), 'r--')
    return p


# 生成20 个点的训练样本
n_dots = 20
x = np.linspace(0, 1, n_dots)  # [0, 1] 之间创建 20 个点
y = np.sqrt(x) + 0.2*np.random.rand(n_dots) - 0.1;

plt.figure(figsize=(18, 4))
titles = ['Under Fitting', 'Fitting', 'Over Fitting']
models = [None, None, None]
for index, order in enumerate([1, 3, 10]):
    plt.subplot(1, 3, index + 1)
    models[index] = plot_polynomial_fit(x, y, order)
    plt.title(titles[index], fontsize=20)
plt.show()
```

1.4.3 混淆矩阵

混淆矩阵对角线上的元素表示的是正确预测各类别的实例数量，而非对角线上的元素表示误分类实例数量。

对角线元素值之和越大，表示正确预测实例数量越多。

预测类别 / 实际类别	money-fx	trade	interest	wheat	corn	grain
money-fx	95	0	10	0	0	0
trade	1	1	90	0	1	0
interest	13	0	0	0	0	0
wheat	0	0	1	34	3	7
corn	1	0	2	13	26	5
grain	0	0	2	14	5	10

上表中有 14 篇属于 grain 类的文档被误分到 wheat 类中。

需要说明的几点:

（1） 主对角线元素表示各类别中预测值与实际值相同的实例数量，因此各主对角线元素的值为 tp

（2） 去掉某一主对角线元素后，对其所在列求和的值为 fp

（3） 去掉某一主对角线元素后，对其所在行求和的值为 fn

混淆矩阵的 sklearn 示例。这里在 iris 数据集上训练一个分类器，并用混淆矩阵来评价。图像分别对未经规范化和经过规范化的混淆矩阵进行了可视化。这种规范化后的可视化有利于评价不平衡分类。这里的分类器没有达到其应有的准确率。因为正则化参数 C 没有选择好。在真实的应用中，通常通过`grid_search`来确定 C 的值。

```
"""
================
Confusion matrix
================

混淆矩阵用法的例子。这里在 iris 数据集上训练一个分类器，并用混淆矩阵来评价。
矩阵对角线上的元素表示的是正确预测各类别的实例数量，而非对角线上的元素表示误分类实例数量。
对角线元素值之和越大，表示正确预测实例数量越多。

图像分别对未经规范化和经过规范化的混淆矩阵进行了可视化。
这种规范化后的可视化有利于评价不平衡分类。

这里的分类器没有达到其应有的准确率。因为正则化参数 C 没有选择好。
在真实的应用中，通常通过`grid_search`来确定 C 的值。

"""

print(__doc__)

import itertools
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn import svm, datasets
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import confusion_matrix

# import some data to play with
iris = datasets.load_iris()
X = iris.data
y = iris.target
class_names = iris.target_names

# Split the data into a training set and a test set
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state=0)

# Run classifier, using a model that is too regularized (C too low) to see
# the impact on the results
classifier = svm.SVC(kernel='linear', C=0.01)
y_pred = classifier.fit(X_train, y_train).predict(X_test)

def plot_confusion_matrix(cm, classes,
                          normalize=False,
                          title='Confusion matrix',
                          cmap=plt.cm.Blues):
    """
    This function prints and plots the confusion matrix.
    Normalization can be applied by setting `normalize=True`.
    """
    if normalize:
        cm = cm.astype('float') / cm.sum(axis=1)[:, np.newaxis]
        print("Normalized confusion matrix")
    else:
        print('Confusion matrix, without normalization')

    print(cm)

    plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)
    plt.title(title)
    plt.colorbar()
    tick_marks = np.arange(len(classes))
    plt.xticks(tick_marks, classes, rotation=45)
    plt.yticks(tick_marks, classes)

    fmt = '.2f' if normalize else 'd'
    thresh = cm.max() / 2.
    for i, j in itertools.product(range(cm.shape[0]), range(cm.shape[1])):
        plt.text(j, i, format(cm[i, j], fmt),
                 horizontalalignment="center",
                 color="white" if cm[i, j] > thresh else "black")

    plt.tight_layout()
    plt.ylabel('True label')
    plt.xlabel('Predicted label')

# Compute confusion matrix
cnf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
np.set_printoptions(precision=2)
```



```
# Plot non-normalized confusion matrix
plt.figure()
plot_confusion_matrix(cnf_matrix, classes=class_names,
                      title='Confusion matrix, without normalization')

# Plot normalized confusion matrix
plt.figure()
plot_confusion_matrix(cnf_matrix, classes=class_names, normalize=True,
                      title='Normalized confusion matrix')

plt.show()
```

1.4.4 精确率、准确率、召回率、F 值、宏平均和微平均

3 类分类的混淆矩阵
实际值序列 -1，0，1，1，-1
预测值序列 -1，-1，1，0，-1
根据这两个序列，填写下边的混淆矩阵

	预测-1	预测 0	预测 1
实际-1	2	0	0
实际 0	1	0	0
实际 1	0	1	1

根据这个混淆矩阵计算出每个类别的 tp 值，fp 值，fn 值

	tp	fp	fn
-1 类	2	1	0
0 类	0	1	1
1 类	1	0	1

1. 准确率

$$\text{accuracy} = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn}$$

考虑各个类别，计算整体的平均准确性。对于不平衡分类，准确率并不是一个好的衡量指标。这是因为一个将所有文档都不归于小类的分类器会获得很高的准确率，但是这显然并不能说明系统实际的准确性。因此对于不平衡分类来说，精确率、召回率和 F 值才是更好的衡量指标。该指标可以通过 sklearn 分类模型实例的 score 方法得到。

2. 精确率

$$\text{precision} = \frac{tp}{tp + fp}$$

度量分类器在某一个类别上的预测精确性。

3. 召回率

$$\text{recall} = \frac{tp}{tp + fn}$$

度量分类器在某一个类别上的预测覆盖面。

4. F 值

$$\text{F} = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{precision + recall}$$

度量分类器在某一个类别上的预测精确性以及覆盖面。它是精确率和召回率的调和平均值。

5. 宏平均与微平均

1） 宏平均

$$\text{macro avg} = \frac{precision_{c1} + precision_{c2} + \cdots + precision_{cn}}{n}$$

2） 微平均

$$\text{micro avg} = \frac{\textit{预测值与实际值一致的实例数}}{\textit{实例总数}}$$

微平均实际上是文档集中大类（含有很多数据的类目）上的一个效果度量指标，如果要度量小类上的效果，往往需要计算宏平均指标。

6. 实例

3 类分类的混淆矩阵
实际值序列 -1，0，1，1，-1
预测值序列 -1，-1，1，0，-1
根据这两个序列，填写下边的混淆矩阵

	预测-1	预测 0	预测 1
实际-1	2	0	0
实际 0	1	0	0
实际 1	0	1	1

根据这个混淆矩阵计算出每个类别的 tp 值，fp 值，fn 值，precision 值，recall 值，F 值，整体的 macro avg，mico avg。

	预测-1	预测 0	预测 1	precision	recall	F
实际-1	2	0	0	2/(2+1)=0.67	2/(2+0)=1	(2*0.67*1)/(0.67+1)=0.8
实际 0	1	0	0	0/(0+1)=0	0/(0+1)=0	0
实际 1	0	1	1	1/(1+0)=1	1/(1+1)=0.5	(2*0.5*1)/(1+0.5)=0.67

macro_avg=(0.67+0+1)/3=0.56
micro_avg=(2+0+1)/(2+0+0+1+0+0+0+1+1)=0.6
sklearn 中通过 classification_report 实现上边各种指标，示例如下：

```
>>> y_true = [-1, 0, 1, 1, -1]
>>> y_pred = [-1, -1, 1, 0, -1]
>>> from sklearn.metrics import confusion_matrix
>>> confusion_matrix(y_true, y_pred)
array([[2, 0, 0],
       [1, 0, 0],
       [0, 1, 1]])
>>> from sklearn.metrics import classification_report
>>> target_names = ['class 0', 'class 1', 'class 2']
>>> print(classification_report(y_true, y_pred, target_names=target_names))
              precision    recall  f1-score   support

     class 0       0.67      1.00      0.80         2
     class 1       0.00      0.00      0.00         1
     class 2       1.00      0.50      0.67         2

   micro avg       0.60      0.60      0.60         5
   macro avg       0.56      0.50      0.49         5
weighted avg       0.67      0.60      0.59         5
```

这里混淆矩阵中行以及列的序号对应的类别整数依次是预测值或预测值去重升序排列后对应的类别整数值。因此第 0 行对应的类别是-1，第 1 行对应的类别是 0，第 2 行对应的类别是 1，列与此相同。classification_report 中 target_names 列表中的类别名称依次对应的是预测值去重生序排列后对应的类别整数值。因此’class 0’对应的类别是-1，’class 1’对应的类别是 0，’class 2’对应的类别是 1。

1.4.5 ROC 曲线与 AUC 值

ROC 曲线和 AUC 值是处理不平衡分类问题的评价方法。显示分类器真正率和假正率之间折中的一种图形化方法。真正率和假正率的定义将在下边介绍。一个好的分类模型的 ROC 曲线应尽可能靠近面积为 1 的正方形的左上角。AUC 值是 ROC 曲线下的面积。AUC 值越大，分类器效果越好。

首先给出二类分类的混淆矩阵

真阳性 TP	假阴性 FN
假阳性 FP	真阴性 TN

真正率（true positive rate, TPR）或灵敏度（sensitivity）定义为被模型正确预测的正样本的比例 TPR=TP/(TP+FN)。

假正率（false positive rate, FPR）定义为被预测为正类的负样本比例 FPR=FP/(TN+FP)。

在度量不平衡分类的分类模型时，将稀有类定义为正类，常见类定义为负类。

ROC 曲线的绘制过程：

为了能够绘制 ROC 曲线，分类器需要能提供预测类别的得分值，用来对预测为正类的实例按得分排序，最不肯定的排在前，最肯定的排在后。需要注意的是，这个得分是预测为正类（稀有类）的分值，而不是正、负类中得分最高的值。

（1） 让模型对每一个实例进行预测，记录正类得分，并按得分将实例升序排列。

（2） 从排序列表中按顺序选择第 1 个得分最小的记录，从该记录开始到列表结束的所有记录都被指定为正类，其他实例指定为负类，计算混淆矩阵并计算 TPR，FPR。此时，TPR=FPR=1。

（3） 从排序列表中选择下 1 个记录，从该记录开始到列表结束的所有记录都被指定为正类，其他实例指定为负类，计算混淆矩阵并计算 TPR，FPR

（4） 重复步骤（3），直到列表中所有实例都被选择过。

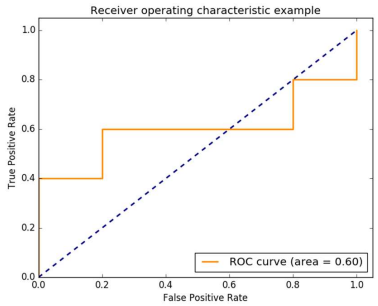
（5） 以 FPR 为横轴，TPR 为纵轴，描点绘制 ROC 曲线。

示例

下表中，每一列表示一个实例，已经按照预测为正类的得分升序排列。第 1 行为实例的实际类别，第 2 行为实例被模型预测为正类的得分。请计算出第 2 行之后的各行表示的混淆矩阵元素值以及 TPR、FPR 值。

实例的实际类别	+	-	+	-	-	-	+	-	+	+
模型预测为正类得分	**0.25**	**0.43**	**0.53**	**0.76**	**0.85**	**0.85**	**0.85**	**0.87**	**0.93**	**0.95**
TP	5	4	4	3	3	3	3	2	2	1
FP	5	5	4	4	3	2	1	1	0	0
TN	0	0	1	1	2	3	4	4	5	5
FN	0	1	1	2	2	2	2	3	3	4
FPR	1	0.8	0.8	0.6	0.6	0.6	0.6	0.4	0.4	0.2
TPR	1	1	0.8	0.8	0.6	0.4	0.2	0.2	0	0

解：首先选择第 1 个实例，按照绘制过程的第（2）个步骤，此时所有实例都被指定为+，则比较表中第 1 行的实际类别，可以计算出 TP=5, FP=5, TN=0, FN=0, TPR=1, FPR=1。将计算得到的值填入表中第 1 列相应位置。接着按照第（3）个步骤，选择第 2 个实例，此时从第 2 到第 10 的 8 个实例指定为正类，其余实例即第 1 个实例指定为负类，计算 TP=4,FP=5,TN=0,FN=1,TPR=4/(4+1)=0.8, FPR=5/(5+0)=1。依次类推计算第 3-8 列的各行元素值。接下来便可以 FPR 为横轴，TPR 为纵轴，描出表中给(fpr,tpr)点，绘制模型的 ROC 曲线。



```
#coding:utf-8
"""
绘制 ROC 曲线，计算 AUC 值示例
"""

import numpy as np
from sklearn.metrics import roc_curve,auc
import matplotlib.pyplot as plt

# 实际类别只能取{0,1}或{1,-1}
y = np.array([1,0,1,0,0,0,1,0,1,1])
# 对应预测为正（即 1）的得分。注意：得分相同的实例只保留一个
scores = np.array([0.25,0.43,0.53,0.76,0.85,0.86,0.87,0.89,0.93,0.95])
# pos_label 假定为正类的类别标记，这里是 1
fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_true = y, y_score = scores, pos_label=1)
print("tpr=", tpr)
print("fpr=", fpr)
print("thresholds=", thresholds)
# 计算 auc 值
roc_auc = auc(fpr, tpr)

plt.figure()
lw = 2
plt.plot(fpr, tpr, color='darkorange',lw=lw, label='ROC curve (area = %.2f)' % roc_auc)
plt.plot([0, 1], [0, 1], color='navy', lw=lw, linestyle='--')
plt.xlim([0.0, 1.05])
plt.ylim([0.0, 1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title('Receiver operating characteristic example')
plt.legend(loc="lower right")
plt.show()
```

问题：在机器学习中 AUC 和 accuracy 有什么内在关系？

auc 代表的是分类或者排序能力，与分类阈值无关；准确率是和阈值有关的。auc 高，准确率低，可能的原因是分类阈值的选择引起的。极端来讲，默认阈值是 0.5，但模型输出的值全部小于 0.5，那正样本是全错的；但由于 auc 很高，正负样本还是可以分开，把分类阈值调小即可。auc 低，准确率高，这种一般发生在分布不平衡的问题中。比例少的那类分类错误多，但由于数量少整体的准确率还是很高，但代表分类能力的 auc 就会很低。参考：https://www.zhihu.com/question/313042288

1.5 简单示例

1.5.1 英文新闻文本分类

```
#coding:utf-8
"""
朴素贝叶斯示例-英文新闻文本分类
"""
from sklearn.datasets import fetch_20newsgroups
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB,BernoulliNB
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

## 导入数据集以及数据集的简单处理
# 导入全部的训练集和测试集
news = fetch_20newsgroups(subset="all")
# 打印类目名称列表
print("类目名称列表\n",u'\n'.join(news.target_names))
# 打印类目数量
print("类目数量\n", len(news.target_names))
# 打印数据 X 量
print("训练集文本数量\n", len(news.data))
# 打印类标 Y 量
print("标记了类别的文本数量\n", len(news.target))
# 打印第 0 篇文本
print("第 1 篇文本内容\n", news.data[0])
# 打印类目序号
print("第 1 篇文本的类别序号\n", news.target[0])
# 打印类目序号所对应的类目名称
print("第 1 篇文本的类别名称\n", news.target_names[news.target[0]])
# 数据集切分
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(news.data, news.target)
# 向量化
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(x_train)
X_test = vectorizer.transform(x_test)
print("="*50)
# 构建多项式朴素贝叶斯实例
mul_nb = MultinomialNB()
# 训练模型
mul_nb.fit(X_train, y_train)
# 打印测试集上的分类报告
print("分类报告\n", y_test, classification_report(mul_nb.predict(X_test)))
# 打印测试集上的混淆矩阵
print("混淆矩阵\n", y_test, confusion_matrix(mul_nb.predict(X_test)))
```

tf 值：词语在某篇文本中的出现次数

idf 值：不加平滑 1+log(训练文本数/包含词语的文本数)

　　加平滑　1+log(训练文本数+1/包含词语的文本数+1)

tf_idf 值：tf 值*idf 值

1.5.2 英文影评情感分类

```
#coding:utf-8
"""
朴素贝叶斯影评情感分析
"""
from nltk.corpus import movie_reviews
from sklearn.model_selection import StratifiedShuffleSplit
import nltk
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.collocations import BigramCollocationFinder
from nltk.metrics import BigramAssocMeasures

def get_data():
    """
    获取影评数据
    """
    dataset = []
    y_labels = []
    # 遍历类别
    for cat in movie_reviews.categories():
        # 遍历每个类目的评论 id
        for fileid in movie_reviews.fileids(cat):
            # 读取评论词语列表
            words = list(movie_reviews.words(fileid))
            dataset.append((words, cat))
            y_labels.append(cat)
    return dataset, y_labels

def get_train_test(input_dataset, ylabels):
    """
    划分数据为训练集和测试集
    """
    train_size = 0.7
    test_size = 1-train_size
    stratified_split = StratifiedShuffleSplit(n_splits=10, test_size=test_size, random_state=77)
    for train_indx, test_indx in stratified_split.split(input_dataset, ylabels):
        train = [input_dataset[i] for i in train_indx]
        train_y = [ylabels[i] for i in train_indx]

        test = [input_dataset[i] for i in test_indx]
        test_y = [ylabels[i] for i in test_indx]

    return train, test, train_y, test_y

def build_word_features(instance):
    """
    构建特征词典
    one-hot，特征名称为词语本身，特征值为 bool 类型值
    """
    # 存储特征的词典
    feature_set = {}
    # instance 的第 1 个元素为词语列表
    words = instance[0]
    # 填充特征词典
    for word in words:
        feature_set[word] = 1
    # instance 的第 2 个元素为类别名称
    return feature_set, instance[1]

def build_negate_features(instance):
    """
    如果一个词语前有否定关键词(not 或 no)修饰，则对词语加前缀 Not_，否定关键词不再被添加到特征词典
    """
    # Retreive words, first item in instance tuple
    words = instance[0]
    final_words = []
    # A boolean variable to track if the
    # previous word is a negation word
    negate = False
    # List of negation words
    negate_words = ['no', 'not']
    # On looping throught the words, on encountering
    # a negation word, variable negate is set to True
    # negation word is not added to feature dictionary
    # if negate variable is set to true
```



