

PART4 贝叶斯决策

基本内容:

1. 掌握连续特征空间、离散特征空间两种情况下, 最小错误率的贝叶斯分类决策规则;
2. 掌握连续特征空间、离散特征空间两种情况下, 最小风险的贝叶斯分类决策规则;
3. (1)一维或多维连续特征空间, 正态分布的类条件概率密度函数具体的形式?

一维:

$$p_X(x|\omega_j) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}\sigma_j} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu_j}{\sigma_j}\right)^2\right]$$

多维:

$$p_X(x|\omega_j) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}|\Sigma_j|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu_j)^T \Sigma_j^{-1}(x-\mu_j)\right]$$

(2)多维连续特征空间, 若各个特征类条件独立, 正态分布的类条件概率密度函数具有什么特点?

$$\begin{aligned} p_X(x|\omega_j) &= \frac{1}{(2\pi)^{d/2}|\Sigma_j|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu_j)^T \Sigma_j^{-1}(x-\mu_j)\right] \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \prod_{i=1}^d \sigma_{ji}} \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \left(\frac{x_i - \mu_{ji}}{\sigma_{ji}}\right)^2\right] \\ &= \prod_{i=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ji}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - \mu_{ji}}{\sigma_{ji}}\right)^2\right] = \prod_{i=1}^d p_{X_i}(x_i|\omega_j) \end{aligned}$$

$j=1, \dots, C$

4. 已知原始d维特征空间的随机向量x的期望向量 μ_X 、协方差矩阵 Σ_X , 该随机向量经矩阵A线性变换后得Y, 并且 $Y = A^T X$, 则其期望 μ_Y 、协方差矩阵 Σ_Y =?

$$\mu_Y = A^T \mu_X, \quad \Sigma_Y = A^T \Sigma_X A$$

特别地, 若 $y = a^T X \in R$, 则有

$$\mu_y = a^T \mu_X, \quad \sigma_y^2 = a^T \Sigma_X a$$

5. 一维或多维连续特征空间，各类条件概率密度函数为正态分布时，相应密度函数参数的最大似然估计结果？
6. 给定连续特征空间/离散特征空间，已知类别标记的训练样本集，能够基于该样本集，实现两步法的(朴素)贝叶斯决策。

基于样本的两步贝叶斯决策

- [1] 利用有限规模训练样本 $\{(x_j, y_j), j=1, \dots, N\}$,
 设计贝叶斯分类器. 估计 $\begin{cases} \text{先验概率} & P(\omega_i) \\ \text{条件概率密度} & p(x|\omega_i) \text{ 或 条件概率 } P(x|\omega_i) \end{cases}$
 $i=1, 2, \dots, c$
- [2] $\begin{cases} \text{利用估计的 } \hat{P}(\omega_i), \hat{p}(x|\omega_i) \text{ 或 } \hat{P}(x|\omega_i) \\ \text{对未知样本 } x \text{ 进行判决} \end{cases}$

练习题

1. 对于二维连续特征空间的两类别分类问题，训练样本集 $\mathbf{X} = \{(x_i, y_i), i = 1, \dots, N\}$ 按照 $p(x) = P(\omega_1)p(x|\omega_1) + P(\omega_2)p(x|\omega_2)$ 独立抽取，其中 $x_i = [x_i^{(1)}, x_i^{(2)}]^T \in R^2$, $y_i \in \{\omega_1, \omega_2\}$. 并且，训练集 \mathbf{X} 内：对应第一类 ω_1 及第二类 ω_2 的样本集分别为 \mathbf{X}_1 及 \mathbf{X}_2 ，两类样本数目分别 N_1 及 N_2 .

