作业3: 朴素贝叶斯分类、k 近邻分类

1. 根据顾客的年龄、收入、是否是学生来预测是否购买电脑。基于以下训练集请**先构造**朴素贝叶斯分类器,再给出测试集的预测结果。注意: 年龄为连续属性,正态分布概率函数为 $p(\mu,\sigma) = \frac{\exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}{\sqrt{2\pi}\sigma}$,方差计算采用 $\sigma^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$,其中 μ 为均值,其他两个类别属性取值分别为"收入"={高、中、低},"学生"={是、否}。

训练集

y	IJ:	纫	۲,	卡

编号	类别: 是否 买电脑	年龄	收入	学生
1	否	22	高	否
2	否	24	高	否
3	是	57	中	否
4	是	54	低	是
5	否	50	低	是
6	是	37	低	是
7	是	34	高	是
8	否	48	中	否

测试集

编号	类别:是否买 电脑	年龄	收入	学生
9	是	30	低	是
10	是	53	中	是
11	是	24	中	是

a.分类器构造,即计算所有可能用到的概率:

注意: 该题的预测目标是"是否买电脑",即这一列才是类别标签,最后一列"学生"只是其中一个属性。

计算每个类的先验概率:

$$P(C_i) = |C_{i,D}|/|D|, P(C_{\mathbb{Z}}) = 4/8 = 0.5, P(C_{\mathbb{Z}}) = 4/8 = 0.5$$

计算离散属性"收入"、"是否是学生"的各个取值在每个类的概率:

$$P(\psi \chi \lambda = 1 \text{K} / C_{\text{B}}) = 2/4 = 0.5$$
, $P(\psi \chi \lambda = 1 \text{K} / C_{\text{B}}) = 1/4 = 0.25$

$$P(4/2\lambda = + / C_{E}) = 1/4 = 0.25, P(4/2\lambda = + / C_{E}) = 1/4 = 0.25$$

$$P(\psi \lambda = 高 / C_{\#}) = 1/4 = 0.25$$
, $P(\psi \lambda = 高 / C_{\#}) = 2/4 = 0.5$

$$P(\not= \pm = \not= /C_{\#}) = 3/4 = 0.75$$
, $P(\not= \pm = \not= /C_{\#}) = 1/4 = 0.25$

计算连续属性"年龄"对每个类的均值和标准差

$$\mu_{\text{GW},C_{\text{A}}} = \frac{1}{4} (57 + 54 + 37 + 34) = 45.5$$

$$\begin{split} &\sigma_{\#\&,C_{\stackrel{}{\mathcal{E}}}}^2 = \frac{1}{4-1}((57-45.5)^2 + (54-45.5)^2 + (37-45.5)^2 + (34-45.5)^2) = 136.33, \\ &\sigma_{\#\&,C_{\stackrel{}{\mathcal{E}}}} = 11.68 \quad \circ \\ &\mu_{\#\&,C_{\stackrel{}{\mathcal{E}}}} = \frac{1}{4}(22+24+50+48) = 36 \ , \\ &\sigma_{\#\&,C_{\stackrel{}{\mathcal{E}}}}^2 = \frac{1}{4-1}((22-36)^2 + (24-36)^2 + (50-36)^2 + (48-36)^2) = 226.67, \\ &\sigma_{\#\&,C_{\stackrel{}{\mathcal{E}}}} = 15.06 \, \circ \end{split}$$

构造完毕,得到以下表格:

		是否买电脑?=是	是否买电脑?=否	
		(P=0.5)	(P=0.5)	
年龄(均值、标准差)		(45.5, 11.68)	(36, 15.06)	
收入	高	0.25	0.5	
	中	0.25	0.25	
	低	0.5	0.25	
学生	是	0.75	0.25	
	否	0.25	0.75	

b. 基于以上各概率,预测顾客是否会买电脑(通过查询以上概率计算测试样本P(c)P(x|c)并给出预测结果)。

测试: 计算 $P(c)P(x|c) = P(c)\prod_i P(x_i|c)$, 选择对应值最大的类。 样本 9:

根据
$$\mu_{\text{年龄}, \ C_{\mathcal{E}}} = 45.5, \ \sigma_{\text{年龄}, \ C_{\mathcal{E}}} = 11.68$$
 计算得到 $P\left(\text{年龄} \ / \ C_{\mathcal{E}}\right) = \frac{\exp\left(-\frac{(30-45.5)^2}{2\cdot136.33}\right)}{\sqrt{2\pi}\cdot11.68} = 0.0142$ 根据 $\mu_{\text{年龄}, \ C_{\mathcal{E}}} = 36, \ \sigma_{\text{年龄}, \ C_{\mathcal{E}}} = 15.06$ 计算得到 $P\left(\text{年龄} \ / \ C_{\mathcal{E}}\right) = \frac{\exp\left(-\frac{(30-36)^2}{2\cdot226.67}\right)}{\sqrt{2\pi}\cdot15.06} = 0.0245$ 根据 $P(\psi \lambda = \mathcal{K} \ / \ C_{\mathcal{E}}) = 0.5, \ P(\ \not = \mathcal{E} \ / \ C_{\mathcal{E}}) = 0.75$,得到

$$P\left(X \mid C_{\underline{\mathcal{E}}}\right) = P\left(\# \middle / C_{\underline{\mathcal{E}}}\right) P\left(\psi \middle / \Delta = \underbrace{\mathcal{K}} \mid C_{\underline{\mathcal{E}}}\right) P\left(\cancel{\mathcal{E}} = \underbrace{\mathcal{E}} \mid C_{\underline{\mathcal{E}}}\right) = 0.0142 \cdot 0.5 \cdot 0.75 = 0.0053$$

根据
$$P(\psi \lambda = \mathcal{K} / C_{\mathcal{B}}) = 0.25$$
, $P(\not = \mathcal{L} / C_{\mathcal{B}}) = 0.25$, 得到

$$P(X / C_{\underline{\sigma}}) = P(\text{年龄} / C_{\underline{\sigma}})P(\text{收入} = \text{低} / C_{\underline{\sigma}})P(\text{学生} = \text{是} / C_{\underline{\sigma}}) = 0.0245 \cdot 0.25 \cdot 0.25 = 0.0015$$

$$P(C_{\underline{E}})P(X / C_{\underline{E}}) = 0.5 \cdot 0.0053 = 0.00265$$

$$P(C_{\underline{\sigma}})P(X / C_{\underline{\sigma}}) = 0.5 \cdot 0.0015 = 0.00075$$

$$P(C_{\underline{E}})P(X / C_{\underline{E}}) > P(C_{\underline{\sigma}})P(X / C_{\underline{\sigma}})$$

预测"是",实际"是",正确。

样本 10:

$$P\left(\# / C_{\cancel{E}}\right) = \frac{\exp\left(-\frac{(53-45.5)^2}{2\cdot136.33}\right)}{\sqrt{2\pi}\cdot11.68} = 0.0278$$

$$P\left(\# / C_{\cancel{E}}\right) = \frac{\exp\left(-\frac{(53-36)^2}{2\cdot226.67}\right)}{\sqrt{2\pi}\cdot15.06} = 0.0140$$

$$P(\psi\lambda = \psi/C_{\cancel{E}}) = 0.25$$
, $P(\cancel{\cancel{E}} = \cancel{E}/C_{\cancel{E}}) = 0.75$,得到

$$P(X/C_{E}) = 0.0278 \cdot 0.25 \cdot 0.75 = 0.0052,$$

$$P(\psi \lambda = \psi / C_{\underline{\sigma}}) = 0.25$$
, $P(\psi \pm E = E / C_{\underline{\sigma}}) = 0.25$,得到

$$P(X / C_{\overline{x}}) = 0.0140 \cdot 0.25 \cdot 0.25 = 0.0009$$

$$P\left(C_{\cancel{E}}\right)P\left(X \mid C_{\cancel{E}}\right) = 0.5 \cdot 0.0052 = 0.0026, \ P\left(C_{\cancel{E}}\right)P\left(X \mid C_{\cancel{E}}\right) = 0.5 \cdot 0.0009 = 0.00045,$$

