# 2016~2017春季学期机器学习概论

朴素贝叶斯分类器实验 实验报告

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

$$P(B)$$

计43 唐玉涵 2014011328

# 2016~2017春季学期机器学习概论

## 朴素贝叶斯分类器实验

## 实验报告

### 1、任务说明

在本实验中,我们需要完成一个朴素贝叶斯分类器,并且在一组真实的数据集上测试它的分类性能。具体包括以下几个部分:

- 1. 在真实数据集上实现一个机器学习的具体算法(特指朴素贝叶斯算法),并 且改善它的性能;
  - 2. 为其性能给出合理的评价方式;
  - 3. 分析实验结果。

### 2、实验设计

我采用自己比较熟悉的java编程语言进行实验,与python相比可能运行时间较快一些。共编写两个类: Sample.java 和 Test.java。Sample是为训练数据和测试数据编写的类,Test为利用朴素贝叶斯方法实现的分类器实现与测试。以下分别对其进行介绍:

### Sample类

针对数据集的14个特征属性和1个结果属性,我采用了以下的结构对其进行存

储:

```
public class Sample {
    int age;
    String workclass;
    int fnlwgt;
    String education;
    int education_num;
    String nerital_status;
    String occupation;
    String relationship;
    String reac;
    String reac;
    String rese;
    int capital_loss;
    int nours_per_week;
    String native_country;
    String my_result;
    public Sample(){}
    publ
```

其中Sample的前15个属性与数据集中属性相对应,最后一个属性my\_result为为测试集所准备,用来存放对测试数据的预测结果,与result属性进行比较即可对性能作出评价。

需要说明的是,我针对每一个属性都编写了set函数和get函数,这样不直接对Sample类进行取值和修改,符合类的开闭原则,见下图:

```
public int getAge() { return age; }
public void setAge(int age) { this.age = age; }
public String getWorkclass() { return workclass; }
public void setWorkclass(String workclass) { this.workclass = workclass; }
public int getFnlwgt() { return fnlwgt; }
public void setFnlwgt(int fnlwgt) { this.fnlwgt = fnlwgt; }
public String getEducation() { return education; }
public void setEducation(String education) { this.education = education; }
public int getEducation_num() { return education_num; }
public void setEducation_num(int education_num) { this.education_num = education_num; }
public String getMarital_status() { return marital_status; }
public void setMarital_status(String marital_status) { this.marital_status = marital_status; }
public String getOccupation() { return occupation; }
public void setOccupation(String occupation) { this.occupation = occupation; }
public String getRelationship() { return relationship; }
public void setRelationship(String relationship) { this.relationship = relationship; }
public String getRace() { return race; }
public void setRace(String race) { this.race = race; }
public String getSex() { return sex; }
public string getsex() { return sex; }
public void setSex(String sex) { this.sex = sex; }
public int getCapital_gain() { return capital_gain; }
public void setCapital_gain(int capital_gain) { this.capital_gain = capital_gain; }
public int getCapital_loss() { return capital_loss; }
public void setCapital_loss(int capital_loss) { this.capital_loss = capital_loss; }
public int getHours_per_week() { return hours_per_week; }
public void setHours_per_week(int hours_per_week) { this.hours_per_week = hours_per_week; }
public String getNative_country() { return native_country; }
public void setNative_country(String native_country) { this.native_country = native_country; }
public String getResult() { return result; }
public void setResult(String result) { this.result = result; }
public String getMy_result() { return my_result; }
public void setMy_result(String my_result) { this.my_result = my_result; }
```

#### Test类

对训练集和测试集分别采用ArrayList<Sample>的形式进行储存,命名为 list 和 list1。读入训练集数据文件后,逐行扫描并对每行按照逗号分割开存入一个Sample对 象中(list中)。

针对测试集,采用同样的方式将数据存入list1中。针对list1中的每一个测试对象,逐个扫描list中的训练对象,首先判断训练对象结果属于">50K."还是"<=50K."类别,然后在这两类下分别逐个扫描训练对象的14个特征属性,统计在该类别下与测试对象各个属性相同的对象个数。同时记录训练集中">50K."和"<=50K."这两类的个数。