```
    # 'Not_' prefix is added to the word
    for word in words:
        if negate:
            word = 'Not_' + word
            negate = False
        if word not in negate_words:
            final_words.append(word)
        else:
            negate = True
    # Feature dictionary
    feature_set = {}
    for word in final_words:
        feature_set[word] = 1
    return feature_set, instance[1]

def remove_stop_words(in_data):
    """
    去除停用词
    Utility function to remove stop words
    from the given list of words
    """
    stopword_list = stopwords.words('english')
    negate_words = ['no', 'not']
    # We dont want to remove the negate words
    # Hence we create a new stop word list excluding
    # the negate words
    new_stopwords = [word for word in stopword_list if word not in negate_words]
    label = in_data[1]
    # Remove stopw words
    words = [word for word in in_data[0] if word not in new_stopwords]
    return words, label

def build_keyphrase_features(instance):
    """
    构建短语特征
    """
    feature_set = {}
    # 应用 map 迭代器
    instance = remove_stop_words(instance)
    words = instance[0]

    # 使用 nltk.collocations 的 BigramCollocationFinder
    bigram_finder = BigramCollocationFinder.from_words(words)
    # 2grams 按词频降序排列，前 400 个作为关键短语抽取
    bigrams = bigram_finder.nbest(BigramAssocMeasures.raw_freq, 400)
    for bigram in bigrams:
        feature_set[bigram] = 1
    return feature_set, instance[1]

def build_model(features):
    """
    用给定特征集构建朴素贝叶斯模型（NLTK 的朴素贝叶斯分类器）
    """
    model = nltk.NaiveBayesClassifier.train(features)
    return model

def probe_model(model, features, dataset_type='Train'):
    """
    计算测试集准确率，nltk 新版里已经没有 nltk.classify.accuracy()方法，
    所以这里自己编写 precision 值
    """
    right_cnt = 0
    sum_cnt = 0

    for feature in features:
        if model.classify(feature[0]) == feature[1]:
            right_cnt += 1
        sum_cnt += 1

    if sum_cnt > 0:
        accuracy = right_cnt * 100.0 / sum_cnt
        print("\n" + dataset_type + " Accuracy = %0.2f" % accuracy + "%")

def show_features(model, no_features=5):
    """
    显示对分类有帮助的特征（NLTK 中显示显著特征的方法）
    """
    print("\nFeature Importance")
```

```
    print("====================\n")
    print(model.show_most_informative_features(no_features))

def build_model_cycle_1(train_data, dev_data):
    """
    用 build_word_features 构建特征训练模型
    """
    # Build features for training set
    train_features = map(build_word_features, train_data)
    # Build features for test set
    dev_features = map(build_word_features, dev_data)
    # Build model
    model = build_model(train_features)
    # Look at the model Python3 的 map 返回的是迭代器，而不是列表，所以在训练使用后想再使用，需要再调用一
次
    train_features = map(build_word_features, train_data)
    print("\n 词语特征训练集准确率", end='')
    probe_model(model, train_features)
    print("词语特征验证集准确率", end='')
    probe_model(model, dev_features, 'Dev')
    return model

def build_model_cycle_2(train_data, dev_data):
    """
    用 build_negate_features 构建特征训练模型
    """

    # Build features for training set
    train_features = map(build_negate_features,train_data)
    # Build features for test set
    dev_features = map(build_negate_features,dev_data)
    # Build model
    model = build_model(train_features)
    # Look at the model
    train_features = map(build_negate_features, train_data)
    print("\n 否定词修饰特征训练集准确率", end='')
    probe_model(model, train_features)
    print("否定词修饰特征验证集准确率", end='')
    probe_model(model, dev_features,'Dev')

    return model


def build_model_cycle_3(train_data, dev_data):
    """
    用 build_keyphrase_features 构建特征训练模型
    """

    # Build features for training set
    train_features = map(build_keyphrase_features, train_data)
    # Build features for test set
    dev_features = map(build_keyphrase_features, dev_data)
    # Build model
    model = build_model(train_features)
    # Look at the model
    train_features = map(build_keyphrase_features, train_data)
    print("\n2gram 特征训练集准确率", end='')
    probe_model(model, train_features)
    print("2gram 特征验证集准确率", end='')
    probe_model(model, dev_features, 'Dev')
    test_features = map(build_keyphrase_features, test_data)
    print("2gram 特征测试集准确率", end='')
    probe_model(model, test_features, 'Test')
    return model

if __name__ == "__main__":

    # Load data
    input_dataset, y_labels = get_data()
    # Train data
    train_data, all_test_data, train_y, all_test_y = get_train_test(input_dataset, y_labels)
    # Dev data
    dev_data, test_data, dev_y, test_y = get_train_test(all_test_data, all_test_y)

    # Let us look at the data size in our different
    # datasets
    print("\nOriginal  Data Size   =", len(input_dataset))
    print("\nTraining  Data Size   =", len(train_data))
```



```
    print("\nDev       Data Size   =", len(dev_data))
    print("\nTesting   Data Size   =", len(test_data))

    # 用词语特征训练验证模型
    model_cycle_1 = build_model_cycle_1(train_data, dev_data)
    # 打印显著特征
    print("词语显著特征", end='')
    show_features(model_cycle_1)
    # 用否定词修饰的词语特征训练验证模型
    model_cycle_2 = build_model_cycle_2(train_data, dev_data)
    # 打印显著特征
    print("否定词修饰显著特征", end='')
    show_features(model_cycle_2)
    # 用 2gram 搭配特征训练验证模型
    model_cycle_3 = build_model_cycle_3(train_data, dev_data)
    # 打印显著特征
    print("2gram 显著特征", end='')
    show_features(model_cycle_3)
```

1.5.3 英文垃圾邮件分类

```
# coding:utf-8
"""
朴素贝叶斯垃圾邮件检测
"""
import numpy as np
import csv
import nltk
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.stem import WordNetLemmatizer
import csv
import codecs

# 文本预处理
def preprocessing(text):
    # 分词
    tokens = [word for sent in nltk.sent_tokenize(text) for word in nltk.word_tokenize(sent)]
    # 去除停用词
    stop = stopwords.words('english')
    tokens = [token for token in tokens if token not in stop]
    # 移除少于 3 个字母的单词
    tokens = [word for word in tokens if len(word) >= 3]
    # 大写字母转小写
    tokens = [word.lower() for word in tokens]
    # 词干还原
    lmtzr = WordNetLemmatizer()
    tokens = [lmtzr.lemmatize(word) for word in tokens]
    preprocessed_text = ' '.join(tokens)

    return preprocessed_text

def modelbuilding(sms_data, sms_labels):
    """
    构建分类器的流水线示例
    1. 构建训练集和测试集
    2. TFIDF 向量化器
    3. 构建朴素贝叶斯模型
    4. 打印准确率和其他评测方法
    5. 打印最相关特征
    :param sms_data:
    :param sms_labels:
    :return:
    """
    # 构建训练集和测试集步骤
    trainset_size = int(round(len(sms_data) * 0.70))
    # 我选择 70: 30 的比例
    print('训练集大小:  ' + str(trainset_size) + '\n')
    x_train = np.array([''.join(el) for el in sms_data[0:trainset_size]])
    y_train = np.array([el for el in sms_labels[0:trainset_size]])
    x_test = np.array([''.join(el) for el in sms_data[trainset_size + 1:len(sms_data)]])
    y_test = np.array([el for el in sms_labels[trainset_size + 1:len(sms_labels)]])

    # We are building a TFIDF vectorizer here
    from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
    vectorizer = TfidfVectorizer(min_df=2, ngram_range=(1, 2), stop_words='english',
strip_accents='unicode', norm='l2')
    X_train = vectorizer.fit_transform(x_train)
    X_test = vectorizer.transform(x_test)

    from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
    clf = MultinomialNB().fit(X_train, y_train)
    y_nb_predicted = clf.predict(X_test)
    print(y_nb_predicted)

    # 输出测试集上的混淆矩阵
    from sklearn.metrics import confusion_matrix
    print(' \n 混淆矩阵 \n ')
    cm = confusion_matrix(y_test, y_nb_predicted)
    print(cm)

    # 输出测试集上的分类结果报告
    from sklearn.metrics import classification_report
    print('\n 分类报告')
    print(classification_report(y_test, y_nb_predicted))
```



```
    # 输出正负类的前 10 重要特征
    print("正负类前 10 重要特征")
    coefs = clf.coef_
    intercept = clf.intercept_
    feature_names = vectorizer.get_feature_names()
    coefs_with_fns = sorted(zip(clf.coef_[0], feature_names))
    n = 10
    top = zip(coefs_with_fns[:n], coefs_with_fns[:-(n + 1):-1])
    for (coef_1, fn_1), (coef_2, fn_2) in top:
        print('\t%.4f\t%-15s\t\t%.4f\t%-15s' % (coef_1, fn_1, coef_2, fn_2))

if __name__ == '__main__':
    sms_data = []
    sms_labels = []
    with codecs.open('data/SMSSpamCollection', 'rb', 'utf8', 'ignore') as infile:
        csv_reader = csv.reader(infile, delimiter='\t')
        for line in csv_reader:
            # 添加类别标记
            sms_labels.append(line[0])
            # 添加预处理后的文本
            sms_data.append(preprocessing(line[1]))
    print("原始数据大小: ", len(sms_data))
    print("原始标签大小: ", len(sms_labels))

    # 我们正则调用 model 构建函数
    modelbuilding(sms_data, sms_labels)
```

2. 聚类技术

与文本相关的另一个问题簇系是无监督式分类问题。关于这类问题，最常见的一种问题描述是“我手里有数以百万计的（非结构化）文档，是否能找到一种方式将它们分组，以便赋予其有意义的类别？”在这里，需要使用无监督的方式来对这些文本文档进行分组。文本聚类法（有时也叫聚类法）是目前最为常见的无监督式分组方式之一。

从历年论文文献上来看，基本没有介绍文本聚类技术的研究综述类文献，说明文本聚类技术本身并没有太多可作文章的点，或者说它本身并不复杂。

2.1 数据规范化

文本聚类中数据的处理的一个重要内容就是将数据进行归一化处理。所谓归一化，就是将原始数据矩阵中的每个数值，按照某种特定的运算法则把它变成为一个新值。常用的数据归一化方式有中心变换、极差正规化变换、标准差化变换、标准化变换。进行数据归一化的原因是避免具有较大值域的特征左右计算（相似度或分类）结果。例如考虑使用年龄和收入两个变量对人进行聚类。对于任意两个人，收入之差的绝对值多半比年龄之差的绝对值大很多。如果没有考虑到年龄和收入值域的差别，则对人的比较将被收入之差所左右。

2.1.1 中心化变换

中心化变换是对矩阵进行坐标轴平移处理方法。先求出每列的平均值，再将每列的各行数据都减去该列的平均值。

$$X_{ij}^{*} = X_{ij} - \bar{X}_j \quad i = 1,2,\dots,n; j = 1,2,\dots,p$$

其中，$\bar{X}_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_{ij}$，$X_{ij}$为矩阵中的原始值。

2.1.2 极差正规化变换

极差变换是找出每一个特征在所有文本中的最大值和最小值，这两者之差称为极差，然后使用每一个特征的每一个原始数据减去该特征分布的极小值，再除以极差，就得到变换

后的数据。经过变换后，数据矩阵中每列即每个特征的最大数值为 1，最小数值为 0，其余数据取值均为 0～1；并且变换后的数据都不再具有量纲，即不再具有物理意义。

$$X_{ij}^{*}=\frac{X_{ij}-\min(X_{ij})}{R_j}\quad i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$$

其中，$R_j=\max(X_{ij})-\min(X_{ij})$，$i=1,2,\dots n$。

2.1.3 极差标准化变换

极差标准变换同样先求出每个特征在所有文本中的极差，然后使用每个特征的每一个原始数据减去该特征分布中的平均值，再除以极差，就得到变换后的数据。经变换后，各个特征的均值为 0，极差均为 1，数据也不再具有量纲。

$$X_{ij}^{*}=\frac{X_{ij}-\bar{X}_j}{R_j}\quad i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$$

其中，$R_j=\max(X_{ij})-\min(X_{ij})$，$i=1,2,\dots n$，$\bar{X}_j=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{ij}$。

2.1.4 标准化变换

标准化变换要求先求出每个特征在所有文本中的均值及标准差，然后使用该特征的原始数据减去均值，并除以标准差。经过标准化变换处理后，每个特征即数据矩阵中每列数据的平均值为 0，方差为 1，且也不再具有量纲。

$$X_{ij}^{*}=\frac{X_{ij}-\bar{X}_j}{S_j}\quad i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$$

其中，$S_j=\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(X_{ij}-\bar{X}_j)^2}$，$\bar{X}_j=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{ij}$。

2.1.5 向量归一化

向量归一化是将每个对象的 p 个特征视为该对象在 p 维向量空间中的值，使用原始数据除以该对象 p 个特征值的平方和开方后的值，即为归一化后的数据。中心化变换、极差正规化变换、极差标准化变换与标准化变换都是从特征出发，对数据进行变换。向量归一化并不是从特征出发，而是从文本出发，对文本中的各个特征值进行归一化处理。将原来由若干个特征组成的空间向量转换为单位向量（变换后数据矩阵中的每行都是单位向量），即每个特征值均变换为在(0,1)之间。

$$X_{ij}^{*}=\frac{X_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{p}X_{ij}^{2}}}\quad i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$$

其中，i 表示第 i 篇文档序号，j 表示第 j 个特征。
实践中使用最多的是向量归一化，因为其他 4 种方法都是对整个文本集按特征变换，在内存空间有限的情况下，当文本数量很大或者词语特征很多时，不可能将整个文本集读入内存，再进行变换。但是向量归一化是对单一文本进行的，因此可以只加载一篇文本向量便可以进行归一化处理。
示例

```
In [1]: import numpy as np
In [2]: a = np.array([0,3,4])
In [3]: np.linalg.norm(a)
Out[3]: 5.0
In [4]: a*(1.0/np.linalg.norm(a))
Out[4]: array([0. , 0.6, 0.8])
```

在 sklearn 中的 TfidfVectorizer 类的参数 norm='l2'时，就是用该方法对向量进行规范化。

2.2 相似性度量

2.2.1 明氏距离

明氏距离不是一种距离，而是一组距离，它的定义式为

$$d_{ij}=\sqrt[p]{\sum_{k=1}^{n}|x_{ik}-x_{jk}|^{p}}$$

当 p=1 时，就是曼哈顿距离，当 p=2 时，就是欧式距离，当 p->∞时，就是切比雪夫距离。明氏距离有两个缺陷（1）将各个分量的量纲也就是单位，当作相同的看待。（2）没有考虑各个分量的分布（期望、方差等）可能是不同的。

2.2.2 曼哈顿距离

$$d_{ij}=\sum_{k=1}^{n}|x_{ik}-x_{jk}|$$

示例

```
In [9]: vector1
Out[9]: array([1, 2, 3])
In [10]: vector2
Out[10]: array([4, 5, 6])
In [6]: np.linalg.norm(vector1-vector2, ord=1)
Out[6]: 9.0
```

2.2.3 欧氏距离

$$d_{ij}=\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(x_{ik}-x_{jk})^{2}}$$

示例

```
In [9]: vector1
Out[9]: array([1, 2, 3])
In [10]: vector2
Out[10]: array([4, 5, 6])
In [7]: np.linalg.norm(vector1-vector2)
Out[7]: 5.196152422706632
```

2.2.4 切比雪夫距离

$$d_{ij}=\max_{k}(|x_{ik}-y_{ik}|)$$

示例

```
In [9]: vector1
Out[9]: array([1, 2, 3])
In [12]: vector2
Out[12]: array([4, 7, 5])
In [13]: np.linalg.norm(vector1-vector2, ord=np.inf)
Out[13]: 5.0
```

2.2.5 相关系数

$$\rho_{AB} = \frac{cov(A,B)}{\sqrt{D(A)}\sqrt{D(B)}}$$

相关系数是衡量随机变量 A 与 B 相关程度的一种方法，相关系数的取值范围是[-1,1]。相关系数的绝对值越大，则表明 A 与 B 相关程度越高。当 A 与 B 线性相关时，相关系数取值为 1（正线性相关）或-1（负线性相关）。

示例

```
In [23]: vector1
Out[23]: array([1, 2, 4])
In [24]: vector2
Out[24]: array([-2, -4, -8])
In [22]: np.corrcoef(vector1,vector2)
Out[22]:
array([[ 1., -1.],
    [-1.,  1.]])
In [26]: vector1
Out[26]: array([1, 2, 4])
In [27]: vector2
Out[27]: array([2, 4, 8])
In [28]: np.corrcoef(vector1, vector2)
Out[28]:
    array([[1., 1.],
           [1., 1.]])
```

2.2.6 余弦相似度

几何中夹角余弦可用来衡量两个向量方向的差异，借用这一概念来衡量样本向量之间的差异。定义为

$$\cos\theta = \frac{AB}{|A||B|}$$

示例