请按要求完成如下工作：

- (1) 若两个类别的类条件概率密度函数 $p(x|\omega_1)$ 、 $p(x|\omega_2)$ 均为正态分布，并且各自期望向量分别为 μ_1 、 μ_2 ，协方差矩阵分别为 Σ_1 、 Σ_2 ，写出 $p(x|\omega_1)$ 、 $p(x|\omega_2)$ 的具体表达式。
- (2) 若基于样本集 \mathbf{X}_1 及 \mathbf{X}_2 ，采用最大似然法估计上述概率密度函数的参数 μ_1 、 μ_2 及 Σ_1 、 Σ_2 ，请直接写出参数的估计结果。
- (3) 对于每个类别，若二维连续特征空间两种特征相互独立，基于样本集 \mathbf{X}_1 及 \mathbf{X}_2 ，请直接写出上述概率密度函数的参数 μ_1 、 μ_2 及 Σ_1 、 Σ_2 的最大似然估计结果。
- (4) 若 $x = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$ ，请基于问题(3)的估计结果，分别写出 $p(x^{(2)}|\omega_1)$ 及

$p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_2)$ 的具体表达式。

(5) 请采用上述给定的样本集 $\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 \cup \mathbf{X}_2$ ，分别估计 $P(\omega_1)$ 以及 $P(\omega_2)$ 。

(6) 请基于上述估计结果，采用最小错误率的朴素贝叶斯分类模型对特征空间任

意观测样本 $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$ 分类。

答案：

$$(1) \quad p(\mathbf{x}|\omega_i) = \frac{1}{2\pi|\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \Sigma_i^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)\right] \quad i = 1, 2$$

(2) 以 ω_i 类的样本集 \mathbf{X}_i 估计 $p(\mathbf{x}|\omega_i)$ 的参数 $\boldsymbol{\mu}_i$ 以及 Σ_i , $i = 1, 2$

其最大似然估计结果为：

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} \mathbf{x}$$

$$\hat{\Sigma}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} (\mathbf{x} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)(\mathbf{x} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)^T$$

(3)

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_i = [\hat{\boldsymbol{\mu}}_i^{(1)} \quad \hat{\boldsymbol{\mu}}_i^{(2)}]^T = \left[\frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} x^{(1)} \quad \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} x^{(2)} \right]^T$$

$$\hat{\Sigma}_i = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_i^{(1)2} & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_i^{(2)2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} [x^{(1)} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i^{(1)}]^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} [x^{(2)} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i^{(2)}]^2 \end{bmatrix}$$

$i = 1, 2$

(4)

$$p(\mathbf{x}^{(i)}|\omega_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\hat{\sigma}_1^{(i)}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^{(i)} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_1^{(i)}}{\hat{\sigma}_1^{(i)}}\right)^2\right] \quad i=1, 2$$

$$p(\mathbf{x}^{(i)}|\omega_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\hat{\sigma}_2^{(i)}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^{(i)} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_2^{(i)}}{\hat{\sigma}_2^{(i)}}\right)^2\right] \quad i=1, 2$$

(5)

$$\hat{P}(\omega_1) = \frac{N_1}{N}, \quad \hat{P}(\omega_2) = \frac{N_2}{N}$$

(6) 对于任意观测样本 $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$

首先, 计算:

$$\hat{P}(\omega_1)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_1)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_1), \quad \text{以及} \quad \hat{P}(\omega_2)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_2)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_2)$$

若 $\hat{P}(\omega_1)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_1)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_1) > \hat{P}(\omega_2)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_2)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_2)$, 则将观测样本 \mathbf{x} 判断为 ω_1 类;

若 $\hat{P}(\omega_2)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_2)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_2) > \hat{P}(\omega_1)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_1)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_1)$, 则将观测样本 \mathbf{x} 判断为 ω_2 类;

否则, 拒绝决策 \mathbf{x} 的类别, 或结合具体问题, 进行决策。

2. 对于二维连续特征空间的两类别分类问题, 训练样本集 $\mathbf{X} = \{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, N\}$ 按照 $p(\mathbf{x}) = P(\omega_1)p(\mathbf{x}|\omega_1) + P(\omega_2)p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 独立抽取, 其中 $\mathbf{x}_i = [x_i^{(1)}, x_i^{(2)}]^T \in R^2$, $y_i \in \{\omega_1, \omega_2\}$. 并且, 训练集 \mathbf{X} 中: 来自第一类 ω_1 及第二类 ω_2 的样本集分别为 \mathbf{X}_1 及 \mathbf{X}_2 , 两类样本数目分别为 N_1 及 N_2 . 请按照要求完成如下工作:

(1) 基于训练样本集 \mathbf{X} 设计一个最小错误率高斯朴素贝叶斯分类模型;

(2) 基于上述模型, 写出面向特征空间任意观测样本 $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$ 分类的决策规则。

3. 针对二维连续特征空间的两类别分类问题, 训练样本集 $\mathbf{X} = \{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, N\}$ 按照 $p(\mathbf{x}) = P(\omega_1)p(\mathbf{x}|\omega_1) + P(\omega_2)p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 独立抽取, 其中 $\mathbf{x}_i = [x_i^{(1)}, x_i^{(2)}]^T \in R^2$, $y_i \in \{\omega_1, \omega_2\}$. 并且, 训练集 \mathbf{X} 中: 来自第一类 ω_1 及第二类 ω_2 的样本集分别为 \mathbf{X}_1 及 \mathbf{X}_2 , 两类样本数目分别为 N_1 及 N_2 . 请完成如下工作:

(1) 若两个类别的先验概率 $P(\omega_1)$ 、 $P(\omega_2)$ 以及各类的 $p(\mathbf{x}|\omega_1)$ 、 $p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 已知, 对

于特征空间任意观测样本 $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$ ，如何采用最小错误率的贝叶斯分类规则预测该样本的类别？

(2) 若两个类别的类条件概率密度函数 $p(\mathbf{x}|\omega_1)$ 、 $p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 均为正态分布，各自期望向量分别为 μ_1 、 μ_2 ，协方差矩阵分别为 Σ_1 、 Σ_2 ，写出 $p(\mathbf{x}|\omega_1)$ 、 $p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 的具体函数形式；

(3) 如果上述贝叶斯分类模型为高斯朴素贝叶斯分类模型，直接写出基于上述训练集、采用最大似然法估计 μ_1 、 μ_2 以及 Σ_1 、 Σ_2 的估计结果。

答：

(1) 任意观测样本 $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$

首先，计算：

$P(\omega_1)p(\mathbf{x}|\omega_1)$ ，以及 $P(\omega_2)p(\mathbf{x}|\omega_2)$

若 $P(\omega_1)p(\mathbf{x}|\omega_1) > P(\omega_2)p(\mathbf{x}|\omega_2)$ ，则将观测样本 \mathbf{x} 判断为 ω_1 类；

若 $P(\omega_2)p(\mathbf{x}|\omega_2) > P(\omega_1)p(\mathbf{x}|\omega_1)$ ，则将观测样本 \mathbf{x} 判断为 ω_2 类；

否则，拒绝决策 \mathbf{x} 的类别，或结合具体问题，进行决策。

(2) $p(\mathbf{x}|\omega_i) = \frac{1}{2\pi|\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(\mathbf{x} - \mu_i)\right] \quad i = 1, 2$

(3) 以 ω_i 类的样本集 \mathbf{X}_i 估计 $p(\mathbf{x}|\omega_i)$ 的参数 μ_i 以及 Σ_i ， $i = 1, 2$

其最大似然估计结果为：

$$\hat{\mu}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} \mathbf{x}$$

$$\hat{\Sigma}_i = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_i^{(1)2} & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_i^{(2)2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} [x^{(1)} - \hat{\mu}_i^{(1)}]^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_i} [x^{(2)} - \hat{\mu}_i^{(2)}]^2 \end{bmatrix}$$

$i = 1, 2$

3. 类似地，将问题 1 及 2 情况扩展至四维连续特征空间的鸢尾花数据集的分类问题。进行求解。

4.下表所示为来自二维离散特征空间关于两种类别的训练样本.其中：样本特征描述为 $\mathbf{X} = [X^{(1)}, X^{(2)}]^T$ ，并且 $X^{(1)} \in \{1,2\}$ ， $X^{(2)} \in \{S,M,L\}$ ；类别标记 $Y \in \{-1, 1\}$.

	1	2	3	4	5
特征 $X^{(1)}$	1	1	2	2	1
特征 $X^{(2)}$	S	M	S	M	L
Y	-1	-1	-1	-1	1

请结合该表，采用 LAPLACE 平滑方式，估计朴素贝叶斯分类模型的有关概率信息，并进行给定观测样本的类别决策.