使用上面统计的数目,利用贝叶斯公式计算该测试对象分属">50K."和 "<=50K."的概率(相对值,其和并不为1),相对大的那个结果即记为其预测结果。 所依据的原理如下:

$$\hat{y} = \arg\max_{y} P(y) \prod_{i=1}^{n} P(x_i \mid y)$$

为了对分类的性能做出评价,我才用了准确率作为衡量指标,即

•  $Accuracy = \frac{\text{number of correctly classified records}}{\text{number test records}}$ 

统计针对全体测试集数据的正确预测个数,处以测试集大小,即可得到该算法 的准确率。

### 3、实验结果

如上述方法实现的朴素贝叶斯分类器(未经过优化),得到的准确率约为77.67%,见下图:

```
| Tostjava - Bayes - (-)Desktop/exp1 | Sayes |
```

可见数据的分类性能比较普通。由于训练集中"<=50K."的数据比例占到了76.07%,与之相对应的若直接预测测试集数据全部为"<=50K."也可得到76%左右的准确率,提升空间比较大。

同时,我将过程中每一个测试对象分属">50K."和"<=50K."的概率打印出来,惊奇地发现其中有很多两个概率均为0。这时我的算法将其判断为"<=50K.",即类似于上段所述直接预测得结果的方法,准确率也比较相近。研究其原因,发现是"零概率"问题造成的,针对其以及其他部分的优化详见下一部分。

### 4、实验优化与分析

### 1. 训练集大小的影响

实验所给出的全部训练集合大小为32561条数据,集合数目较大,下对训练集的 大小对分类性能的影响进行研究:

分别使用5%,50%和100%的训练集数据来进行训练,5%和50%的数据均为从训练集中随机产生,并各测试5组,求其中最大、最小和平均准确率。见下表:

	5%	50%
1	81.47%	81.75%
2	82.20%	81.24%
3	80.83%	81.61%
4	82.59%	81.60%
5	81.71%	81.65%
最大	82.59%	81.75%
最小	80.83%	81.24%
平均	81.76%	81.57%

作为对比,100%的训练数据集合准确率为81.68%(加入了下面几个分点所述优化,故比76.07%提高了不少)。

### 分析:

从准确率的结果上看,5%的数据集合优于100%的数据集合优于50%的数据集合,最好的准确率甚至达到了82.59%,但是结果的波动较大,不很稳定。

可能的解释是朴素贝叶斯并不因更多的数据而执行的更好。朴素贝叶斯算法需要足够的数据来了解每个属性的概率关系,这些属性独立于输出变量。而模型忽略给定属性间的交互关系,我们不需要这些有交互关系的样本,因此通常情况下比其他算

法需要更少的数据。更进一步,它不会因小规模的样本而产生过拟合的数据。所以如果没有太多的训练数据,朴素贝叶斯算法也许是比较好的选择。

### 2. 零概率问题

上一部分已发现算法中存在大量的"零概率"问题,这种问题出现的原因是:很多测试集中的数据的某一属性在训练集中可能并没有(一个重要的例子是,一个分类属性具有数值,然而却没有出现在训练集中。这种情况下,模型会赋0概率并且不能够进行预测),即有下式:

$$\hat{P}(y = c | x_1, ..., x_i = k, ..., x_n) = 0$$

这显然并不合理,将直接导致测试对象概率为0,无法给出比较合理的预测结果。

优化方法: 采用拉普拉斯平滑方法对数据进行处理:

$$\hat{P}(x_i = k | y = c) = \frac{\#\{y = c, x_i = k\} + \alpha}{\#\{y = c\} + M\alpha}$$

上式子中α取1,即为拉普拉斯平滑,其原理为假定训练样本很大时,每个分量x 的计数加1造成的估计概率变化可以忽略不计,但可以方便有效的避免零概率问题。

这样对概率计算进行平滑处理后,实验结果的准确率得到了很大的提升,由 76.07%提升为81.07%。

其他平滑处理的方式限于时间原因,未进行尝试,但拉普拉斯算法在理论上可靠,对原计算改动不大,实际效果也比较好,推荐作为处理时的首选。

#### 3. 连续属性和缺失属性的处理

#### 连续属性:

针对6个连续的数值型特征属性,我才用了分类离散法和高斯分布估值法。分类 法的效果较好,实验结果的准确率可达到81.68%,而用高斯分布估值法反而准确率有 所下降,只有77.87%。

#### 缺失属性:

针对缺失属性,我采用了三种处理方法,直接去掉训练集中带有缺失属性的数据:准确率81.09%;将其分为一类:准确率81.68%;用该特征出现最多的代替它:准确率81.62%。