```
In [14]: vector1
Out[14]: array([1, 2, 3])
In [15]: vector2
Out[15]: array([4, 7, 5])
In [16]: np.dot(vector1,vector2)/(np.linalg.norm(vector1)*np.linalg.norm(vector2
    ...: ))
Out[16]: 0.9296696802013682
```


2.3 基本算法

2.3.1 K-Means

该方法非常直观，从其名称就可以看出它需要试着找出 k 组围绕着若干数据点的平均值。因此，该算法首先要拾取一些数据点来充当所有数据点的中心。接下来，该算法会将所有数据点各自分配给离其最近的那个中心。在这过程中，每完成一次迭代，其中心就要重新计算一次，然后继续迭代，直到达到中心不再变化的状态（即达到算法饱和）。

算法过程描述如下

（1） 先随机选取 K 个元组作为中心。

（2） 计算每个实例点到中心的距离（欧式距离）K*实例数量次，分配每个实例点到最近的中心。

（3） 更新中心。每个簇中所有实例点各维度的均值。

（4） 重复（2）（3）直到中心不再变化或迭代次数已到达。

K-Means 算法的缺陷有

（1） 对 k 个初始质心的选择比较敏感，容易陷入局部最小值。例如算法运行多次，有可能会得到不同的结果。解决该问题的方法是，使用多次的随机初始化，计算每一次建模得到的代价函数的值，选取代价函数最小结果作为聚类结果。代价函数为：

$$\text{cost} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left\|x^{(i)} - \mu_{c^{(i)}}\right\|^2$$

其中 m 表示样本的数量，$x^{(i)}$表示样本 i，$\mu_{c^{(i)}}$表示样本 i 所属簇的质心。

（2） k 的取值会影响聚类质量。此时可以使用肘部法则，也就是说选择不同的 k 值进行聚类并记录代价，最后选择处于肘部的代价值所对应的 k 值作为簇的个数。当肘部不存在时，需要根据经验进行选择。

（3） 非球形簇无法使用 K-Means 算法，此时可以使用密度聚类。

2.3.2 MiniBatches

Mini Batch K-Means 算法是 K-Means 算法的变种，采用小批量的数据子集减小计算时间。这里所谓的小批量是指每次训练算法时所随机抽取的数据子集，采用这些随机产生的子集进行算法训练，大大减小了计算时间，结果一般只略差于标准算法。K-Means 算法一般适用于已知簇数量，数据量小于 1 万条的情境，Mini Batch K-Means 算法适用于已知簇数量，数据量大于等于 1 万条的情境。Mini Batch K-Means 算法的迭代步骤是

（1） 从数据集中随机抽取一些数据形成小批量，把他们分配给最近的质心。

（2） 更新质心，与 K-Means 相比，数据的更新是在每一个小的样本集上。

2.3.3 single-pass

话题发现与跟踪（topic detection and tracking, TDT）的评测中常用的聚类方法是 single-pass 聚类，其原理简单、计算速度快，然而该算法的缺点也很明显：受输入顺序的影响，且聚类结果精度差。single-pass 聚类的基本流程如下：

（1） 接收一篇互联网文本向量 d；

（2） d 逐一与已有的话题中各报道进行相似度计算，并取最大者作为与该话题的相似度（single-link 策略）；

（3） 在所有话题间选出与 d 相似度最大的一个，以及此时的相似度值；

（4） 如果相似度大于阈值 TC，d 所对应的互联网文本被分配给这个话题模型文本类，跳至（6）；

（5） 如果相似度值小于阈值 TC，d 所对应的文本不属于已有的话题，创建新话题，同时把这篇文本归属创建的新话题模型文本类；

（6） 本次聚类结束，等待文本到来。

有两篇 single-pass 算法改进的文章。殷风景 2011 年提出了 ICIT 算法。改进方面有（1）词频统计针对具有实际意义的名词和动词，避免文本向量维度太高。（2）两篇文本的相似度=0.7*标题相似度+0.3*正文相似度，考虑了标题对于文本主题的概括性。（3）到达数据按代添加到聚类过程中，每一代包含 200 条数据，先在本代成员之间进行初步的相似度比较和聚类，再将这些初步类与已有话题进行比较和聚合，避免因数据到达顺序不同而使聚类结果有变化。（4）相似度计算采用了 average-link，准确度更佳，有效减少大类出现。（5）在当前代内完成聚类后加入一个比较调整的步骤，代内成员依次计算当前聚类结果下最相似的类簇是否就是自己所处的簇，不是则调整。陶舒怡 2014 年提出基于簇相合性的文本增量聚类算法。该算法的改进措施有（1）基于词项语义相似度的文本表示模型。（2）计算新增文本与已有簇的相合性实现增量聚类，它不仅计算了文本与簇的相似度，而且考虑了簇分布特征。（3）增量处理完成后对错分可能性大的文本重新指派类别。

2.4 简单示例

2.4.1 K-Means 示例

```
#coding:utf-8
"""
Kmeans 算法聚类文本示例
"""

import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# 加载文本数据
from time import time
from sklearn.datasets import load_files
print("loading documents ...")
t = time()
docs = load_files('datasets/clustering/data')
print("summary: {0} documents in {1} categories.".format(len(docs.data), len(docs.target_names)))
print("done in {0} seconds".format(time() - t))

# 文本向量化表示
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
max_features = 20000
print("vectorizing documents ...")
t = time()
vectorizer = TfidfVectorizer(max_df=0.4, min_df=2, max_features=max_features, encoding='latin-1')
X = vectorizer.fit_transform((d for d in docs.data))
print("n_samples: %d, n_features: %d" % X.shape)
print("number of non-zero features in sample [{0}]: {1}".format(docs.filenames[0],
X[0].getnnz()))
print("done in {0} seconds".format(time() - t))

# 文本聚类
from sklearn.cluster import Kmeans, MiniBatchKMeans
print("clustering documents ...")
t = time()
n_clusters = 4
kmean = KMeans(n_clusters=n_clusters, max_iter=100, tol=0.01, verbose=1, n_init=3)
kmean.fit(X)
print("kmean: k={}, cost={}".format(n_clusters, int(kmean.inertia_)))
print("done in {0} seconds".format(time() - t))

# 打印实例数量
print(len(kmean.labels_))

# 打印实例 1000 到 1009 的簇号
print(kmean.labels_[1000:1010])

# 打印实例 1000 到 1009 的文件名
print(docs.filenames[1000:1010])

# 打印每个簇的前 10 个显著特征
print("Top terms per cluster:")
order_centroids = kmean.cluster_centers_.argsort()[:, ::-1]
terms = vectorizer.get_feature_names()
for i in range(n_clusters):
    print("Cluster %d:" % i, end='')
    for ind in order_centroids[i, :10]:
        print(' %s' % terms[ind], end='')
    print()
```

2.4.2 single-pass 示例

```
#coding:utf-8
"""
single-pass 增量聚类演示
"""

import numpy as np
from sklearn.datasets import load_files
from pyhanlp import *
import re
import codecs

NotionalTokenizer = JClass("com.hankcs.hanlp.tokenizer.NotionalTokenizer")
# 以文本在文本集中的顺序列出的文本向量矩阵（用 300 维向量表示）
text_vec = None
# 以文本在文本集中的顺序列出的话题序号列表
topic_serial = None
# 话题数量
topic_cnt = 0

# 加载词语向量词典
word_dict = dict()
with codecs.open('dictionary/cc.zh.300.vec', 'rb', 'utf-8', 'ignore') as infile:
    infile.readline()
    for line in infile:
        line = line.strip()
        if line:
            items_li = line.split()
            word = items_li[0]
            word_vec = np.array([float(w) for w in items_li[1::]])
            word_dict[word] = word_vec
print("load cc.zh.300.vec len = %d" % len(word_dict))

# 仅保留中文字符
def translate(text):
    p2 = re.compile(u'[^\u4e00-\u9fa5]')  # 中文的编码范围是：\u4e00 到\u9fa5
    zh = " ".join(p2.split(text)).strip()
    zh = ",".join(zh.split())
    res_str = zh  # 经过相关处理后得到中文的文本
    return res_str

# 预处理，实词分词器分词，查询词语向量，并返回文本向量
def preprocess(text):
    sen_vec = np.zeros((1, 300))
    # 去掉非中文字符
    text = translate(text)
    # 将\r\n 替换为空格
    text = re.sub(u'[\r\n]+', u' ', text)
    # 分词与词性标注，使用实词分词器
    word_li = NotionalTokenizer.segment(text)
    word_li = [w.word for w in word_li]
    # 去掉单字词
    word_li = [w for w in word_li if len(w)>1]
    # 查询每个词语的 fasttext 向量，计算句子向量
    valid_word_cnt = 0
    for word in word_li:
        if word in word_dict:
            sen_vec += word_dict[word]
            valid_word_cnt += 1
    if valid_word_cnt > 0:
        sen_vec = sen_vec*(1.0/valid_word_cnt)
    # 单位化句子向量
    sen_vec = sen_vec*(1.0/np.linalg.norm(sen_vec))
    return text, sen_vec

# single-pass
def single_pass(sen_vec, sim_threshold):
    global text_vec
    global topic_serial
    global topic_cnt
    if topic_cnt == 0:  # 第 1 次送入的文本
        # 添加文本向量
        text_vec = sen_vec
        # 话题数量+1
        topic_cnt += 1
```



```
        # 分配话题编号，话题编号从 1 开始
        topic_serial = [topic_cnt]
    else:  # 第 2 次及之后送入的文本
        # 文本逐一与已有的话题中的各文本进行相似度计算
        sim_vec = np.dot(sen_vec, text_vec.T)
        # 获取最大相似度值
        max_value = np.max(sim_vec)
        # 获取最大相似度值的文本所对应的话题编号
        topic_ser = topic_serial[np.argmax(sim_vec)]
        print("topic_ser", topic_ser, "max_value", max_value)
        # 添加文本向量
        text_vec = np.vstack([text_vec, sen_vec])
        # 分配话题编号
        if max_value >= sim_threshold:
            # 将文本聚合到该最大相似度的话题中
            topic_serial.append(topic_ser)
        else:
            # 否则新建话题，将文本聚合到该话题中
            # 话题数量+1
            topic_cnt += 1
            # 将新增的话题编号（也就是增加话题后的话题数量）分配给当前文本
            topic_serial.append(topic_cnt)

def main():
    # 加载数据
    data_all = load_files(container_path=r'data/news', categories=u'Sports',
                          encoding=u'gbk', decode_error=u'ignore')
    # 获取文本数据集
    data = data_all.data
    # 预处理后的文本数据集
    preprocessed_data = []
    # 进行增量聚类
    for text in data:
        text, text_vec = preprocess(text)
        single_pass(text_vec, 0.9)
        preprocessed_data.append(text)
    # 输出聚类结果
    with open('res_single_pass.txt', 'wb') as outfile:
        sorted_text = sorted(zip(topic_serial, preprocessed_data), key=lambda x:x[0])
        for topic_ser, text in sorted_text:
            out_str = u'%d\t%s\n' % (topic_ser, text)
            outfile.write(out_str.encode('utf-8', 'ignore'))
    print("program finished")
    # 在 mac 下释放向量内存时间较长，可以直接 ctrl+c 强制退出程序

if __name__ == '__main__':
    main()
```

3. 特征工程

3.1 文本表示

3.1.1 词袋模型

bag-of-words(BOW model)最早出现在自然语言处理(Natual Language Processing)和信息检索(Information Retrieval)领域。该模型**忽略掉文本的语法和语序**等要素，将其仅仅看作是若干个词汇的集合，文档中的每个单词的出现都是独立的。BOW 使用一组无序的单词(words)来表达一段文字或一个文档。
例：给定下边两个文档：
John likes to watch movies. Mary likes too.
John also likes to watch football games.
用词袋模型表示。
构建词典(dictionary)
{“John”:1, “likes”:2, “to”:3, “watch”:4, “movies”, 5, “also”:6, “football”:7, “games”:8, “Mary”:9, “too”:10}
词袋表示文本 1：[1,2,1,1,1,0,0,0,1,1]
词袋表示文本 2：[1,1,1,1,0,1,1,1,0,0]

> 为什么要用词袋模型表示文本？
> 文本的长度有长有短，为了用机器学习学习，需要文本的表示长度一样，因此在使用了词袋模型表示后，可以将不同长度的文本转成相同长度(词典的长度)的向量。

在 sklearn 中可以使用 CountVectorizer 方法构建单词的字典，每个单词实例被转成为特征向量的一个数值特征，每个元素是特定单词在文本中出现的次数。
Python 示例

```
## 词袋模型
In [1]: from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
# 文本
In [2]: texts = ["dog cat fish", "dog cat cat", "fish bird", "bird"]
# 实例化计数向量器
In [3]: cv = CountVectorizer()
# 统计文本集
In [4]: cv_fit = cv.fit_transform(texts)
# 获取文本集词汇表
In [5]: cv.get_feature_names()
Out[5]: ['bird', 'cat', 'dog', 'fish']
# 输出文本集矩阵，行表示文本，列依次表示上一步词汇表中的词语
In [6]: cv_fit.toarray()
Out[6]:
array([[0, 1, 1, 1],
       [0, 2, 1, 0],
       [1, 0, 0, 1],
       [1, 0, 0, 0]], dtype=int64)
# 计算每个特征词语在整个文本集中频次
In [7]: cv_fit.toarray().sum(axis=0)
Out[7]: array([2, 3, 2, 2], dtype=int64)
```


3.1.2 TF-IDF

TF-IDF 又可以用在文本的关键词抽取上，也就是下一节中介绍的特征选择的一种方法。它的核心思想是一篇文本中出现频率高的词认为是重要的词，这里需要注意的是，在统计前需要去除掉文本中的停用词。另一方面对于在一篇文本频率相同的词，如果词 A 在多篇文本中出现，而词 B 仅在很少的几篇文本中出现，则认为 B 比 A 更重要。用统计学语言表达，就是在词频(TF，文档频率)的基础上，要对每个词分配一个“重要性”权重。最常见的词（“的”、“是”、“在”）给予最小的权重，较常见的词（“中国”）给予较小的权重，较少见的词（“蜜蜂”、“养殖”）给予较大的权重。这个权重叫做“逆文档频率”(Inverse Document Frequency，缩写为 IDF)，它的大小与一个词的常见程度成反比。TF-IDF 最大的缺陷是向量的维度高，其实所有词袋模型都有这个严重缺陷。维度高造成了后续相似度或者文本分类的计算量非常大，同时数据稀疏也导致了相似度区分不明显。
TF 值的计算方法：

$$\text{词频(TF)} = \text{某个词在文章中出现次数}$$

$$\text{词频(TF)} = \frac{\textit{某个词在文章中的出现次数}}{\textit{文章的总词数}}$$

$$\text{词频(TF)} = \frac{\textit{某个词在文章中的出现次数}}{\textit{该文出现次数最多的词的出现次数}}$$

IDF 值的计算方法：

$$\text{逆文档频率(IDF)} = \log\left(\frac{\textit{语料库的文档总数}}{\textit{包含该词的文档数}+1}\right)$$

TF-IDF 值的计算方法：

$$\text{TF} - \text{IDF} = \text{词频(TF)} \times \text{逆文档频率(IDF)}$$

在 sklearn 中 TfidfVectorizer 使用了一个高级的计算方法，称为 Term Frequence Inverse Document Frequence(TF-IDF)。这是一个衡量一个词在文本或语料中重要性的统计方法。直觉上讲，该方法通过比较整个语料库的词的频率，寻求在当前文档中频率较高的词。这是一种将结果进行标准化的方法，可以**避免因为有些词出现太过频率而对一个实例的特征化作用不大的情况**。

Python 示例

