

PART4 贝叶斯决策

2020-05-25

河北师范大学 软件学院

要点:

1. 贝叶斯决策规则;
2. 正态分布概率密度函数形式、估计;
3. 朴素贝叶斯分类模型的学习与使用。

基本内容:

1. 掌握连续特征空间、离散特征空间两种情况下, 基于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, 基于最小风险的贝叶斯分类决策规则;
3. 掌握正态分布概率密度函数:
 - (1)一维、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?
 - (2)对于多类别分类: 若多维连续特征空间, 各个特征类条件独立, 正态分布的类条件概率密度函数具体形式? 具有什么特点?
4. 已知原始d维特征空间的随机向量x的期望向量、协方差矩阵, 该随机向量经线性变换后的期望、协方差矩阵?

若	$\begin{cases} \text{随机向量 } X = [X_1, \dots, X_d]^T & \mu_X, \Sigma_X \\ \text{变换矩阵 } A = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_k] & d \text{行} \times k \text{列}; \\ \text{线性变换 } Y = A^T X \end{cases}$
则	$\begin{cases} \mu_Y = A^T \mu_X \\ \Sigma_Y = A^T \Sigma_X A \end{cases}$
特别地:	$\begin{cases} y = a^T X \\ \mu_y = a^T \mu_X \\ \sigma_y^2 = a^T \Sigma_X a \end{cases}$

5. (1)一元、多元正态分布的概率密度函数的参数的最大似然估计结果?

参数 μ 、 σ^2 的最大似然估计

$$\begin{cases} \mu^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i = \bar{x} \\ (\sigma^2)^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu^*)^2 \end{cases}$$

最大似然参数估计

$$\begin{cases} \text{期望} & \mu^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i = \bar{x} \\ \text{协方差矩阵} & \Sigma^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu^*)(x_i - \mu^*)^T \end{cases}$$

(2)特征独立时，多元正态分布概率密度函数的参数的最大似然估计结果？

随机变量 $X^{(i)}$ 的边缘密度

$$p_{X^{(i)}}(x^{(i)}; \mu^{(i)}, \sigma^{(i)2}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^{(i)}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^{(i)} - \mu^{(i)}}{\sigma^{(i)}}\right)^2\right]$$

随机向量 X 的概率密度函数： $p_X(x; \mu, \Sigma) = \prod_{i=1}^d p_{X^{(i)}}(x^{(i)}; \mu^{(i)}, \sigma^{(i)2})$ 边缘密度 $p_{X^{(i)}}(x^{(i)}; \mu^{(i)}, \sigma^{(i)2})$ 最大似然参数估计

$$\begin{cases} \text{期望} & (\mu^{(i)})^* = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k^{(i)} \\ \text{方差} & (\sigma^{(i)2})^* = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k^{(i)} - (\mu^{(i)})^*)^2 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \text{期望向量} & \mu^* = [(\mu^{(1)})^*, (\mu^{(2)})^*, \dots, (\mu^{(d)})^*]^T \\ \text{协方差矩阵} & \Sigma^* = \text{diag}((\sigma^{(1)2})^*, (\sigma^{(2)2})^*, \dots, (\sigma^{(d)2})^*) \end{cases}$$

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] $\begin{cases} \text{利用估计的 } P(\omega_i), p(x|\omega_i) \text{ 或 } P(x|\omega_i) \\ \text{对未知样本 } x \text{ 进行判决} \end{cases}$

练习：

1. 对于二维连续特征空间的两类别分类问题，训练样本集 $\mathbf{X} = \{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, N\}$ ，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 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 $p(\mathbf{x}|\omega_1)$ 、 $p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 均为正态分布，并且各自期望向量分别为 $\boldsymbol{\mu}_1$ 、 $\boldsymbol{\mu}_2$ ，协方差矩阵分别为 Σ_1 、 Σ_2 ，写出 $p(\mathbf{x}|\omega_1)$ 、 $p(\mathbf{x}|\omega_2)$ 的具体表达式。

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

- (2) 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 $\boldsymbol{\mu}_1$ 、 $\boldsymbol{\mu}_2$ 及 Σ_1 、 Σ_2 ，请直接写出参数的估计结果。

参考答案： 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) 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 $\boldsymbol{\mu}_1$ 、 $\boldsymbol{\mu}_2$ 及 Σ_1 、 Σ_2 的最大似然估计结果。

参考答案：

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

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

$i = 1, 2$

(4) 若 $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}]^T \in R^2$, 请基于问题(3)的估计结果, 分别写出 $p(x^{(i)}|\omega_1)$ 及 $p(x^{(i)}|\omega_2)$ 的具体表达式, $i = 1, 2$

参考答案:

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

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

(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 $P(\omega_2)$ 。

参考答案:

$$\hat{P}(\omega_i) = \frac{N_i}{N}, \quad i=1, 2$$

(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。

参考答案:

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

首先, 计算: $\hat{P}(\omega_1)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_1)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_1)$, 以及 $\hat{P}(\omega_2)p(\mathbf{x}^{(1)}|\omega_2)p(\mathbf{x}^{(2)}|\omega_2)$

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 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. 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 $P(Y=-1)=\frac{1+4}{2 \times 1+5}=\frac{5}{7}$ $P(Y=1)=\frac{1+1}{2 \times 1+5}=\frac{2}{7}$

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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 $Y=-1$

5. 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.

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 $X^{(1)} \in \{1, 2\}$ ， $X^{(2)} \in \{S, M, L\}$ ；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
$X^{(2)}$	<i>S</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>
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) $P(X^{(1)} = 1, X^{(2)} = L|Y = 1)$

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