(1)两个类别的先验概率 $P(Y = -1), P(Y = 1)$;

(2) $P(X^{(1)} = 2|Y = -1), P(X^{(1)} = 2|Y = 1)$

(3) $P(X^{(2)} = L|Y = -1), P(X^{(2)} = L|Y = 1)$

(4) $P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L|Y = -1)$

(5) $P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L|Y = 1)$

(6)对观测样本 $\mathbf{X} = [2, L]^T$ 进行类别决策.

解：(1)先验概率 $P(Y = -1) = \frac{1+4}{2 \times 1 + 5} = \frac{5}{7}$ $P(Y = 1) = \frac{1+1}{2 \times 1 + 5} = \frac{2}{7}$

$$P(Y = -1) = \frac{\lambda + \sum_{i=1}^N \delta(Y = -1)}{C\lambda + N} = \frac{1+4}{2+5}$$

$$P(Y = 1) = \frac{\lambda + \sum_{i=1}^N \delta(Y = 1)}{C\lambda + N} = \frac{1+1}{2+5}$$

所以：先验概率 $P(Y = -1) = \frac{1+4}{2 \times 1 + 5} = \frac{5}{7}$ $P(Y = 1) = \frac{1+1}{2 \times 1 + 5} = \frac{2}{7}$

$$(2) \text{由于 } P(X^{(1)} = 2|Y = -1) = \frac{\lambda + \sum_{i=1}^N \delta(X^{(1)} = 2 \text{ 并且 } Y = -1)}{\lambda S_{(1)} + \sum_{i=1}^N \delta(Y = -1)} = \frac{1+2}{2+4} = \frac{1}{2}$$

$$\text{同理：} P(X^{(1)} = 2|Y = 1) = \frac{1+0}{2 \times 1 + 1} = \frac{1}{3}$$

$$(3) P(X^{(2)} = L | Y = -1) = \frac{1+0}{3 \times 1 + 4} = \frac{1}{7} \quad P(X^{(2)} = L | Y = 1) = \frac{1+1}{3 \times 1 + 1} = \frac{1}{2}$$

$$(4) P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L | Y = -1) = P(X^{(1)} = 2 | Y = -1) P(X^{(2)} = L | Y = -1) = \frac{1}{2} \times \frac{1}{7} = \frac{1}{14}$$

$$(5) P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L | Y = 1) = P(X^{(1)} = 2 | Y = 1) P(X^{(2)} = L | Y = 1) = \frac{1}{3} \times \frac{1}{2} = \frac{1}{6}$$

$$(6) P(Y = -1) P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L | Y = -1) = \frac{5}{7} \times \frac{1}{14} = \frac{5}{98}$$

$$P(Y = 1) P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L | Y = 1) = \frac{2}{7} \times \frac{1}{6} = \frac{2}{42}$$

$$\text{所以 } P(Y = 1) P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L | Y = 1) < P(Y = -1) P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L | Y = -1)$$

观测样本 $\mathbf{X} = [X^{(1)}, X^{(2)}]^T = [2, L]^T$ 决策结果为 $Y = -1$

6. 下表所示为来自二维离散特征空间关于两种类别的训练样本. 其中: 样本特征描述为 $\mathbf{X} = [X^{(1)}, X^{(2)}]^T$, 并且 $X^{(1)} \in \{1, 2, 3\}$, $X^{(2)} \in \{S, M, L\}$; 类别标记 $Y \in \{-1, 1\}$. 待决策样本为 $(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L)$.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$X^{(1)}$	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3
$X^{(2)}$	S	M	M	S	S	S	M	M	L	L	L	M	M	L	L
Y	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1

请基于该表, 采用 LAPLACE 平滑方式, 完成朴素贝叶斯分类模型如下内容:

(1) 估计两个类别的先验概率 $P(Y = -1), P(Y = 1)$;

(2) 估计 $P(X^{(1)} = 1 | Y = -1), P(X^{(1)} = 1 | Y = 1)$

(3) 估计 $P(X^{(2)} = L | Y = -1), P(X^{(2)} = L | Y = 1)$;

(4) 估计 $P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = -1)$;

(5) 估计 $P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = 1)$;

(6) 预测样本 $(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L)$ 的类别.