```
## TF-IDF
In [8]: from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
# 文档集
In [9]: texts = ["The quick brown fox jumped over the lazy dog.",
   ...: "The dog.",
   ...: "The fox."]
# 实例化向量化器
In [10]: vectorizer = TfidfVectorizer()
# 词条话文档集以及创建词汇表
In [11]: vectorizer.fit(texts)
Out[11]:
TfidfVectorizer(analyzer='word', binary=False, decode_error='strict',
        dtype=<class 'numpy.float64'>, encoding='utf-8', input='content',
        lowercase=True, max_df=1.0, max_features=None, min_df=1,
        ngram_range=(1, 1), norm='l2', preprocessor=None, smooth_idf=True,
        stop_words=None, strip_accents=None, sublinear_tf=False,
        token_pattern='(?u)\\b\\w\\w+\\b', tokenizer=None, use_idf=True,
        vocabulary=None)
# 输出词汇表
In [12]: vectorizer.vocabulary_
Out[12]:
{'brown': 0,
 'dog': 1,
 'fox': 2,
 'jumped': 3,
 'lazy': 4,
 'over': 5,
 'quick': 6,
 'the': 7}
# 输出词汇表中每个词对应的 idf 值
In [13]: vectorizer.idf_
Out[13]:
array([1.69314718, 1.28768207, 1.28768207, 1.69314718, 1.69314718,
       1.69314718, 1.69314718, 1.        ])
# 向量化一篇文本
In [14]: vector = vectorizer.transform([texts[0]])
# 输出一篇文本向量的长度
In [15]: vector.shape
Out[15]: (1, 8)
# 输出一篇文本向量
In [16]: vector.toarray()
Out[16]:
array([[0.36388646, 0.27674503, 0.27674503, 0.36388646, 0.36388646,
        0.36388646, 0.36388646, 0.42983441]])
```

3.2 特征选择

特征选择在文本分类中指的是筛选从训练集中得到的词汇表中的词语。去掉那些对类别没有指征作用的词。比如某个词语很少出现，却又都集中出现在某一个类别中，并且与类别又没有什么关系，对于这样的词语就应当从词汇表中去除。去除一些没有必要的词语，使得特征向量的维度降低，不仅可以提高模型的训练和预测时间，而且在某些模型中可以提高预测精度。针对某一个具体类别的标准特征选择流程如下：

输入：文档集，类别名称，需要抽取出的特征词数量
输出：最佳特征词列表L'
步骤：
(1) 扫描文档集得到词汇表 V
(2) 初始化候选特征词列表 L
(3) 从词汇表 V 中读取一个词语 t
(4) 计算效用指标 A(t,c)
(5) 将词语 t 及其效用指标 A(t,c)添加到候选特征词表 L
(6) 词汇表遍历完毕进入（7），否则继续（3）
(7) 对候选特征词表 L 按照效用指标降序排列得到L'

3.2.1 互信息

两个随机变量 X、Y 的互信息定义为 X、Y 的联合概率分布和各自独立分布乘积的相对熵，用 I(X,Y)表示。互信息可以看成是一个随机变量中包含的关于另一个随机变量的信息量。或者说一个随机变量由于已知另一个随机变量而减少的不确定性。信息量、条件熵、熵之间的关系 H(Y|X)=H(Y)-I(X,Y)，H(Y|X)= H(X,Y)-H(X)，由此两个公式即可得 I(X,Y)=H(X)+H(Y)-H(X,Y)。

在文本的特征选择中互信息是一个常见的度量方法，它衡量的是词项 t 对于类别 c 不确定性的减少程度，显然 I(t,c)的值越大，说明词项越重要。具体的词项与类别的互信息的定义式为

$$I(U;C)=\sum_{e_t\epsilon\{0,1\}}\sum_{e_c\in\{0,1\}}P(U=e_t,C=e_c)\log_2\frac{P(U=e_t,C=e_c)}{P(U=e_t)P(C=e_c)}$$

用 MLE 估计概率值后，得到互信息公式

$$I(U;C)=\frac{N_{11}}{N}\log_2\frac{N_{11}N}{(N_{11}+N_{10})(N_{11}+N_{01})}+\frac{N_{01}}{N}\log_2\frac{N_{01}N}{(N_{01}+N_{00})(N_{01}+N_{11})}+\frac{N_{10}}{N}\log_2\frac{N_{10}N}{(N_{10}+N_{11})(N_{10}+N_{00})}+\frac{N_{00}}{N}\log_2\frac{N_{00}N}{(N_{00}+N_{10})(N_{00}+N_{01})}$$

其中，N_{xy}表示的是词项$x=e_t$（$e_t\in\{0,1\}$）和类别$y=e_c$（$e_c\in\{0,1\}$）情况下所对应的文档数目，于是，N_{11}表示包含词项 t 且属于类 c 的文档数；N_{10}表示包含词项 t 且不属于类 c 的文档数；N_{01}表示不包含词项 t 且属于类 c 的文档数；N_{00}表示不包含词项 t 且不属于类 c 的文档数；$N=N_{00}+N_{01}+N_{10}+N_{11}$是所有文档的数目。

例：在含有 6 个类别的文档集中进行互信息特征抽取的例子

Medical	Sports	Agriculture
治疗 368.0099534384237	农业 1435.160285416867	农业 1917.364197004155
疗效 248.5683626864011	农产品 797.438645422512	农产品 1045.8375308438606
患者 241.35098664035846	产量 652.6958119639446	粮食 836.8183024183533
病人 169.57704337451065	粮食 638.809265570511	产量 820.2077664482362
肿瘤 148.35584261922057	训练 597.2331401001437	农村 797.9503296860242
医院 143.7391567175393	农村 588.0870413378718	农户 755.201145705948
癌症 142.88300058328016	比赛 578.6929977131628	土地 733.2857160468188
手术 136.34570477247502	农户 573.7547140476672	耕地 666.7895067793634
外科 125.96090451366103	土地 545.0782615025894	面积 610.7652521669077
临床 121.06540837233051	耕地 506.81372161370456	品种 590.2273092862546
Education	**Electronics**	**Communication**
六一 67.49722950858728	集成电路 403.36287092958247	邮电部 686.5554648733478
今天下午 52.76692698902033	半导体 399.8186372766048	通信网 599.2090220100024
后天下之乐而乐 52.45705681207393	电子产品 399.8186372766048	通信 590.1858207617084
公而忘私 52.45705681207393	电子部 284.4972962524497	邮电 394.13444597832074
阿姨 52.45705681207393	电子 240.2675387388617	卫星通信 255.1420080188027
挤命 52.45705681207393	工业园区 199.58052041685784	光缆 237.09923663286878
无政府主义 52.45705681207393	电子元件 199.58052041685784	移动电话 215.84702089109126
办得更好 52.45705681207393	科研开发 131.17323206699157	交换机 215.84702089109126
教育电视台 52.45705681207393	录像机 125.30261148932676	电信 180.3210448149559
倡议书 52.45705681207393	２７００万 117.77841292622638	覆盖全国 142.02536989415796

3.2.2 卡方统计量

在统计学中χ^2统计量常常用于检测两个事件的独立性。在特征选择中，两个事件分别是指词项的出现和类别的出现。定义式为：

$$\chi^2(D,t,c)=\sum_{e_t\in\{0,1\}}\sum_{e_c\in\{0,1\}}\frac{\left(N_{e_te_c}-E_{e_te_c}\right)^2}{E_{e_te_c}}$$

其中，e_t表示词项出现与否的随机变量的具体值，它的取值范围为 0 到 1。e_c表示是否属于类别的随机变量的具体值，它的取值范围为 0 到 1。N_{xy}表示语料中词项类别组合实际的出现次数，E_{xy}表示词项类别组合期望的出现次数。$E_{xy}=N\times\frac{N_{x\cdot}}{N}\times\frac{N_{\cdot y}}{N}$。一个算术上更简单的$\chi^2$计算公式如下：

$$\chi^2(D,t,c)=\frac{(N_{11}+N_{10}+N_{01}+N_{00})\times(N_{11}N_{00}-N_{10}N_{01})^2}{(N_{11}+N_{01})(N_{11}+N_{10})(N_{10}+N_{00})(N_{01}+N_{00})}$$

式子中 N11 表示包含词项 t 且属于类别 c 的文档数，N10 表示包含词项 t 且不属于类别 c 的文档数，N00 不包含词项 t 且不属于类别 c 的文档数，N01 不包含词项 t 且属于类别 c 的文档数。

χ^2度量的是期望值 E 和观察值 N 的偏离程度。χ^2值大则意味着独立性假设不成立，此时期望值和观察值相差不大。χ^2值越大，则词项与类目相关度越大。

例子：在含有 6 个类别的文档集中进行卡方特征抽取的例子

Medical	Sports	Agriculture
治疗 368.0099534384237	农业 1435.160285416867	农业 1917.364197004155
疗效 248.5683626864011	农产品 797.438645422512	农产品 1045.8375308438606
患者 241.35098664035846	产量 652.6958119639446	粮食 836.8183024183533
病人 169.57704337451065	粮食 638.809265570511	产量 820.2077664482362
肿瘤 148.35584261922057	训练 597.2331401001437	农村 797.9503296860242
医院 143.7391567175393	农村 588.0870413378718	农户 755.201145705948
癌症 142.88300058328016	比赛 578.6929977131628	土地 733.2857160468188
手术 136.34570477247502	农户 573.7547140476672	耕地 666.7895067793634
外科 125.96090451366103	土地 545.0782615025894	面积 610.7652521669077
临床 121.06540837233051	耕地 506.81372161370456	品种 590.2273092862546
Education	**Electronics**	**Communication**
六一 67.49722950858728	集成电路 403.36287092958247	邮电部 686.5554648733478
今天下午 52.76692698902033	半导体 399.8186372766048	通信网 599.2090220100024
后天下之乐而乐 52.45705681207393	电子产品 399.8186372766048	通信 590.1858207617084
公而忘私 52.45705681207393	电子部 284.4972962524497	邮电 394.13444597832074
阿姨 52.45705681207393	电子 240.2675387388617	卫星通信 255.1420080188027
拚命 52.45705681207393	工业园区 199.58052041685784	光缆 237.09923663286878
无政府主义 52.45705681207393	电子元件 199.58052041685784	移动电话 215.84702089109126
办得更好 52.45705681207393	科研开发 131.17323206699157	交换机 215.84702089109126
教育电视台 52.45705681207393	录像机 125.30261148932676	电信 180.3210448149559
倡议书 52.45705681207393	２７００万 117.77841292622638	覆盖全国 142.02536989415796

3.2.3 频率

频率计算方法有两种，第 1 种是词项 t 在 c 类文档集中出现次数/c 类文档集包含的词项总数。第 2 种是 c 类文档集中包含词项 t 的文档数/c 类文档集文档总数。

例子：在含有 6 个类别的文档集中进行频率特征抽取的例子

Medical	Sports	Agriculture
治疗 0.5098039215686274	文献 0.7086991221069433	农业 0.9520078354554359
专家 0.3333333333333333	中的 0.6065442936951316	农村 0.66307541625857
医疗 0.29411764705882354	原刊期 0.6065442936951316	文献 0.6258570029382958
医院 0.27450980392156865	原刊页 0.6033519553072626	中的 0.6199804113614104
患者 0.27450980392156865	培养 0.4764565043894653	农产品 0.5690499510284035
发现 0.2549019607843137	学习 0.4533120510774142	原刊期 0.5582761998041136
百分之 0.23529411764705882	训练 0.4301675977653631	原刊页 0.5582761998041136
临床 0.21568627450980393	第一 0.4205905826017558	作者 0.5288932419196866
疗效 0.21568627450980393	重视 0.4158020750199521	土地 0.5004897159647405
疾病 0.19607843137254902	学校 0.4142059058260176	措施 0.49167482859941236
Education	**Electronics**	**Communication**
学校 0.6440677966101694	电子 0.6296296296296297	通信 0.72
学生 0.4915254237288136	计算机 0.4074074074074074	邮电 0.4
培养 0.4406779661016949	美元 0.3703703703703035	通信网 0.4
学习 0.423728813559322	设备 0.2962962962962963	电话 0.36
教师 0.423728813559322	集成电路 0.2962962962962963	北京 0.36
北京 0.3389830508474576	工业 0.2962962962962963	设备 0.32
文化 0.288135593220339	１０ 0.25925925925925924	业务 0.32
知识 0.2711864406779661	一家 0.25925925925925924	邮电部 0.32
事业 0.2711864406779661	芯片 0.25925925925925924	中心 0.28
教学 0.2711864406779661	本报 0.25925925925925924	上海 0.28

代码

```
#coding:utf-8
"""
互信息特、卡方、频率征抽取示例
"""

import codecs
import os
import re
from math import log2
from sklearn.datasets import load_files
import sys
from pyhanlp import *

def loadStopWords(file_name):
    """
    加载停用词表
    :param file_name: 文件名称
    :return:
    """
    global stopwords
    with codecs.open(file_name, 'rb', 'gbk', 'ignore') as infile:
        for line in infile:
            line = line.strip()
            if line:
                stopwords.add(line)

def getDocuments(root_path, file_path_li):
    """
    读取原始文档集并进行预处理
    :param file_path: 文档集所在路径
    :return: 预处理后的文档列表
    """
    all_text = []
    all_data = load_files(container_path=root_path, categories=file_path_li,
    encoding="gbk", decode_error = "ignore")
    for label, raw_text in zip(all_data.target, all_data.data):
        word_li = preprocess(raw_text)
        label = all_data.target_names[label]
        all_text.append((label, set(word_li)))
    return all_text

def preprocess(raw_text):
    """
    预处理
    :param raw_text:
    :return:
    """
    global stopwords
    # 将换行回车符替换为空格
    raw_text = re.sub(u'\r|\n', ' ', raw_text)
    # 去掉数值字母
    raw_text = re.sub(u'[0-9a-zA-z\.]+', u'', raw_text)
    # 分词
    word_li = [w.word for w in HanLP.segment(raw_text)]
    # 去除空白符
    word_li = [w.strip() for w in word_li if w.strip()]
    # 移除单字词
    word_li = [w for w in word_li if len(w)>1]
    # 去除停用词
    word_li = [w for w in word_li if w not in stopwords]
    return word_li

def getVocabulary(all_text):
    """
    获取文档集词汇表
    :param all_text:
    :return:
    """
    global vocabulary
    for label, word_set in all_text:
        vocabulary |= word_set

def multual_infomation(N_10, N_11, N_00, N_01):
    """
    互信息计算
    :param N_10:
    :param N_11:
    :param N_00:
    :param N_01:
    :return: 词项 t 互信息值
    """
    N = N_11 + N_10 + N_01 + N_00
    I_UC = (N_11 * 1.0 / N) * log2((N_11 * N * 1.0) / ((N_11 + N_10) * (N_11 + N_01))) +
\
           (N_01 * 1.0 / N) * log2((N_01 * N * 1.0) / ((N_01 + N_00) * (N_01 + N_11))) +
\
           (N_10 * 1.0 / N) * log2((N_10 * N * 1.0) / ((N_10 + N_11) * (N_10 + N_00))) +
\
           (N_00 * 1.0 / N) * log2((N_00 * N * 1.0) / ((N_00 + N_10) * (N_00 + N_01)))
    return I_UC

def chi_square(N_10, N_11, N_00, N_01):
    """
    卡方计算
    :param N_10:
    :param N_11:
    :param N_00:
    :param N_01:
    :return: 词项 t 卡方值
    """
    fenzi = (N_11 + N_10 + N_01 + N_00)*(N_11*N_00-N_10*N_01)*(N_11*N_00-N_10*N_01)
    fenmu = (N_11+N_01)*(N_11+N_10)*(N_10+N_00)*(N_01+N_00)
    return fenzi*1.0/fenmu

def freq_select(t_doc_cnt, doc_cnt):
    """
    频率特征计算
    :param t_doc_cnt: 类别 c 中含有词项 t 的文档数
    :param doc_cnt: 类别 c 中文档总数
    :return: 词项 t 频率特征值
    """
    return t_doc_cnt*1.0/doc_cnt

def selectFeatures(documents, category_name, top_k, select_type="chi"):
    """
    特征抽取
    :param documents: 预处理后的文档集
    :param category_name: 类目名称
    :param top_k:  返回的最佳特征数量
    :param select_type: 特征选择的方法，可取值 chi,mi,freq，默认为 chi
    :return:  最佳特征词序列
    """
    L = []
    # 互信息和卡方特征抽取方法
    if select_type == "chi" or select_type == "mi":
        for t in vocabulary:
            N_11 = 0
            N_10 = 0
            N_01 = 0
            N_00 = 0
            N = 0
            for label, word_set in documents:
                if (t in word_set) and (category_name == label):
                    N_11 += 1
                elif (t in word_set) and (category_name != label):
                    N_10 += 1
                elif (t not in word_set) and (category_name == label):
                    N_01 += 1
                elif (t not in word_set) and (category_name != label):
                    N_00 += 1
                else:
                    print("N error")
                    exit(1)

            if N_00 == 0 or N_01 == 0 or N_10 == 0 or N_11 == 0:
                continue
            # 互信息计算
            if type == "mi":
                A_tc = multual_infomation(N_10, N_11, N_00, N_01)
            # 卡方计算
            else:
                A_tc = chi_square(N_10, N_11, N_00, N_01)
            L.append((t, A_tc))
```

```
    # 频率特征抽取法
    elif select_type == "freq":
        for t in vocabulary:
            # C 类文档集中包含的文档总数
            doc_cnt = 0
            # C 类文档集包含词项 t 的文档数
            t_doc_cnt = 0
            for label, word_set in documents:
                if category_name == label:
                    doc_cnt += 1
                    if t in word_set:
                        t_doc_cnt += 1
            A_tc = freq_select(t_doc_cnt, doc_cnt)
            L.append((t, A_tc))
    else:
        print("error param select_type")
    return sorted(L, key=lambda x:x[1], reverse=True)[:top_k]

# 定义停用词表
stopwords = set()
# 定义词汇表
vocabulary = set()

if __name__ == "__main__":
    # if len(sys.argv) != 2:
    #     print("python 特征选择.py chi|mi|freq")
    #     exit(1)
    # feature_select_type = sys.argv[1]
    # 加载停用词
    loadStopWords(r"dictionary/stopwords.txt")
    print("stopwords len = ", len(stopwords))
    # 读取文档集
    category_name_li = ["Medical", "Sports", "Agriculture",
                        "Education", "Electronics", "Communication"]
    # 输出语料
    # outputCorpus(category_name_li)
    # 获取文本
    all_text = getDocuments(r"data/news", category_name_li)
    print("all_text len = ", len(all_text))
    # 读取词汇表
    getVocabulary(all_text)
    print("vocabulary len = ", len(vocabulary))
    # 获取特征词表
    print("="*20, '\n', "  卡方特征选择  \n", "="*20)
    feature_select_type = "chi"
    for category_name in category_name_li:
        # 特征抽取，最后一个参数可选值 "chi"卡方,"mi"互信息,"freq"频率
        feature_li = selectFeatures(all_text, category_name, 10, feature_select_type)
        print(category_name)
        for t, i_uc in feature_li:
            print(t, i_uc)
        print("="*10)

    print("="*20, '\n', "  互信息特征选择  \n", "="*20)
    feature_select_type = "mi"
    for category_name in category_name_li:
        # 特征抽取，最后一个参数可选值 "chi"卡方,"mi"互信息,"freq"频率
        feature_li = selectFeatures(all_text, category_name, 10, feature_select_type)
        print(category_name)
        for t, i_uc in feature_li:
            print(t, i_uc)
        print("="*10)

    print("="*20, '\n', "  频率特征选择  \n", "="*20)
    feature_select_type = "freq"
    for category_name in category_name_li:
        # 特征抽取，最后一个参数可选值 "chi"卡方,"mi"互信息,"freq"频率
        feature_li = selectFeatures(all_text, category_name, 10, feature_select_type)
        print(category_name)
        for t, i_uc in feature_li:
            print(t, i_uc)
        print("="*10)
    print("program finished")
```


3.2.4 信息增益

利用信息增益进行特征选择的方法的基本原理是选择能为分类系统带来最多信息量的特征，从另一个角度来说，就是选择那些使分类系统不确定性减少的特征。对分类系统来说，类别 C 是变量，它可能的取值是 C1,C2,…,Cn，而每个类别出现的概率是 P(C1),P(C2),…,P(Cn)，此时分类系统的熵为

$$H(C) = \sum_{i=1}^{n} P(Ci)\log P(Ci)$$

套用到通信系统的信源，则系统输出的类别就是信源输出的符号种类。如何将特征 t 结合到系统熵公式中以描述 t 给系统熵带来的变化呢？答案就是使用条件熵。也就是固定特征 t 的条件下计算系统条件熵。这里需要说明熵和信息量在值上相等，只不过熵用来描述信源的不确定程度，信息量描述信宿收到信源信息后得到的信息量。条件熵的计算公式为

$$\mathrm{H(C|T)} = \mathrm{P(t)H(C|t)} + \mathrm{P}(\bar{t})H(C|\bar{t})$$

其中$\mathrm{H(C|t)} = -\sum_{i=1}^{n} P(Ci|t)\log_2 P(Ci|t)$，$H(C|\bar{t})$同理。

因此，最终特征 t 能够给系统带来的信息增益为

$$\begin{aligned} IG(T) &= H(C) - H(C|T) \\ &= -\sum_{i=1}^{n} P(Ci)\log_2 P(Ci) + P(t)\sum_{i=1}^{n} P(Ci|t)\log_2 P(ci|t) \\ &\quad + P(\bar{t})\sum_{i=1}^{n} P(Ci|\bar{t})\log_2 P(ci|\bar{t}) \end{aligned}$$

其中，$\mathrm{P(Ci)} = \frac{\text{属于}Ci\text{的文档数}}{\text{训练集文档总数}}$，$\mathrm{P}(t) = \frac{\text{出现过}T\text{的文档数}}{\text{训练集文档总数}}$，$P(Ci|t) = \frac{\text{出现}T\text{且属于类别}Ci\text{的文档数}}{\text{出现}T\text{的文档数}}$。

信息增益也是考虑了特征出现和不出现两种情况，但信息增益最大的问题还在于它仅仅能考察特征对整个系统的贡献，而不能详细到某个类别上，这就使得它仅仅适合用来做所谓“全局”的特征选择。

详细内容可以阅读 https://www.cnblogs.com/bhlsheji/p/4580439.html