$$P(C_{\cancel{E}})P(X/C_{\cancel{E}}) > P(C_{\cancel{E}})P(X/C_{\cancel{E}})$$

预测"是",实际"是",正确。

样本 11:

$$P\left(\cancel{\mp\cancel{E}} / C_{\cancel{E}}\right) = \frac{\exp\left(-\frac{(24-45.5)^{2}}{2\cdot136.33}\right)}{\sqrt{2\pi}\cdot11.68} = 0.0063,$$

$$P\left(\cancel{\mp\cancel{E}} / C_{\cancel{E}}\right) = \frac{\exp\left(-\frac{(24-36)^{2}}{2\cdot226.67}\right)}{\sqrt{2\pi}\cdot15.06} = 0.0193$$

$$P(\psi \lambda = P / C_E) = 0.25$$
, $P(\not= E = E / C_E) = 0.75$,得到

$$P(X/C_{\mathbb{A}}) = 0.0063 \cdot 0.25 \cdot 0.75 = 0.0012$$

$$P(\psi \lambda = \psi / C_{\Xi}) = 0.25, P(学 \pm = \mathcal{E} / C_{\Xi}) = 0.25$$
 , 得到

$$P(X / C_{\text{E}}) = 0.0193 \cdot 0.25 \cdot 0.25 = 0.00121$$

$$P\left(C_{\cancel{E}}\right)P\left(X \mid C_{\cancel{E}}\right) = 0.5 \cdot 0.0012 = 0.0006, \ P\left(C_{\cancel{E}}\right)P\left(X \mid C_{\cancel{E}}\right) = 0.5 \cdot 0.00121 = 0.00061$$

$$P\left(C_{\underline{A}}\right)P\left(X / C_{\underline{A}}\right) > P\left(C_{\underline{A}}\right)P\left(X / C_{\underline{A}}\right)$$

预测"否",实际"是",错误。

2. 如何用 k 近邻算法对以上数据集进行分类?给出实现步骤(包括选用哪种距离度量, k 的设定等),但不用计算。

答: K 近邻算法需要计算样本之间的距离/相似度,这里总共有三个特征,其中"年龄"为连续型特征,"收入"为等级型特征,"学生"是类别型特征。

第一步是把"收入"和"学生"转换成连续特征。"收入"的高、中、低可以分别用 1, 0.5, 0.1 来替换,"学生"的"是"和"否"可以用长度为 2 的独热编码[1,0] 和 [0,1] 来代替,比如把测试例 9 变换成[30, 0.1, 1, 0]。

由于距离的计算与特征取值范围相关,考虑把所有特征线性变化到[0,1]区间。通过前一步操作,只有年龄的取值范围不在[0,1]区间,所以只要把这个特征进行 0-1 规范化。min-max 规范化需要确定原数据集的最小值和最大值。由于测试样本(新样本)的"年龄"可能大于/小于训练集中看到的"年龄"范围,所以统一把"最大年龄"设置成 60,大于 60 的用 60 替代,"最小年龄"设成 10,小于 10 的用 10 代替,然后进行 0-1 规范化。利用以上方法,测试例 9 中的年龄 30 被映射到 0.4。

给定一个测试样本,进行以上两步变换后,计算其到所有训练样本的距离,这里没有特殊要求,考虑通用的欧式距离。选择 K 个距离最小的样本作为近邻,把该样本标记为近邻中出现最多的类别。由于该数据集很小,K 的取值可以从 2,3,4 中尝试,最后选择验证集上准确率最高的 K。

3. 朴素贝叶斯的核心假设是什么? 有什么优缺点?

答: 朴素贝叶斯假设给定类别情况下所有属性之间相互独立。

这个假设的优点是简化问题,降低"维度灾难"导致的过拟合风险。缺点是不能描述属性之间的相关性,当实际问题中存在相互关联的属性时,模拟准确率不够理想。