解: (1) 先验概率 $P(Y = -1) = \frac{1+6}{2 \times 1 + 15} = \frac{7}{17}$ $P(Y = 1) = \frac{1+9}{2 \times 1 + 15} = \frac{10}{17}$

(2) $P(X^{(1)} = 1 | Y = -1) = \frac{1+3}{3+6} = \frac{4}{9}$ $P(X^{(1)} = 1 | Y = 1) = \frac{1+2}{3 \times 1 + 9} = \frac{1}{4}$

(3) $P(X^{(2)} = L | Y = -1) = \frac{1+1}{3 \times 1 + 6} = \frac{2}{9}$ $P(X^{(2)} = L | Y = 1) = \frac{1+4}{3 \times 1 + 9} = \frac{5}{12}$

(4) 朴素贝叶斯分类模型中, 各特征满足类条件独立, 因此

$$P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = -1) = P(X^{(1)} = 1 | Y = -1) P(X^{(2)} = L | Y = -1) = \frac{4}{9} \times \frac{2}{9} = \frac{8}{81}$$

(5) 类似于(4),

$$P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = 1) = P(X^{(1)} = 1 | Y = 1) P(X^{(2)} = L | Y = 1) = \frac{1}{4} \times \frac{5}{12} = \frac{5}{48}$$

(6) 由于
$$\begin{cases} P(Y = -1) P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = -1) = \frac{7}{17} \times \frac{8}{81} \\ P(Y = 1) P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = 1) = \frac{10}{17} \times \frac{5}{48} \end{cases}$$

并且 $P(Y = -1) P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = -1) < P(Y = 1) P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = 1)$

所以 观测样本 $\mathbf{X} = [X^{(1)}, X^{(2)}]^T = [1, L]^T$ 决策结果为 $Y = -1$

7. 给定三个类别分类的训练集。其中: 样本特征描述为 $\mathbf{X} = [X^{(1)}, X^{(2)}]^T$, 并且 $X^{(1)} \in \{1, 2, 3\}$, $X^{(2)} \in \{S, M, L, XL\}$; 类别标记 $Y \in \{1, 2, 3\}$.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
特征 $X^{(1)}$	1	1	1	2	1	2	2	1	2
特征 $X^{(2)}$	S	M	XL	XL	S	S	M	L	L
Y	2	2	1	3	2	2	2	1	1

完成如下小题：

(1) 三个类别的先验概率 $P(Y = 1), P(Y = 2), P(Y = 3)$;

(2) $P(X^{(1)} = 2|Y = 1), P(X^{(1)} = 2|Y = 2), P(X^{(1)} = 2|Y = 3)$

(3) $P(X^{(2)} = L|Y = 1), P(X^{(2)} = L|Y = 2), P(X^{(2)} = L|Y = 3)$

(4) $P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L|Y = 1)$

(5) $P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L|Y = 2)$

(6) $P(X^{(1)} = 2, X^{(2)} = L|Y = 3)$

(7) 对观测样本 $\mathbf{X} = [2, L]^T$ 进行类别决策.

8. 下表所示为来自二维离散特征空间关于两种类别的训练样本. 其中：样本特征描述为 $\mathbf{X} = [X^{(1)}, X^{(2)}]^T$ ，并且 $X^{(1)} \in \{1, 2\}$ ， $X^{(2)} \in \{S, M, L\}$ ；类别标记 $Y \in \{-1, 1\}$.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$X^{(1)}$	1	1	1	1	1	2	2	2	2
$X^{(2)}$	S	M	M	S	S	S	M	M	L
Y	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1

请基于该表，采用 LAPLACE 平滑方式，估计朴素贝叶斯分类模型的如下信息：

(1) 两个类别的先验概率 $P(Y = -1), P(Y = 1)$;

(2) $P(X^{(1)} = 1|Y = -1), P(X^{(1)} = 1|Y = 1)$

(3) $P(X^{(2)} = L|Y = -1), P(X^{(2)} = L|Y = 1)$

(4) $P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = -1)$

(5) $P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L | Y = 1)$

(6) 对观测样本 $\mathbf{X} = [1, L]^T$ 进行类别决策