```
#coding:utf-8
"""
特征选择信息增益法演示
"""

from sklearn.datasets import load_files
from pyhanlp import *
from math import log2
import numpy as np
import re

NotionalTokenizer = JClass("com.hankcs.hanlp.tokenizer.NotionalTokenizer")

print("加载文件...")
data = load_files(r'data/news', encoding='gbk', decode_error='ignore')

# 预处理
def preprocess(text):
    # 只保留中文字符
    text = translate(text)
    # 分词
    word_li = NotionalTokenizer.segment(text)
    # 保留字数>1 的词，去掉人名
    word_li = [w.word for w in word_li if len(w.word) > 1 and word.nature != 'nr']
    return word_li

# 仅保留中文字符
def translate(text):
    p2 = re.compile(u'[^\u4e00-\u9fa5]')  # 中文的编码范围是：\u4e00 到\u9fa5
    zh = " ".join(p2.split(text)).strip()
    zh = ",".join(zh.split())
    res_str = zh  # 经过相关处理后得到中文的文本
    return res_str

# 计算类别熵
label_entropy = 0.0
```

```
label_dict = dict()
for label in data.target:
    label_dict.setdefault(label, 0)
    label_dict[label] += 1
for ci in label_dict.keys():
    p_r_ci = label_dict[ci]*1.0/len(data.target)
    label_entropy += -1.0*p_r_ci*log2(p_r_ci)
print('label_entropy = ', label_entropy)

# 统计词语的出现信息
word_dict = dict()
for text, label in zip(data.data, data.target):
    word_li = preprocess(text)
    word_li = list(set(word_li))
    for word in word_li:
        word_dict.setdefault(word, [0]*len(label_dict))
        word_dict[word][label] += 1
print("vocabulary len = ", len(word_dict))

# 计算每个词语的信息增益
word_ig_li = []
for t, cnt_li in word_dict.items():
    # 词语至少出现 10 次
    if sum(cnt_li) < 10:
        pass
    p_t = sum(cnt_li)*1.0/len(data.data)
    p_t_n = 1 - p_t
    ci_t_entropy = 0.0
    ci_t_n_entropy = 0.0
    for cnt in cnt_li:
        p_ci_t = cnt/sum(cnt_li)
        p_ci_n_t = 1 - p_ci_t
        if p_ci_t == 0:
            ci_t_entropy += 0
        else:
            ci_t_entropy += p_ci_t * log2(p_ci_t)
        if p_ci_n_t == 0:
            ci_t_n_entropy += 0
        else:
            ci_t_n_entropy += p_ci_n_t * log2(p_ci_n_t)
    t_entropy = p_t * ci_t_entropy
    t_n_entropy = p_t_n * ci_t_n_entropy
    ig_t = label_entropy + t_entropy + t_n_entropy
    word_ig_li.append((t, ig_t))

word_ig_li = sorted(word_ig_li,key=lambda x:x[1], reverse=True)
for word, ig in word_ig_li[:60]:
     print(word, ig)
```

3.2.5 不同特征选择方法的比较

对于卡方特征选择法，即使词项 t 几乎不携带任何有关文档归属类别 c 的信息，t 和 c 的独立性假设有时也可能在置信度很高的情况下被拒绝。对于罕见词项尤其如此，罕见词就代表着统计显著性。由于卡方基于显著统计性来选择特征，因此它会比互信息选出更多的罕见词，而这些词对于分类是不太可靠的。尽管互信息和卡方有很多不同之处，基于两者的分类精度看上去并没有系统上的太大不同。不论是互信息、卡方还是频率方法，都是基于贪心的策略，筛选出的词语之间存在较高的相关性，也就是存在冗余信息，尽管这种冗余会对分类精度造成负面影响，但是由于非贪心策略计算开销大，因而在文本分类中很少使用。卡方特征抽取方法和互信息特征抽取方法都需要至少 2 个类别的数据，频率特征抽取方法需要至少 1 个类别的数据。

3.2.6 多类问题的特征选择方法

	词 1	词 2	…	词 m
c1	A(t1,c1)	A(t2,c1)	…	A(tm,c1)
c2	A(t1,c2)	A(t2,c2)	…	A(tm,c2)
…				
cn	A(t1,cn)	A(t2,c2)	…	A(tm,cn)
平均值	a(t1)	a(t2)	…	a(tm)

把每个类别 ci 看作一个二分类问题，对每个类 ci 计算每个词项 ti 的效用指标。最后对表中的每个列（即每个词项 ti）求平均值 a(ti)作为词项 ti 的最终的效用指标。

3.3 关键词抽取

3.3.1 TF-IDF 关键词抽取

在特征选择那节中，我们从抽取出的类目关键词看出“运动”类和“农业”类，“教育”类有很大的重叠性，说明我们的“运动”类语料是不纯的或者说文本本身在内容上就既有“运动”类关键词又有“教育”类关键词，于是我们想到了用聚类方法将“运动”类下所有文本分块，去看看具体是哪些块含有了“农业”类以及“教育”类的关键词。对于完全属于“农业”或“教育”类的文本我们将其直接滤掉，而对于含有两个类目关键词的文本我们只能通过规则的方法予以处理。

心得：实践中造成误分类的原因主要有两种，第 1 种是由于语料不纯导致，也就是训练文本放错了类目。第 2 种是由于文本所描述的内容自身就含有两个以上类目的关键词。第 2 种问题不论文本长短都有可能发生，从哲学角度来说，万物也都是关联的（自己瞎邹的）。比如说非常经典的几个商品示例“电话机插座”，“佳能相机专用相机套”，“苹果笔记本电脑包”等等等。对于这种问题，需要具体领域具体分析，针对商品类就涉及到识别核心物品词，通俗地说就是要让机器明白到底是电话机还是插座，到底是相机，还是相机套，到底是笔记本还是电脑包。不要想当然认为这个问题非常好解决，从规则上说可以解决一部分问题，但是中文的表述的乱序就是无规律可循。所谓群龙无首吉。

我们用 tf-idf 法看看对“运动”类文本聚类（聚类使用的是 single-pass 方法，可以看前 single-pass 示例）得到的每个簇的前 10 和后 10 关键词，看看是否有“农业”类和“教育”类的词语。tf-idf 法抽取关键词的代码见下，有关关键值的计算我们没有用 TextCollection 的 tf 方法，因为该方法的计算速度实在太慢了，原因是它是直接遍历文本单词列表做的，我们使用的是 FreqDist 计算的 tf 值。当然 idf 值的计算使用的是 TextCollection，但是它的速度依然很慢，我没有具体看里边的实现，估计是每计算一个词的 idf 值，都会遍历一遍整个文档集。说到这里恐怕大家对 TextCollection 方法很失望，我也是特别失望，不过实在不想自己去写这样的代码，原因是第 1 写了也留不下来，第 2 写了还得检查，第 3 统计词频单线程的话肯定慢，综上，还是用现成的可用的代码吧。

```
#coding:utf-8
"""
对"运动"类增量聚类结果中的每个簇抽取关键词
方法为 tf-idf 法
"""

import codecs
from pyhanlp import *
import re
from nltk.probability import FreqDist
from nltk.text import TextCollection
import time

NotionalTokenizer = JClass("com.hankcs.hanlp.tokenizer.NotionalTokenizer")

# 仅保留中文字符
def translate(text):
    p2 = re.compile(u'[^\u4e00-\u9fa5]')  # 中文的编码范围是：\u4e00 到\u9fa5
    zh = " ".join(p2.split(text)).strip()
    zh = ",".join(zh.split())
    res_str = zh  # 经过相关处理后得到中文的文本
    return res_str

# 预处理，实词分词器分词，查询词语向量，并返回文本向量
def preprocess(text):
    # 去掉非中文字符
    text = translate(text)
    # 将\r\n 替换为空格
    text = re.sub(u'[\r\n]+', u' ', text)
    # 分词与词性标注，使用实词分词器
    word_li = NotionalTokenizer.segment(text)
    word_li = [w.word for w in word_li]
    # 去掉单字词
    word_li = [w for w in word_li if len(w)>1]
    return word_li

text_dict = dict()
with codecs.open('data/res_single_pass.txt', 'rb', 'utf-8', 'ignore') as infile:
    for line in infile:
```



```
        line = line.strip()
        if line:
            cluster_ser, text = line.split(u'\t')
            text_dict.setdefault(cluster_ser, [])
            text_dict[cluster_ser].append(text)

outfile = open('data/cluster_keywords.txt', 'wb')
outfile2 = open('data/cluster_keywords2.txt', 'wb')

for cluster_ser, text_li in text_dict.items():
    print("cluster", cluster_ser, "text cnt=", len(text_li))
    # if cluster_ser == "3" or cluster_ser == "5":
    #     continue
    t0 = time.time()
    vocabulary_set = set()
    cluster_text_li = []
    for text_ser, text in enumerate(text_li):
        word_li = preprocess(text)
        cluster_text_li.append(tuple(word_li))
        vocabulary_set |= set(word_li)
    t1 = time.time()
    print("预处理簇内文本 %.2f s, 词汇表长度 = %d" % ((t1-t0), len(vocabulary_set)) )
    stats = TextCollection(cluster_text_li)
    fdist = FreqDist([w for text in cluster_text_li for w in text])
    t0 = time.time()
    word_li = []
    for word in vocabulary_set:
        # 计算词语在簇内的 tf 值
        word_tf = fdist.freq(word)
        # 计算词语在簇内文档间的 idf 值
        word_idf = stats.idf(word)
        # 计算词语 tf-idf 值
        word_tf_idf = word_tf * word_idf
        if len(cluster_text_li) > 1:
            word_li.append((word, word_tf_idf))
        else:
            word_li.append((word, word_tf))
    t1 = time.time()
    print("计算词语 tf 值 idf 值 tf_idf 值 %.2f s" % (t1 - t0))
    word_li = sorted(word_li, key=lambda x:x[1], reverse=True)

    out_str = u'%s\t%s\n' %(cluster_ser, u' '.join([u'%s:%.3f' % (w[0],w[1]) for w in
word_li[:10]]))
    outfile.write(out_str.encode('utf-8', 'ignore'))

    out_str = u'%s\t%s\n' %(cluster_ser, u' '.join([u'%s:%.3f' % (w[0],w[1]) for w in word_li[-
10:]]))
    outfile2.write(out_str.encode('utf-8', 'ignore'))

outfile.close()
outfile2.close()
```

抽取结果见下

1 噪声:0.012 线粒体:0.011 赛场:0.009 举重:0.007 心肌:0.007 运动员:0.007 睾酮:0.007 肌球蛋白:0.006 赛前:0.006 皮质醇:0.005

2 射箭:0.089 世界纪录:0.067 山本博:0.067 日本:0.067 单轮:0.044 获得:0.044 成绩:0.044 运动员:0.044 男子:0.044 今天:0.044

21 日本:0.030 古桥:0.017 参观:0.016 参加:0.012 奥运会:0.012 主席:0.012 友谊:0.012 举办:0.012 体育:0.011 相信:0.011

38 万人:0.137 上年:0.074 增加:0.059 百分点:0.025 学校:0.025 增长:0.025 全国:0.025 在校生:0.021 初中:0.020 专任教师:0.018

12 女队:0.094 男队:0.094 赛区:0.065 出线权:0.036 朝鲜:0.029 苏联:0.029 形势:0.022 比赛:0.022 淘汰:0.022 明朗:0.022

6 南华:0.056 东华:0.044 元老:0.044 愉园:0.044 刘锦波:0.022 上半时:0.022 体力:0.022 何耀强:0.022 足球:0.022 邀请赛:0.022

14 美国:0.035 铅球:0.035 男子:0.035 竞走:0.023 女子:0.023 举行:0.012 克里:0.012 萨克斯比:0.012 田径赛:0.012 巴恩斯:0.012

27 运动会:0.040 沙漠:0.040 沙丘:0.030 宁夏:0.030 黄河:0.020 比赛:0.020 米高:0.020 大漠:0.020 接力赛:0.020 机关:0.010

18 心理:0.120 调控:0.080 运动员:0.080 应激:0.060 赛前:0.060 射击:0.040 研究:0.040 方法:0.040 提供:0.020 达到:0.020

39 卡巴迪:0.088 印度:0.059 举行:0.059 比赛:0.059 参加:0.059 亚运会:0.059 卡纳塔克邦:0.029 日电:0.029 加拉邦:0.029 新华社:0.029

24 高尔夫球:0.135 缅甸:0.081 选手:0.081 参加:0.081 亚运会:0.081 仰光:0.054 选出:0.054 比赛:0.054 协会:0.054 日电:0.027

3 学生:0.009 教育:0.008 课程:0.008 幼儿:0.005 运动员:0.004 孩子:0.004 教学:0.004 学校:0.004 动作:0.003 学科:0.003

```
35	上海:0.083 东华:0.067 元老:0.067 台北:0.050 足球:0.050 邀请赛:0.033 足球赛:0.033 孔雀:0.033 日电:0.017 海东:0.017
9	登山队:0.066 和平:0.053 成功:0.053 成都:0.053 中苏:0.039 总领事:0.026 登上:0.026 欢迎:0.026 艾德:0.026 队伍:0.026
8	成绩:0.012 中国队:0.011 金牌:0.011 世界:0.011 项目:0.011 锦标赛:0.010 选手:0.010 中国:0.010 朝鲜:0.009 女子:0.008
31	南朝鲜队:0.081 比赛:0.054 快讯:0.054 日电:0.027 汤姆斯杯:0.027 中国羽毛球队:0.027 金文秀:0.027 记者:0.027 中国男队:0.027 名古屋:0.027
15	尼泊尔:0.075 向导:0.075 成功:0.050 登上:0.050 登山:0.050 瑞典:0.050 日电:0.025 旅游部:0.025 基尔:0.025 峰顶:0.025
29	澳门:0.141 国际奥委会:0.054 绍祖:0.043 体育:0.033 加入:0.033 小可:0.022 支持:0.022 主席:0.022 访问:0.022 重申:0.022
13	选手:0.171 西德:0.049 金牌:0.049 比赛:0.037 银牌:0.037 苏联:0.037 法国:0.024 决出:0.024 夺走:0.024 英国:0.024
25	飞马:0.015 比赛:0.011 复赛:0.011 进行:0.011 机械厂:0.011 自行车:0.011 机床:0.008 足球赛:0.008 广东:0.008 顺德:0.008
33	亚运会:0.073 领导:0.055 记者:0.036 领导人:0.036 党和国家:0.036 捐款:0.036 同志:0.036 张百发:0.036 都向:0.036 今天:0.036
34	信鸽:0.220 归巢:0.100 北京:0.040 参加:0.040 今天:0.040 日电:0.020 运到:0.020 新县:0.020 春季:0.020 山下:0.020
5	教育:0.006 学生:0.005 学校:0.004 教学:0.003 教师:0.003 体育:0.003 俱乐部:0.003 体育产业:0.003 冬泳:0.003 运动:0.003
32	加布:0.015 贵桑:0.012 顶峰:0.012 罗则:0.012 报告:0.012 下撤:0.011 达穷:0.009 留在:0.009 中国队:0.009 洛泽:0.009
28	山峰:0.020 干城章嘉峰:0.015 和平:0.010 沙峰:0.010 运动健将:0.010 登山队:0.010 纳木那尼峰:0.010 宁金抗:0.010 活动:0.010 斯科特:0.005
40	纪念币:0.135 世界杯:0.054 足球赛:0.054 发行:0.054 面值:0.054 一面:0.054 银质:0.027 和平:0.027 日电:0.027 图案:0.027
20	登山队:0.054 少先队员:0.054 和平:0.033 红领巾:0.022 大本营:0.022 三国:0.022 糖果:0.022 少先队:0.022 队旗:0.022 队员:0.022
10	印度:0.111 金牌:0.083 亚运会:0.083 最近:0.056 游泳:0.056 辛格:0.056 表示:0.056 奖牌:0.056 日电:0.028 汉城亚运会:0.028
41	赞助:0.103 亚运会:0.077 佳能公司:0.077 合同:0.051 第十一届:0.051 日本:0.051 北京:0.051 签字仪式:0.051 传送:0.026 日电:0.026
23	九江:0.020 广东:0.013 外贸:0.013 今年:0.013 结束:0.013 青年:0.013 湖北:0.013 机械:0.013 广东队:0.013 收兵:0.013
16	足球队:0.082 佛山:0.049 广东:0.049 客队:0.049 广州:0.049 留尼旺:0.033 友谊赛:0.033 法国:0.033 去年:0.016 日电:0.016
22	广东电视台:0.081 亚运:0.081 播出:0.054 亚洲:0.054 系列片:0.054 去年:0.027 日电:0.027 收集:0.027 国家:0.027 张家昌:0.027
17	鞍钢:0.079 朝鲜人民军:0.063 比赛:0.048 女篮:0.048 沈阳军区:0.048 篮球:0.032 结束:0.032 男队:0.032 访问:0.032 俱乐部:0.032
19	发奖:0.133 小组:0.048 工作:0.038 亚运会:0.038 组建:0.038 进行:0.029 竞赛部:0.029 组委会:0.019 基本:0.019 包括:0.019
4	营地:0.083 突击组:0.083 到达:0.062 队员:0.042 登山队:0.042 仍然:0.021 和平:0.021 日电:0.021 夏令时:0.021 弥漫:0.021
36	伊万诺娃:0.021 外国:0.018 苏联:0.015 世界:0.015 佟璐:0.012 登上:0.010 山岳:0.009 北京:0.009 日本京都大学:0.009 征服:0.009
30	男排:0.080 喀麦隆:0.060 国际排联:0.060 非洲:0.060 资助:0.040 世界:0.040 小时:0.040 训练:0.040 提高:0.040 日电:0.020
37	集体舞:0.070 亚运:0.070 北京:0.053 握手:0.035 时而:0.035 舞蹈:0.035 成功:0.018 日电:0.018 友谊:0.018 和平:0.018
11	苏联队:0.014 世界杯:0.014 分组:0.014 国际:0.014 乒乓球:0.014 排球:0.014 男队:0.014 联赛:0.014 团体赛:0.014 分在:0.014
26	中国:0.031 东药:0.021 辽宁:0.021 中国队:0.016 北京:0.016 奥林匹克:0.016 哈尔滨:0.015 一队:0.012 齐齐哈尔:0.011 广东:0.010
7	太极:0.053 太极拳:0.041 推手:0.021 研究:0.019 八门:0.018 状态:0.013 体现:0.011 学者:0.011 不同:0.010 描述:0.009
```

第 1 列为簇序号，后边的为关键词以及对应的 tf 或 tf-idf 值。这里说明一下值的计算，对于只有一个文本的簇，关键词采用 tf 值，因为我们没法计算 idf。对于含有 2 个或 2 个以上的簇，关键词采用 tf-idf 值。

关键词抽取速度总结下表，4 万词种，75 万词形

	TextCollection 速度	FreqDist 速度
统计每种词 tf 值	80 词种/秒	400 词种每秒
统计 idf 值	80 词种/秒	

再来大致分析一下抽取出的关键词，3 号簇 10 个词中有 7 个都是教育类的词汇，34 号簇既没有教育类的词汇也没有运动类词汇，5 号簇教育类的词也比较多，几乎占了一半，它就是前边说的含有两个类别的关键词，对于这样的簇，我们应该在分类时单独加规则识别，在训练时还是先把它滤掉。有一个问题细心的你一定发现了，就是没发现农业类的词，其实这也就再一次说明农业类词汇在“运动”类目下是低频的，因此互信息法，卡方法都能抽取出农业类词，而频率法抽不到农业类的词。在任何一篇文本中低频词的数量都是很多

的。因此，我们这里抽取出的前 10 低频词中没有看到“农村”这个词语。因此用 grep "农村" res_single_pass.txt >nongcun.txt ，将含有“农村”的文本全部输出到 nongcun.txt 中（注意要求 res_single_pass.txt 编码为 utf-8），发现只有 3、5、27 号簇含有关键词“农村”，这里我们直接把这些簇去掉， 人工通过簇关键词筛选得到了新的“运动”类语料，语料提纯代码如下

