## 硕士第5周作业

编号	收入	学历	年龄	贷款
1	高	研究生	40-60	是
2	高	本科	>60	否
3	高	专科	20-40	是
4	中	研究生	40-60	是
5	中	本科	40-60	是
6	中	专科	20-40	是
7	中	研究生	>60	是
8	低	本科	>60	否
9	低	本科	20-40	是
10	低	专科	40-60	否
11	低	专科	>60	否

计算收入中等,20-40本科生是否应该贷款 (计算过程+代码)

记:

收入: 高, 中, 低 > 2, 1, 0

学历: 研究生, 本科, 专科 > 2, 1, 0 年龄: >60, 40-60, 20-40 > 2, 1, 0

有:

所问问题收入中等,20-40本科生为[1,1,0]

因为收入中等未贷款的样本数为0,以及年龄20-40未贷款的样本数也为0,因此需要使用拉普拉斯平滑

## 手动计算

$$\begin{split} &p(y=1|x^{(1)}=1,x^{(2)}=1,x^{(3)}=0)\\ &=p(y=1)\times p(x^{(1)}=1|y=1)\times p(x^{(2)}=1|y=1)\times p(x^{(3)}=0|y=1)\\ &=\frac{7}{11}\times\frac{4+1}{7+3}\times\frac{2+1}{7+3}\times\frac{3+1}{7+3}\\ &=\frac{21}{550}\\ &p(y=0|x^{(1)}=1,x^{(2)}=1,x^{(3)}=0)\\ &=p(y=0)\times p(x^{(1)}=1|y=0)\times p(x^{(2)}=1|y=0)\times p(x^{(3)}=0|y=0)\\ &=\frac{4}{11}\times\frac{0+1}{4+3}\times\frac{2+1}{4+3}\times\frac{0+1}{4+3}\\ &=\frac{12}{3773}\\ &P(y'=1)=\frac{\frac{25}{550}}{\frac{21}{250}+\frac{12}{3773}}=\frac{6600}{85833}=0.9231\\ &P(y'=0)=\frac{\frac{12}{3773}}{\frac{21}{550}+\frac{12}{3773}}=\frac{6600}{85833}=0.0769\\ &\mathbb{D}$$
贷款的概率为0.9231,不贷款的概率为0.07689\\ &\mathbb{D}此收入中等,20-40本科生应贷款

## 代码

```
import numpy as np
X = np. array([
    [2, 2, 1],
    [2, 1, 2],
    [2, 0, 0],
    [1, 2, 1],
    [1, 1, 1],
    [1, 0, 0],
    [1, 2, 2],
    [0, 1, 2],
    [0, 1, 0],
    [0, 0, 1],
    [0, 0, 2]
])
y = np. array([1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0])
# 朴素贝叶斯类, 面向离散特征
class NaiveBayes:
    def __init__(self):
         self.prior = {}
         self.prior num = {}
         self.posterior = {}
    # 训练模型
```

```
def fit(self, X, y):
       # 计算先验概率 数据结构形式: {0: 0.5, 1: 0.5}
       labels = list(set(y))
       self.prior = {label: 0 for label in labels}
       self.prior num = {label: 0 for label in labels}
       for value in y:
           self.prior[value] +=1.0/ (len(y)) #累计计算先验概率
           self.prior num[value] += 1 #累计不同分类的样本个数,备用
       self.prior num[0] += 3
       self.prior num[1] += 3
       # print(self.prior_num)
       # 计算后验概率 数据结构形式: {0: [{0: 0.75, 1: 0.25}, {0: 0.5, 1:
       self.posterior = {label: [] for label in labels}
       for label in labels:
           for in range (X. shape[-1]):
              self.posterior[label].append({}) # 为每个类别, 初始化一个空字典
       for item, label in zip(X, y):
           prior_num_y = self.prior_num[label]
           for i, val in enumerate(item):
              if val in self.posterior[label][i]:
                  self.posterior[label][i][val] += 1.0/prior_num_y #已存在该特征
值,则进行累计计算
              else:
                  self.posterior[label][i][val] = 1.0/prior num y #不存在该特征
值,则初始化
       print("先验概率:", self. prior)
       print("后验概率:", self. posterior)
   # 通过已知的概率,对样本做预测
   def predict_single(self, X_test):
       results = \{\}
       # 通过朴素贝叶斯公式来计算
       for label, prior_val in self.prior.items():
           results[label] = prior val
           for i, post val in enumerate(X test):
              if(post_val in self.posterior[label][i]):
                  results[label] *= (self.posterior[label][i][post val] + 1 /
self.prior num[label])
```

```
else:
                    results[label] *= 1 / self.prior num[label]
        denominator = np. sum(list(results.values()))
        # 返回不同分类的概率
        for label in results. keys():
            results[label] = results[label]/denominator
        return results
nb = NaiveBayes()
nb. fit(X, y)
test\_sample = [1, 1, 0]
print("测试结果:", nb.predict_single(test_sample))
 后验概率: {0: [{2: 0.142857142857142857142857, 0: 0.42857142857142855}, {1: 0.2857142857142857, 0: 0.2857142857142857}, {2: 0.42857142857142855, 1:
 04, 2: 0.1}]
 测试结果: {0: 0.07689350249903878, 1: 0.9231064975009613}
from sklearn.naive_bayes import CategoricalNB
import numpy as np
X = np. array([
    [2, 2, 1],
    [2, 1, 2],
    [2, 0, 0],
    [1, 2, 1],
    [1, 1, 1],
    [1, 0, 0],
    [1, 2, 2],
    [0, 1, 2],
    [0, 1, 0],
    [0, 0, 1],
    [0, 0, 2]
])
y = np. array([1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0])
mnb = CategoricalNB(alpha = 1)
mnb. fit(X, y)
test\_sample = np. array([[1, 1, 0]])
print("测试结果:", mnb.predict proba(test sample))
```

bitie/ wimmerie: ) minth enter bi ond/cene numbre//

测试结果: [[0.0768935 0.9231065]]