```python
#coding:utf-8
"""
对运动类语料提纯
"""

import codecs
import os

stay_corpus_set = set([1, 2, 21, 12, 6, 14, 18, 39, 24, 35,
9, 8, 31, 15, 29, 13, 25, 32, 28, 40, 20,
10, 41, 16, 17, 19, 4, 36])

# 清空目录下所有文件
def del_file(path):
    ls = os.listdir(path)
    for i in ls:
        c_path = os.path.join(path, i)
        if os.path.isdir(c_path):
            del_file(c_path)
        else:
            os.remove(c_path)

del_file('data/new_sports')

with codecs.open('data/res_single_pass.txt', 'rb', 'utf-8', 'ignore') as infile:
    text_cnt = 0
    for line in infile:
        line = line.strip()
        if line:
            cluster_ser, text = line.split(u'\t')
            if int(cluster_ser) in stay_corpus_set:
                with open('data/new_sports/%d.txt'%(text_cnt), 'wb') as outfile:
                    out_str = u'%s' % line
                    outfile.write(out_str.encode('gbk', 'ignore'))
                text_cnt += 1
```

下边我们来看看经过对“运动”类语料提纯后再运行特征选择方法得到的各类目关键词结果

Medical	Sports	Agriculture
治疗 483.82508111754305	比赛 756.529632063384	农业 1065.509606328016
患者 329.5441583683698	运动员 389.48627723856083	农村 366.4341144028495
疗效 232.32078121981053	女子 303.7101015482741	比赛 340.3386834694424
病人 228.0573717119743	男子 230.47880399050968	文献 295.34074569850094
医院 158.78443782500455	夺得 211.42983524770855	原刊页 273.61746511062864
手术 152.7793500538044	金牌 203.02025140048127	原刊期 273.61746511062864
医疗 139.05622500204558	队员 187.01747942596748	中的 246.74500463674588
临床 136.36637647007447	游泳 161.56311888789213	土地 244.33215350975502
医生 129.64116188363826	参赛 153.81783984886764	粮食 239.87128603306473
医科 103.2994557851549	战胜 151.19434098140658	作者 221.95409830569403
Education	Electronics	Communication
学生 386.0600848032275	集成电路 343.72745459048497	通信 464.5466076853382
教师 357.80999233189794	半导体 247.78327316828214	通信网 371.07075894676774
学校 280.67573643742685	电子 226.9263576801892	邮电 302.74846411150713
国家教委 267.9289775508538	电子产品 215.47310620705775	光缆 216.81463732719072
中小学 184.93526011838424	电子部 153.41050513436446	卫星通信 166.06814776259668
家长 138.58955959083548	电子技术 107.47058334307134	电话 142.02995097433362
农业 133.72294593232553	电子元件 107.41155595992849	电信 141.5474525052779
办学 132.49823231418026	工业园区 107.41155595992849	微波 116.30457747496287
教育改革 130.0150488360589	电脑 87.61078073538484	交换机 116.30457747496287
入学 122.02098206328607	尖端 84.80204848993856	简讯 75.67010452477689

互信息特征选择法

Medical	Sports	Agriculture
治疗 483.82508111754305	比赛 756.529632063384	农业 1065.509606328016
患者 329.5441583683698	运动员 389.48627723856083	农村 366.4341144028495
疗效 232.32078121981053	女子 303.7101015482741	比赛 340.3386834694424
病人 228.0573717119743	男子 230.47880399050968	文献 295.34074569850094
医院 158.78443782500455	夺得 211.42983524770855	原刊页 273.61746511062864
手术 152.7793500538044	金牌 203.02025140048127	原刊期 273.61746511062864
医疗 139.05622500204558	队员 187.01747942596748	中的 246.74500463674588
临床 136.36637647007447	游泳 161.56311888789213	土地 244.33215350975502
医生 129.64116188363826	参赛 153.81783984886764	粮食 239.87128603306473
医科 103.2994557851549	战胜 151.19434098140658	作者 221.95409830569403
Education	Electronics	Communication
学生 386.0600848032275	集成电路 343.72745459048497	通信 464.5466076853382
教师 357.80999233189794	半导体 247.78327316828214	通信网 371.07075894676774
学校 280.67573643742685	电子 226.9263576801892	邮电 302.74846411150713
国家教委 267.9289775508538	电子产品 215.47310620705775	光缆 216.81463732719072
中小学 184.93526011838424	电子部 153.41050513436446	卫星通信 166.06814776259668
家长 138.58955959083548	电子技术 107.47058334307134	电话 142.02995097433362
农业 133.72294593232553	电子元件 107.41155595992849	电信 141.5474525052779
办学 132.49823231418026	工业园区 107.41155595992849	微波 116.30457747496287
教育改革 130.0150488360589	电脑 87.61078073538484	交换机 116.30457747496287
入学 122.02098206328607	尖端 84.80204848993856	简讯 75.67010452477689

频率特征选择法

Medical	Sports	Agriculture
治疗 0.5098039215686274	比赛 0.6326530612244898	农业 0.9520078354554359
专家 0.3333333333333333	北京 0.4217687074829932	农村 0.66307541625857
医疗 0.29411764705882354	运动员 0.3401360544217687	文献 0.6258570029382958
医院 0.27450980392156865	冠军 0.3333333333333333	中的 0.6199804113614104
患者 0.27450980392156865	第一 0.32653061224489793	农产品 0.5690499510284035
发现 0.2549019607843137	选手 0.3197278911564626	原刊页 0.5582761998041136
百分之 0.23529411764705882	中国队 0.2925170068027211	原刊期 0.5582761998041136
临床 0.21568627450980393	女子 0.272108843537415	作者 0.5288932419196866
疗效 0.21568627450980393	成绩 0.2653061224489796	土地 0.5004897159647405
１０ 0.19607843137254902	决赛 0.25170068027210885	措施 0.49167482859941236
Education	Electronics	Communication
学校 0.6440677966101694	电子 0.6296296296296297	通信 0.72
学生 0.4915254237288136	计算机 0.4074074074074074	通信网 0.4
培养 0.4406779661016949	美元 0.37037037037037035	邮电 0.4
教师 0.423728813559322	集成电路 0.2962962962962963	电话 0.36
学习 0.423728813559322	设备 0.2962962962962963	北京 0.36
北京 0.3389830508474576	工业 0.2962962962962963	设备 0.32
文化 0.288135593220339	芯片 0.25925925925925924	邮电部 0.32
教学 0.2711864406779661	１０ 0.25925925925925924	业务 0.32
知识 0.2711864406779661	本报 0.25925925925925924	上海 0.28
事业 0.2711864406779661	一家 0.25925925925925924	网络 0.28

3.3.2 基于互信息和左右信息熵的短语抽取

短语抽取经常用于搜索引擎的**自动推荐，新词识别**。HanLP 中在短语抽取中的预处理过程包括断句、分词、去除停用词。在这里我们对去除停用词这一步存疑，因为停用词去除后，原本没有接续关系的 n 阶共现（n=1,2,3）会被抽取出来。在 HanLP 中需要统计的共现频次有以下三种，分别是一阶共现（单个词语的频率），二阶共现（2grams 频次），三阶共现（3grams 频次）。

互信息体现了两个词语的相互依赖程度。二元互信息是指两个词语相关性的量。互信息计算公式为：

$$\mathrm{MI(X,Y)} = \log_2 \frac{P(X,Y)}{P(X)P(Y)}$$

互信息值越高，表明 X 和 Y 的相关性越高，则词语 X，Y 组成短语的可能性越大。反之，互信息值越低，X 和 Y 之间相关性越低，则 X，Y 组成短语的可能性越小。在 HanLP 系统中使用互信息来确定两个词语之间构成短语的可能性。

左右信息熵，熵是随机变量不确定性的度量。就像决策树中度量信息增益时对数据做的信息熵一样。在这里用左右信息熵度量 2grams 短语左右所接词语的不确定性。2grams 左右所接词语种类数越多，则信息熵越小。左右信息熵计算公式为：

$$E_L(w) = -\sum_{\forall a \in A} P(aw|w)\log_2 P(aw|w)$$

$$E_R(w) = -\sum_{\forall b \in B} P(wb|w)\log_2 P(wb|w)$$

其中，$P(aw|w) = \frac{a在w左边出现的总次数}{在w左边出现过的所有词语的总数}$，$P(wb|w) = \frac{b在w右边出现的总次数}{在w右边出现过的所有词语的总数}$。

最后，一个 **2grams 短语的构成可能性分值** $P = \mathrm{MI(X,Y)} + E_L(w) + E_R(w)$。具体原理可以查看 HanLP 的官网说明：

http://www.hankcs.com/nlp/extraction-and-identification-of-mutual-information-about-the-phrase-based-on-information-entropy.html#短语提取 ，

https://github.com/hankcs/pyhanlp/blob/master/tests/demos/demo_phrase_extractor.py 。

官网说大部分 2grams 短语左右熵为 0，因此最终生成的 2grams 短语的影响因子主要来源于互信息值，造成这样的原因是文本太短了。

示例：

```
In [13]: text
Out[13]: '\n    ...  算法工程师\n    ...  算法（Algorithm）是一系列解决问题的清晰指令，也就是说，能够对一定规范的输入，在有限时间内获得所要求的输出。\n    ...  如果一个算法有缺陷，或不适合于某个问题，执行这个算法将不会解决这个问题。不同的算法可能用不同的时间、\n    ...  空间或效率来完成同样的任务。一个算法的优劣可以用空间复杂度与时间复杂度来衡量。算法工程师就是利用算法处理事物的人。\n    ...\n    ...  1 职位简介\n    ...  算法工程师是一个非常高端的职位：\n    ...  专业要求：计算机、电子、通信、数学等相关专业；\n    ...  学历要求：本科及其以上的学历，大多数是硕士学历及其以上；\n    ...  语言要求：英语要求是熟练，基本上能阅读国外专业书刊；\n    ...  必须掌握计算机相关知识，熟练使用仿真工具 MATLAB 等，必须会一门编程语言。\n    ...\n    ...  2 研究方向\n    ...  视频算法工程师、图像处理算法工程师、音频算法工程师 通信基带算法工程师\n    ...\n    ...  3 目前国内外状况\n    ...  目前国内从事算法研究的工程师不少，但是高级算法工程师却很少，是一个非常紧缺的专业工程师。\n    ...  算法工程师根据研究领域来分主要有音频/视频算法处理、图像技术方面的二维信息算法处理和通信物理层、\n    ...  雷达信号处理、生物医学信号处理等领域的一维信息算法处理。\n    ...  在计算机音视频和图形图像技术等二维信息算法处理方面目前比较先进的视频处理算法：机器视觉成为此类算法研究的核心：\n    ...  另外还有 2D 转 3D 算法(2D-to-3D conversion)，去隔行算法(de-interlacing)，运动估计运动补偿算法\n    ...  (Motion estimation/Motion Compensation)，去噪算法(Noise Reduction)，缩放算法(scaling)，\n    ...  锐化处理算法(Sharpness)，超分辨率算法(Super Resolution) 手势识别(gesture recognition) 人脸识别(face recognition)。\n    ...  在通信物理层等一维信息领域目前常用的算法：无线领域的 RRM、RTT，传送领域的调制解调、信道均衡、信号检测、网络优化、信号分解等。\n    ...  另外数据挖掘、互联网搜索算法也成为当今的热门方向。\n    ...  算法工程师逐渐往人工智能方向发展。\n    ... '
In [15]: phrase_list = HanLP.extractPhrase(text, 5)

In [16]: print(phrase_list)
    [算法工程师, 算法处理, 一维信息, 算法研究, 信号处理]
```


4. scikit-learn

4.1 朴素贝叶斯

4.1.1 MultinomialNB

原型

class sklearn.naive_bayes.MultinominalNB(alpha=1.0, fit_prior=True, class_prior=None)

参数

- alpha：一个浮点数，平滑值
- fit_prior：布尔值。如果为 False，则不去学习$P(y=c_k)$，替代以均匀分布；如果为 True，则去学习$P(y=c_k)$
- class_prior：一个数组。它指定了每个分类的先验概率$P(y=c_1)$，$P(y=c_2)$，...，$P(y=c_K)$。如果指定了该参数，则每个分类的先验概率不再从数据集中学得

属性

- class_log_prior_：一个数组对象，形状为(n_classes,)。给出了每个类别调整后的经验概率分布的对数值
- feature_log_prob_：一个数组对象，形状为(n_classes, n_features)。给出了$P(x=x_j|y=c_k)$的经验概率分布的对数值
- class_count_：一个数组，形状为(n_classes,)，是每个类别包含的训练样本数量
- feature_count_：一个数组，形状为(n_classes, n_features)。训练过程中，每个类别每个特征遇到的样本数
- **coef_：将多项式模型解释为线性模型后的系数序列 w1,w2,…,wn，每个类别的词语多项式权值向量，shpae=[类别数量，词汇表长度]**
- **intercept_：将多项式模型解释为线性模型后的截距值 b，每个类别的先验概率，shape=[类别数量]**

注：关于 coef_和 intercept_两个属性的详细解释，可以参考 J. Rennie et al. (2003), Tackling the poor assumptions of naive Bayes text classifiers, ICML，在这篇文章中，作者将朴素贝叶斯模型看成是线性模型，则它与线性支持向量机，逻辑回归，感知机等具有了相同的决策超平面。计算一篇文档属于某个类别 c 的概率公式$\mathrm{P(ci|d)} = \mathrm{logP(ci)} + \sum_{i=1}^{n} f_i * log\frac{N_{ci}+\alpha_i}{N_c+\alpha}$，其中 P(ci)是类别 ci 的先验概率，fi 是词语 i 在文档 d 中的频率，n 表示词汇表长度，Nci 是词语 i 在类别 c 文档集中出现次数，Nc 是类别 c 文档集中词语总数，alphai 是词语 i 的先验概率估计值，一般情况取 1（认为词语的出现服从均匀分布），alpha 是所有 alphai 的和，在 alphai 取 1 的情况下，alpha 取值为词汇表长度。训练的过程就是计算这些数值的过程，当计算完成后，也就得到了一个权值矩阵 coef_，以及类别的概率分布向量 intercept_，对于一篇测试文档，只要将它表示为词汇表向量（向量值为词语的文档频率），然后跟权值矩阵做一次乘法，即可得到该文档属于每个类别的概率值了，取其中值最大的类作为预测类别。

方法

- fit(X, y[, sample_weight])：训练模型
- partial_fit(X, y[, classes, sample_weight])：追加训练模型。该方法主要用于大规模数据集的训练。此时可以将大数据集划分成若干个小数据集，然后在这些小数据集上连续调用 partial_fit 方法来训练模型
- predict(X)：用模型进行预测，返回预测值
- predict_log_proba(X)：返回一个数组，数组的元素依次是 X 预测为各个类别的概率的对数值
- predict_proba(X)：返回一个数组，数组的元素依次是 X 预测为各个类别的概率值
- score(X, y[, sample_weight])：返回在(X, y)上预测的准确率

4.1.2 BernoulliNB

多变量贝努利将某类别下的文档的生成看作是做 m 次独立的贝努利试验，其中 m 是词汇表的长度，每次试验都通过抛硬币（当然实际要通过训练集统计）决定这次对应的词语是否在文本中出现。因此它的似然概率计算公式为 P(t|c)=类 c 文档集中包含词 t 的文档数/类 c 文档集中文档总数。而多项式朴素贝叶斯将某类别下的文档的生成看成从词汇表中有放回的抽样，每次随机抽一个词出来，一共抽取文档长度次（单词个数）。因此它的似然概率计算公式为 P(t|c)=类 c 文档集中词语 t 出现的次数/类 c 文档集中词语总数。

原型

class sklearn.naive_bayes.BernoulliNB(alpha=1.0, binarize=0.0, fit_prior=True, class_prior=None)

参数

- alpha: 一个浮点数，平滑值
- binarize: 一个浮点数或者 None
  - 如果为 None，那么会假定原始数据已经二元化了
  - 如果是浮点数，那么会以该数值为界，特征取值大于它的作为 1；特征取值小于它的作为 0。采取这种策略来二元化
- fit_prior: 布尔值。如果为 True，则不去学习$P(y=c_k)$，替代以均匀分布；如果为 False，则去学习$P(y=c_k)$
- class_prior: 一个数组。它指定了每个分类的先验概率$P(y=c_1)$，$P(y=c_2)$，…，$P(y=c_K)$。如果指定了该参数，则每个分类的先验概率不再从数据集中学得

属性

- class_log_prior_: 一个数组对象，形状为(n_classes,)。给出了每个类别调整后的经验概率分布的对数值
- feature_log_prob_: 一个数组对象，形状为(n_classes, n_features)。给出了$P(x=x_j|y=c_k)$的经验概率分布的对数值
- class_count_: 一个数组，形状为(n_classes,)，是每个类别包含的训练样本数量
- feature_count_: 一个数组，形状为(n_classes, n_features)。训练过程中，每个类别每个特征遇到的样本数

方法

- fit(X, y[, sample_weight]): 训练模型
- partial_fit(X, y[, classes, sample_weight]): 追加训练模型。该方法主要用于大规模数据集的训练。此时可以将大数据集划分成若干个小数据集，然后在这些小数据集上连续调用 partial_fit 方法来训练模型
- predict(X): 用模型进行预测，返回预测值
- predict_log_proba(X): 返回一个数组，数组的元素依次是 X 预测为各个类别的概率的对数值
- predict_proba(X): 返回一个数组，数组的元素依次是 X 预测为各个类别的概率值
- score(X, y[, sample_weight]): 返回在(X, y)上预测的准确率

4.2 支持向量机

4.2.1 LinearSVC

LinearSVC 实现了线性分类支持向量机，它是给根据 liblinear 实现的，可以用于二类分类，也可以用于多类分类。

原型

class Sklearn.svm.LinearSVC(penalty='l2', loss='squared_hinge', dual=True, tol=0.0001, C=1.0, multi_class='ovr', fit_intercept=True, intercept_scaling=1, class_weight=None, verbose=0, random_state=None, max_iter=1000)

参数

- C:一个浮点数，惩罚参数
- loss: 字符串。表示损失函数。可以为如下
  - 'hinge': 此时为合页损失函数（它是标准 SVM 的损失函数）
  - 'squared_hing': 合页损失函数的平方
- penalty: 字符串。指定'l1'或者'l2'，惩罚的范数。默认为'l2'（它是标准 SVC 采用的）
- dual: 布尔值。如果为 true，则解决对偶问题；如果是 false，则解决原始问题。当 n_samples>n_features 时，倾向于采用 false
- tol: 浮点数，指定终止迭代的阈值
- multi_class: 字符串，指定多分类问题的策略
  - 'ovr': 采用 one-vs-rest 分类策略；
  - 'crammer_singer': 多类联合分类，很少用。因为它的计算量大，而且精度不会更佳，此时忽略 loss,penalty,dual 参数
- fit_intercept: 布尔值。如果为 true，则计算截距，即决策函数中的常数项；否则忽略截距
- intercept_scaling: 浮点值。如果提供了，则实例 X 变成向量[X,intercept_scaling]。此时相当于添加了一个人工特征，该特征对所有实例都是常数值。
  当 sel.fit_intercept 为 True 时，实例向量 x 变为[x, self. intercept_scale]，例如：一个等于 intercept_scaling 的常量“混合”特征将被附加到实例向量末尾。截距变成 intercept_scaling *合成特征权重。注意!混合特征权重与其他特征一样，服从 l1/l2 正则化。**为了减少正则化对合成特征权重(也就是对截距)的影响，必须增加 intercept_scaling 值**。
- class_weight: 可以是个字典，或者字符串'balanced'。指定各个类的权重，若未提供，则认为类的权重为 1
  - 如果是字典，则指定每个类标签的权重；
  - 如果是'balanced'，则每个类的权重是它出现频率的倒数
- verbose: 一个整数，表示是否开启 verbose 输出
- random_state: 一个整数或者一个 RandomState 实例，或者 None
  - 如果为整数，则它指定随机数生成器的种子
  - 如果为 RandomState 实例，则指定随机数生成器
  - 如果为 None，则使用默认的随机数生成器
- max_iter: 一个整数，指定最大的迭代次数

其属性如下

- coef_: 一个数组，它给出了各个特征的权重
- intercept_: 一个数组，它给出了截距，即决策函数中的常数项

其方法如下

- fix(X,y): 训练模型
- predict(X): 用模型进行预测，返回预测值
- score(X,y[, sample_weight]): 返回在(X, y)上预测的准确率

4.3 线性模型

4.3.1 SGDClassifier

该类实现了用 SGD 方法进行训练的线性分类器（比如线性 SVM，逻辑回归等）。模型每次使用一个样本来估计损失函数梯度。模型的学习速率会随着迭代地进行而减小。模型允许 minibatch（在线/离线）学习，详见 partial_fit 函数。在使用默认学习速率策略的情况下，为了达到最好的效果，数据应当具有零均值和单位方差。模型的输入数据应当是数组，元素类型为浮点数。算法拟合的模型类型由参数 loss 决定，默认情况下拟合线性支持向量机。正则化器是添加到损失函数中的罚项，该罚项会将参数向量**向零向量压缩**，罚项可以是平方的欧式 2 范数，也可以是绝对值 1 范数，还可以两者的结合。如果由于调节因子使得参数变成 0 向量，那么更新将被终止，以得到离散模型并实现在线特征选择。有关于损失函数与模型可以参考 https://www.cnblogs.com/massquantity/p/8964029.html

原型

class `sklearn.linear_model.SGDClassifier`(*loss='hinge', penalty='l2', alpha=0.0001, l1_ratio=0.15, fit_intercept=True, max_iter=None, tol=None, shuffle=True, verbose=0, epsilon=0.1, n_jobs=1, random_state=None, learning_rate='optimal', eta0=0.0, power_t=0.5, class_weight=None, warm_start=False, average=False, n_iter=None*)

参数

- loss：字符串，损失函数的类型。默认值为'hinge'
  - 'hinge'：合页损失函数，表示线性 SVM 模型
  - 'log'：对数损失函数，表示逻辑回归模型
  - 'modified_huber'：'hing'和'log'损失函数的结合，表现两者的优点
  - 'squared_hinge'：平方合页损失函数，表示线性 SVM 模型
  - 'perceptron'：感知机损失函数
- penalty：字符串，罚项类型
  - 'l2'：2-范数罚项，默认值，线性 SVM 的标准正则化函数
  - 'l1'：1-范数罚项
  - 'elasticnet'：l2 和 l1 的组合。
- alpha：浮点数，罚项前的系数，默认值为 0.0001。当参数 learning_rate 被设置成 optimal 的时候，该参数参与 learning_rate 值的计算
- l1_ratio：浮点数，elasticnet 罚项中 l2 和 l1 的权重。取值范围 0<=l1_ratio<=1。默认值为 0.15
- fit_intercept：布尔值，是否估计截距，如果为假，认为数据已经中心化
- max_iter：整数，可选的。迭代的最大次数，只影响 fit 方法，默认值为 5。从 0.21 版以后，如果参数 tol 不是空，则默认值为 1000
- tol：浮点数或 None，可选的。训练结束的误差边界。如果不是 None，则当 previous_loss-cur_loss<tol 时，训练结束。默认值为 None，从 0.21 版以后，默认值为 0.001
- shuffle：布尔值，可选的。每轮迭代后是否打乱数据的顺序，默认为 True
- verbose：整数，可选的，控制调试信息的详尽程度
- n_jobs：整数，可选的。训练多元分类模型时，使用 CPUs 的数量，-1 为使用全部，默认值为 1
- random_state：打乱数据顺序的方式

- learning_rate：字符串，可选的。学习速率的策略
  - 'constant'：eta=eta0
  - 'optimal'：eta=1.0/(alpha*(t+t0))，默认值
  - 'invscaling'：eta=eta0/pow(t, power_t)
- eta0：浮点数，参与 learning_rate 计算，默认值为 0
- power_t：参与 learning_rate 计算，默认值为 0.5
- class_weight：词典{class_label:weight}或'balanced'或 None，可选的。类别的权重。如果为 None，则所有类的权重为 1，'balanced'则根据 y 自动调节权重，使其反比于类别频率 n_samples/(n_classes*np.bincount(y))
- warm_start：布尔值，可选的。设置为 True 时，使用之前的拟合得到的解继续拟合
- average：布尔值，整数，可选的。True 时，计算平均 SGD 权重并存储于 coef_属性中。设置为大于 1 的整数时，拟合使用过的样本数达到 average 时，开始计算平均权重

属性

- coef_：数组，shape=(1, n_features)二元分类；(n_classes, n_features)多元分类
- intercept_：数组，决策函数中常量 b。shape=(1,)二元分类；(n_classes,)多元分类
- n_iter：整数，训练结束时，实际的迭代次数。对于多元分类来说，该值为所有二元拟合过程中迭代次数最大的
- loss_function_：使用的损失函数

方法

- decision_function(X)：对样本预测置信度得分
- densify()：将协方差矩阵转成数组
- fit(X, y[, coef_init, intercept_init_,...])：随机梯度下降法拟合线性模型
- get_params([deep])：返回分类器参数
- partial_fit(X, y[, classes, sample_weight])：增量拟合
- score(X, y[, sample_weight])：返回模型平均准确率
- set_params(*args, **kwargs)：设置模型参数
- sparsify()：将未知数矩阵 w 转成稀疏格式

4.4 K-Means 聚类（KMeans）

原型为：
class sklearn.cluster.Kmeans(n_cluster=8, init='k-means++', n_init=10, max_iter=300, tol=0.0001, precompute_distances='auto', verbose=0, random_state=None, copy_x=True, n_jobs=1)
参数

- n_cluster: 一个整数，指定分类簇的数量
- init: 一个字符串，指定初始均值向量的策略。可以为如下：
  - 'k-means++': 初始化策略选择的初始均值向量之间距离较远，它的效果较好
  - 'random': 从数据集中随机选择 K 个样本作为初始均值向量
  - 或者提供一个数组，数组的形状为(n_clusters.n_features)，该数组作为初始均值向量

  注：K 均值算法总能够收敛，但是其收敛情况高度依赖于初始化的均值。有可能收敛到局部极小值。因此通常都是用多组初始化均值向量来计算若干次，选择其中最优的那一次。而 k-means++策略选择的初始均值向量可以在一定程度上解决这个问题。
- n_init: 一个整数，指定了 K 均值算法运行的次数。每一次都会选择一组不同的初始化向量，最终算法会选择最佳的分类簇作为最终的结果
- max_iter: 一个整数，指定了单轮 k 均值算法中，最大的迭代次数。算法总的最大迭代次数为 max_iter*n_init
- precompute_distances: 可以为布尔值或者字符串'auto'。该参数指定是否提前计算好样本之间的距离（如果提取计算距离，则需要更多的内存，但是算法会运行得更快）
  - 'auto': 如果 n_samples*n_clusters>12million，则不提前计算
  - True: 总是提前计算
  - False: 总是不提前计算
- tol: 一个浮点数，指定了算法收敛的阈值
- n_jobs: 一个正数。指定任务并行时指定的 CPU 数量。如果为-1 则使用所有可用的 CPU
- verbose: 一个整数。如果为 0，则不输出日志信息；如果为 1，则每隔一段时间打印一次日志信息；如果大于 1，则打印日志信息更频繁
- random_state: 一个整数或者一个 RandomState 实例，或者 None
  - 如果为整数，则它指定了随机数生成器的种子
  - 如果为 RandomState 实例，则指定了随机数生成器
  - 如果为 None，则使用默认的随机数生成器
- copy_x: 布尔值，主要用于 precompute_distances=True 的情况
  - 如果为 True，则预计算距离的时候，并不修改原始数据
  - 如果为 False，则预计算距离的时候，会修改原始数据用于节省内存；然后当算法结束的时候，会将原始数据还原。但是可能会因为浮点数的表示，会有一些精度误差

属性

- cluster_centers_: 给出分类簇的均值向量
- labels_: 给出了每个样本所属的簇的标记
- inertia_: 给出了每个样本距离它们各自最近的簇中心的距离之和

方法

- fit(X[,y]): 训练模型
- fit_predict(X[,y]): 训练模型并预测每个样本所属的簇
- predict(X): 预测样本所属的簇
- score(X[,y]): 给出了样本距离各簇中心的偏移量的相反数

4.5 数据集

4.5.1 有关数据集的工具类

clearn_data_home 清空指定目录
get_data_home 获取 sklearn 数据根目录
load_files 加载类目数据
dump_svmlight_file 转化文件格式为 svmlight/libsvm
load_svmlight_file 加载文件并进行格式转换
load_svmlight_files 加载文件并进行格式转换

4.5.1.1 load_files

load_files 函数用于加载多类目文件到内存中。适合于读取分类问题的训练语料。语料的目录结构应该是，根目录中存储所有类别的目录，在每个类别的目录中，以文件的形式存储所有文本，一个文本占用一个文件。
原型
`sklearn.datasets.load_files`(*container_path*, *description=None*, *categories=None*, *load_content=True*, *shuffle=True*, *encoding=None*, *decode_error='strict'*, *random_state=0*)
参数

- container_path：字符串。分类语料的根目录
- categories：字符串集合或 None。默认为 None
  - 如果为 None，则所子目录也就是所有类别的语料都被加载进来；
  - 如果为字符串的集合，则指定的子目录（类别）下的语料被加载，其他子目录下的语料忽略掉
- encoding：字符串或者 None。默认为 None
  - 如果为 None，不解码读入的文件；
  - 如果为字符串，则按照字符串表示的编码类型解码读入的文件
- decode_error：'strict','ignore','replace'，给出当遇到非指定编码字符时所做的操作
- random_state：一个整数或者一个 RandomState 实例，或者 None
  - 如果为整数，则它指定随机数生成器的种子
  - 如果为 RandomState 实例，则指定随机数生成器
  - 如果为 None，则使用默认的随机数生成器 np.random

返回

Bunch 类型实例，它具有的属性如下

- data：列表，每个元素是字符串形式的一个原始文本
- target：列表，每个元素是 data 列表中对应位置的文本的类别编号
- target_names：字典，键为类别编号，值为对应的类别名称

4.5.2 有关文本分类聚类数据集

fetch_20newsgroups 新闻文本分类数据集
fetch_20newsgroups_vectorized 新闻文本向量化数据集
fetch_rcv1 路透社英文新闻文本分类数据集

4.5.3 有关人脸识别的数据集

fetch_lfw_pairs 人脸数据集
fetch_lfw_people 人脸数据集
fetch_olivetti_faces 人脸数据集

4.5.4 有关图像的数据集

load_sample_image 图像数据集
load_sample_images 图像数据集
load_digits 手写体数据集

4.5.5 有关医学的数据集

load_breast_cancer 乳腺癌数据集
load_diabetes 糖尿病数据集
load_linnerud 体能训练数据集

4.5.6 其他数据集

load_wine 葡萄酒数据集
load_iris 鸢尾花数据集
load_boston 波士顿房屋数据集
fetch_california_housing 加利福尼亚房屋数据集
fetch_kddcup99 入侵检测数据集
fetch_species_distribution 物种分布数据集
fetch_covtype 森林植被数据集
load_mldata mldata.org 在线下载的数据集

4.6 模型选择

模型选择部分包含有以下几个模块：模块 1 数据拆分类；模块 2 数据拆分函数；模块 3 超参调优类；模块 4 模型验证类。这里介绍模块 1 和模块 2 的两个代表函数。

1. StratifiedShuffleSplit
2. train_test_split

4.6.1 StratifiedShuffleSplit

分层随机分割交叉验证器可以将数据分割为训练集和测试集，不过它只提供训练集/测试集数据在原始数据集中的位置索引。由该类生成的交叉验证对象融合了 StratifiedKFold 和 ShuffleSplit 两个函数的功能，该对象返回分层随机折，对像通过对每一类保留一定比例的样本生成折。注意：同随机分割一样，分层随机分割不保证所有折都是不同的，即使对于大数据集也不例外。

原型为

class sklearn.model_selection.StratifiedShuffleSplit(n_splits=10, test_size='default', train_size=None, random_state=None)

参数

- n_splits：整数，默认值为 10。重新打乱分割的迭代次数
- test_size：浮点数，None。分割后的测试集大小，默认为浮点数 0.1（train_size 没有被设置，否则为训练集大小的补集）
  - 如果为浮点数，取值范围在 0.0 到 1.0 之间，表示分割后的测试集占总数据集的比例；
  - 如果为整数，表示分割后的测试集含有的绝对样本**数**；
  - **如果为 None，分割后的测试集大小为训练集大小的补集**
- train_size：浮点数，整数或 None。默认为 None
  - 如果为浮点数，取值范围在 0.0 到 1.0 之间，表示分割后的训练集占总数据集的比例；
  - 如果为整数，表示分割后的训练集含有的绝对样本数；
  - 如果为 None，分割后的训练集大小为测试集大小的补集
- random_state：一个整数或者一个 RandomState 实例，或者 None
  - 如果为整数，则它指定随机数生成器的种子
  - 如果为 RandomState 实例，则指定随机数生成器
  - 如果为 None，则使用默认的随机数生成器 np.random

方法

- get_n_splits(X=None, y=None, groups=None)：返回打乱迭代次数，所有参数都可省略
- split(X, y, groups=None)：返回生成分割后的训练和测试集的索引
  - X：原始数据集的数据部分
  - y：原始数据集的类别标记部分
  - groups：没有用，仅为兼容性保留

  注意：随机交叉验证分割起每次调用 split 方法都可能会返回不同的分割结果，可以通过将参数 random_state 设置为一个整数使结果保持不变

4.6.2 train_test_split

将矩阵或数组随机拆分成训练和测试数据集。
参数

- *arrays：输入数据。允许的输入类型有 list, numpy arrays, scipy-sparse matrices 或 pandas dataframes
- test_size：
  - 浮点数：（可选的）取值范围 0.0 到 1.0 之间，表示测试集占总数据集的比例。如果参数 train_size 没有被说明，则默认值为 0.25，否则测试集为训练集补集
  - 整数：表示测试集所含样本的数量
  - None：被设置为 train_size 大小的训练集的补集
- train_size：浮点数，整数或 None，默认为 None
  - 浮点数：取值范围 0.0 到 1.0 之间，表示训练集占总数据集的比例。
  - 整数：表示训练集所含样本的数量
  - None：被设置为 test_size 大小的测试集的补集
- random_state：打乱数据顺序的方法
- shuffle：布尔值 (可选的) 默认值为 True。在拆分数据之前是否打乱顺序。如果 shuffle 为 False，那么 stratify 参数必须为 None
- stratify：类数组或 None，默认为 None。如果不是 None，则数据被拆分为分层形式，使用这些作为类标记

返回

- splitting：列表，长度=2*len(arrays)，返回的拆分后的数据

4.7 特征抽取

sklearn 的特征抽取工具为后续分类或聚类提供了所需的基本操作。它的主要目的是将文本转换为数值向量。在 sklearn 特征抽取工具中有两个类和两个子模块，两个类分别为 sklearn.feature_extraction.DictVectorizer 类和 sklearn.feature_extraction.FeatureHasher 类。两个子模块分别为 sklearn.feature_extraction.image 和 sklearn.feature_extraction.text。sklearn.feature_extraction.DictVectorizer 类将“特征名:特征值”映射列表转换为 Numpy 数组或 Scipy.sparse 矩阵，以便 sklearn 的估计器使用。sklearn.feature_extraction.FeatureHasher 类将符号名特征列表转换为 Scipy.sparse 矩阵，该类是对 DictVectorizer 和 CountVectorizer 两个类在内存消耗上的替代方法，例如：在嵌入式设备上运行预测代码。子模块 sklearn.feature_extraction.image 汇聚了从图像抽取特征的实用工具（utilities）。子模块 sklearn.feature_extraction.text 中汇聚了从文档集构建特征向量的实用工具，当前提供了 4 种实用工具分别为

1. sklearn.feature_extraction.text.CountVectorizer
2. sklearn.feature_extraction.text.HashingVectorizer
3. sklearn.feature_extraction.text.TfidfTransformer
4. sklearn.feature_extraction.text.TfidfVectorizer

4.7.1 TfidfVectorizer

今天我们介绍另外一种词袋模型的 sklearn 实现，今天介绍的词袋模型特征还是由词组成，但是每篇文本的各维度向量值跟昨天介绍的 baiziyu：sklearn——CountVectorizer 不一样，在 CountVectorizer 中，每个文本的各维度值是特征词在文本中的出现次数，今天介绍的 TfidfVectorizer，每个文本的各维度值是特征词的 Tfidf 值。区别很明显，除了考虑特征词在文本中的出现频率外，还考虑了词语在文档集中的分布情况（也就是 idf 值）。TfidfVectorizer 我们已经在 baiziyu：文本分类示例 1——英文新闻文本分类 这篇文章中应用过了，大家可以查看示例代码。从上边的介绍不难看出，TfidfVectorizer 和 CountVectorizer 的区别不是很大，两个类的参数、属性以及方法都是差不多的，因此我们只介绍 TfidfVectorizer 中独有的特性，其他的请参考昨天的文章 baiziyu：sklearn——CountVectorizer 。
原型为

class `sklearn.feature_extraction.text.TfidfVectorizer`(*input='content', encoding='utf-8', decode_error='strict', strip_accents=None, lowercase=True, preprocessor=None, tokenizer=None, analyzer='word', stop_words=None, token_pattern='(?u)\b\w\w+\b', ngram_range=(1, 1), max_df=1.0, min_df=1, max_features=None, vocabulary=None, binary=False, dtype=<class 'numpy.int64'>, norm='l2', use_idf=True, smooth_idf=True, sublinear_tf=False*)
参数

- input：字符串，可选值{'filename', 'file', 'content'}，指定传给 fit 函数的参数的类型，默认选项为'content'
  - 'filename'：传给 fit 函数的实参为文件名列表
  - 'file'：传给 fit 函数的实参为拥有'read'方法的序列项
  - 'content'：传给 fit 函数的实参为字符串序列或字节串序列
- encoding：字符串，默认值为'utf-8'，如果 fit 函数接收的实参为文件或字节序列，则使用这里指定的编码类型
- decode_error：字符串，可选值{'strict', 'ignore', 'replace'}，默认值为 None 什么也不做
- strip_accents：字符串，可选值{'ascii', 'unicode', 'None'}，默认值为 None。在预处理过程中去除音调（重音）。'ascii'方法是最快的，但它只适用于拥有直接 ASCII 映射的字符；'unicode'方法稍慢，但适用于任何字符；'None'默认值什么也不做。
- analyzer：字符串，可选值为{'word', 'char'}或可调用对象

- ‘word’：特征由词构成
- ‘char’：特征由 ngrams 字符构成
- 可调用对象：直接由该函数从语料中抽取出特征序列

- preprocessor：可调用对象或 None，默认值为 None，在分词(tokenizing)和生成 ngrams 时覆盖预处理步骤
- tokenizer：可调用对象或 None，默认值为 None，在预处理(preprocessing)和生成 ngrams 时覆盖分词步骤。只有在参数 analyzer 取值为‘word’时，该参数才有作用
- ngram_range：元组(min_n, max_n)抽取出 ngrams 的元个数的下限和上限。所有的符合 min_n<=n<=max_n 数量的 ngrams 都将被抽取出来
- stop_words：字符串，可选值{‘english’}，列表或 None，默认值为 None
  - 如果为字符串，则使用内部支持的字符串指定的语种的停用词表
  - 如果为列表，列表中的词语为停用词
  - 如果为 None，不使用停用词。此时可以借助参数 max_df[0.7,1.0]来根据文档频率自动检测和过滤停用词
- lowercase：布尔值，默认值为 True。在进行分词之前将所有字符转为小写
- token_pattern：字符串。表示一个词的正则表达式，只有当 analyzer 为‘word’时，该参数才起作用。默认正则表达式将词看成由 2 个或更多的字母数字构成的串，标点被忽略并且被当作词分隔符
- max_df：浮点数，取值范围[0.0,1.0]或整数，默认值为 1.0,当构建词汇表时，词语文档频率高于 max_df，则被过滤。当为整数时，词语文档频次高于 max_df 时，则被过滤。当 vocabulary 不是 None 时，该参数不起作用
- min_df：浮点数，取值范围[0.0,1.0]或整数，默认为 1，该参数除了指下限其他都同 max_df
- max_features：整数或 None，默认为 None。根据 term frequence 排序后的 vocabulary 的前 max_features 个词作为 vocabulary。如果参数 vocabulary 不是 None，则该参数不起作用
- vocabulary：dict 结果的词典键为词语，值为该词语在文档词矩阵中的索引；也可以是 term 的可迭代对象
- binary：布尔值，默认为 False。如果为 True，则所有非 0 词特征都被置为 1。这不意味着输出只有 0，1 两种值，只有 tf_idf 中的 tf 是二值的
- dtype：指定由 fit_transform()或 transform()返回的矩阵类型
- norm：规范化数据的范数，‘l1’，‘l2’或 None
- use_idf：布尔值，默认为 True。使用逆文档频率重新加权
- smooth_idf：布尔值，默认为 True。通过对文档频率加 1 来平滑 idf 权值，好像有一篇包含有训练集中所有词种各 1 次的文档被加到了训练集中
- sublinear_tf：布尔值，默认为 False。应用 sublinear tf 值尺度变化，例如用 1+log(tf)取代 tf

属性

- vocabulary_：词典 dict，索引：特征词的映射
- idf_：数组，长度为特征数量
- stop_words_：集合 set。被滤掉的词，这些词可能是（1）太多文本中包含该词(max_df)；（2）太少文本中包含该词(min_df)；（3）被特征选择截断(max_features)；该属性只有在没有给定 vocabulary 参数的时候才有意义。注意：stop_words_属性可以变大，并在 pickle 时增加模型大小。此属性仅用于自省，可以使用 delattr 安全地删除或在 pickle 之前设置为 None

方法

- build_analyzer()：返回 1 个可调用句柄进行预处理和分词
- build_preprocessor()：在分词前，返回 1 个函数来预处理文本
- build_tokenizer()：返回 1 个函数来文本分词
- decode(doc)：Decode 输入到 unicode 字符串
- fit(raw_documents[,y])：从训练集学习词汇表和 idf
- fit_transform(raw_documents[,y])：学习词汇表和 idf，返回文档词矩阵
- get_feature_names()：按文档-词矩阵中词语顺序的词语列表
- get_params([deep])：获取实例的参数
- get_stop_words()：构建或获取有效停用词列表
- inverse_transform(X)：返回某篇训练文档向量中的非 0 特征值所对应的特征词列表
- set_params(**params)：设置实例的参数
- transform(raw_documents, copy=True)：变换文档到文档词矩阵，此处使用词汇表和文档频率由 fit 函数或 fit_transform 函数学习到

4.7.2 CountVectorizer

从今天开始将介绍 sklearn 中有关文本分类和聚类的相关类。CountVectorizer 类可以构建词袋模型（计数）或 one-hot 模型。

class `sklearn.feature_extraction.text.CountVectorizer`(*input='content', encoding='utf-8', decode_error='strict', strip_accents=None, lowercase=True, preprocessor=None, tokenizer=None, stop_words=None, token_pattern='(?u)\b\w\w+\b', ngram_range=(1, 1), analyzer='word', max_df=1.0, min_df=1, max_features=None, vocabulary=None, binary=False, dtype=<class 'numpy.int64'>*)

参数

- input：字符串，可选值{‘filename’, ‘file’, ‘content’}，指定传给 fit 函数的参数的类型，默认选项为‘content’
  - ‘filename’：传给 fit 函数的实参为文件名列表
  - ‘file’：传给 fit 函数的实参为拥有‘read’方法的序列项
  - ‘content’：传给 fit 函数的实参为字符串序列或字节串序列
- encoding：字符串，默认值为‘utf-8’，如果 fit 函数接收的实参为文件或字节序列，则使用这里指定的编码类型
- decode_error：字符串，可选值{‘strict’, ‘ignore’, ‘replace’}，默认值为 None 什么也不做
- strip_accents：字符串，可选值{‘ascii’, ‘unicode’, ‘None’}，默认值为 None。在预处理过程中去除音调（重音）。‘ascii’方法是最快的，但它只适用于拥有直接 ASCII 映射的字符；‘unicode’方法稍慢，但适用于任何字符；‘None’默认值什么也不做。
- analyzer：字符串，可选值为{‘word’, ‘char’}或可调用对象
  - ‘word’：特征由词构成
  - ‘char’：特征由 ngrams 字符构成
  - 可调用对象：直接由该函数从语料中抽取出特征序列
- preprocessor：可调用对象或 None，默认值为 None，在分词(tokenizing)和生成 ngrams 时覆盖预处理步骤
- tokenizer：可调用对象或 None，默认值为 None，在预处理(preprocessing)和生成

ngrams 时覆盖分词步骤。只有在参数 analyzer 取值为'word'时，该参数才有作用

- ngram_range：元组(min_n, max_n)抽取出 ngrams 的元个数的下限和上限。所有的符合 min_n<=n<=max_n 数量的 ngrams 都将被抽取出来
- stop_words：字符串，可选值{'english'}，列表或 None，默认值为 None
  - 如果为字符串，则使用内部支持的字符串指定的语种的停用词表
  - 如果为列表，列表中的词语为停用词
  - 如果为 None，不使用停用词。此时可以借助参数 max_df[0.7,1.0]来根据文档频率自动检测和过滤停用词
- lowercase：布尔值，默认值为 True。在进行分词之前将所有字符转为小写
- token_pattern：字符串。表示一个词的正则表达式，只有当 analyzer 为'word'时，该参数才起作用。默认正则表达式将词看成由 2 个或更多的字母数字构成的串，标点被忽略并且被当作词分隔符
- max_df：浮点数，取值范围[0.0,1.0]或整数，默认值为 1.0,当构建词汇表时，词语文档频率高于 max_df，则被过滤。当为整数时，词语文档频次高于 max_df 时，则被过滤。当 vocabulary 不是 None 时，该参数不起作用
- min_df：浮点数，取值范围[0.0,1.0]或整数，默认为 1，该参数除了指下限其他都同 max_df
- max_features：整数或 None，默认为 None。根据 term frequence 排序后的 vocabulary 的前 max_features 个词作为 vocabulary。如果参数 vocabulary 不是 None，则该参数不起作用
- vocabulary：dict 结果的词典键为词语，值为该词语在文档词矩阵中的索引；也可以是 term 的可迭代对象
- binary：布尔值，默认为 False。如果为 True，则所有非 0 词特征都被置为 1。这不意味着输出只有 0，1 两种值，只有 tf_idf 中的 tf 是 2gram 的

dtype：指定由 fit_transform()或 transform()返回的矩阵类型

属性

- vocabulary_：词典 dict，索引：特征词的映射
- stop_words_：集合 set。被滤掉的词，这些词可能是(1)太多文本中包含该词(max_df)；（2）太少文本中包含该词(min_df)；(3) 被特征选择截断(max_features)；该属性只有在没有给定 vocabulary 参数的时候才有意义。注意：stop_words_属性可以变大，并在 pickle 时增加模型大小。此属性仅用于自省，可以使用 delattr 安全地删除或在 pickle 之前设置为 None

方法

- build_analyzer()：返回 1 个可调用句柄进行预处理和分词
- build_preprocessor()：在分词前，返回 1 个函数来预处理文本
- build_tokenizer()：返回 1 个函数来文本分词
- decode(doc)：Decode 输入到 unicode 字符串
- fit(raw_documents[,y])：从训练集学习词汇表和 idf
- fit_transform(raw_documents[,y])：学习词汇表和 idf，返回文档词矩阵
- get_feature_names()：按文档-词矩阵中词语顺序的词语列表
- get_params([deep])：获取实例的参数
- get_stop_words()：构建或获取有效停用词列表
- inverse_transform(X)：返回每篇文档中的非 0 特征词
- set_params(**params)：设置实例的参数
- transform(raw_documents, copy=True)：变换文档到文档词矩阵，此处使用词汇表和文档频率由 fit 函数或 fit_transform 函数学习到

4.8 模型评价

评价方法分为以下几个模块：分类评价、聚类评价等。

4.8.1 confusion_matrix

原型

`sklearn.metrics.confusion_matrix`(*y_true*, *y_pred*, *labels=None*, *sample_weight=None*)

参数

- **y_true：数组，实例的实际类别序列**
- **y_pred：数组，实例的预测类别序列**
- **labels：需要统计出的类别名称列表。如果为 None 则在 y_true 或 y_pred 中出现过的类别都将排序后作为统计类别**
- **sample_weight：类数组，shape=样本数量，可选的**

返回

- C：数组，shape=[类别数量，类别数量]。混淆矩阵

4.8.2 classification_report

原型
`sklearn.metrics.classification_report`(*y_true*, *y_pred*, *labels=None*, *target_names=None*, *sample_weight=None*, *digits=2*)
参数

- y_true：1 维数组或标签指示数组/离散矩阵，样本实际类别值列表
- y_pred：1 维数组或标签指示数组/离散矩阵，样本预测类别值列表
- labels：数组 shape=类别数量，需要在报告中给出的类别名称列表
- target_names：字符串列表，预测类别号对应的类别名称列表
- sample_weight：类数组，shape=样本数，样本权重
- digits：整数，分类报告中浮点数保留的小数位数，默认值为 2

返回

- report：字符串，报告内容包括 precision、recall、F 值、宏平均 macro avg、微平均 micro avg

4.8.3 roc_curve

注意：这个实现被限制在二元分类任务上。
原型
`sklearn.metrics.roc_curve`(*y_true*, *y_score*, *pos_label=None*, *sample_weight=None*, *drop_intermediate=True*)
参数

- y_true：数组，shape=样本数量。实例的实际类别。可取值为{0,1}或{-1,1}。如果类别标记不是二元的，则参数 pos_label 应该显式给出
- y_score：数组，shpae=样本数量。分类器预测分值
- pos_label：整数或字符串默认为 None。说明正类的标记
- sample_weight：类数组，shape=样本数量，可选参数。样本权重
- drop_intermediate：布尔值，可选参数，默认为 True。是否放弃一些次要的点，使 ROC 曲线清晰

返回

- fpr：数组，每一点的假正率
- tpr：数组，每一点的真正率
- thresholds：数组。用于计算 fpr 和 tpr 的决策函数阈值

4.8.4 auc

计算 auc 值
原型
`sklearn.metrics.auc`(*x*, *y*, *reorder=False*)
参数

- x：数组，fpr 数组
- y：数组，tpr 数组

返回

- auc：浮点数，auc 值