

目录

正态分布时的贝叶斯判则.....	1
1 问题描述.....	1
2 解决方案.....	1
2.1 识别函数.....	1
2.2 识别界面.....	1
2.3 仿真作图.....	2
3 结果分析.....	2

正态分布时的贝叶斯判则

1 问题描述

设有符合正态分布的两类训练样本，并且设

$$P(\omega_1) = P(\omega_2) = 0.5 \quad (1)$$

$$\omega_1 = \{(3, 4), (3, 8), (2, 6), (4, 6)\} \quad (2)$$

$$\omega_2 = \{(3, 0), (3, -4), (1, -2), (5, -2)\}$$

求：

- (1) 识别函数
- (2) 识别界面方程
- (3) 作图

2 解决方案

2.1 识别函数

对于正态分布时的贝叶斯分类，一般情况的识别函数是

$$d_i(X) = X^T W_i X + w_i^T X + w_{i0} \quad (3)$$

其中，

$$\begin{aligned} W_i &= -\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1} \in \Re^{n \times n} \\ w_i &= \Sigma_i^{-1} M_i \in \Re^n \\ w_{i0} &= -\frac{1}{2} M_i^T \Sigma_i^{-1} M_i - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \ln P(\omega_i) \\ M_i &= E[X]_{X \in \omega_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in \omega_i} X \\ \Sigma_i &= E[(X - M_i)(X - M_i)^T]_{X \in \omega_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in \omega_i} (X - M_i)(X - M_i)^T \end{aligned} \quad (4)$$

代入 $\omega_1 = \{(3, 4), (3, 8), (2, 6), (4, 6)\}$ 和 $\omega_2 = \{(3, 0), (3, -4), (1, -2), (5, -2)\}$ ，并且令

$X = (x_1 \ x_2)^T$ ，可以得到识别函数是

$$\begin{aligned} d_1(x_1, x_2) &= -x_1^2 - 0.25x_2^2 + 6x_1 + 3x_2 - 18.6931 \\ d_2(x_1, x_2) &= -0.25x_1^2 - 0.25x_2^2 + 1.5x_1 - x_2 - 4.6363 \end{aligned} \quad (5)$$

2.2 识别界面

令 $d_1(x_1, x_2) = d_2(x_1, x_2)$ ，即可得到识别界面方程，这是关于 X 的二次型。利用(5)式的结果，可求得分界面方程是

$$-0.75x_1^2 + 4.5x_1 + 4x_2 - 14.0569 = 0 \quad (6)$$

2.3 仿真作图

仿真程序给出的计算结果如下：

$$\begin{aligned} d1(x_1, x_2) &= (-1.000000) * x_1^2 + (-0.250000) * x_2^2 + (6.000000) * x_1 + (3.000000) * x_2 + (-18.693147) \\ d2(x_1, x_2) &= (-0.250000) * x_1^2 + (-0.250000) * x_2^2 + (1.500000) * x_1 + (-1.000000) * x_2 + (-4.636294) \\ (-0.750000) * x_1^2 + (0.000000) * x_2^2 + (4.500000) * x_1 + (4.000000) * x_2 + (-14.056853) &= 0 \end{aligned}$$

可以看出，结果与上述分析是一致的。

作图的结果如图 1 所示。

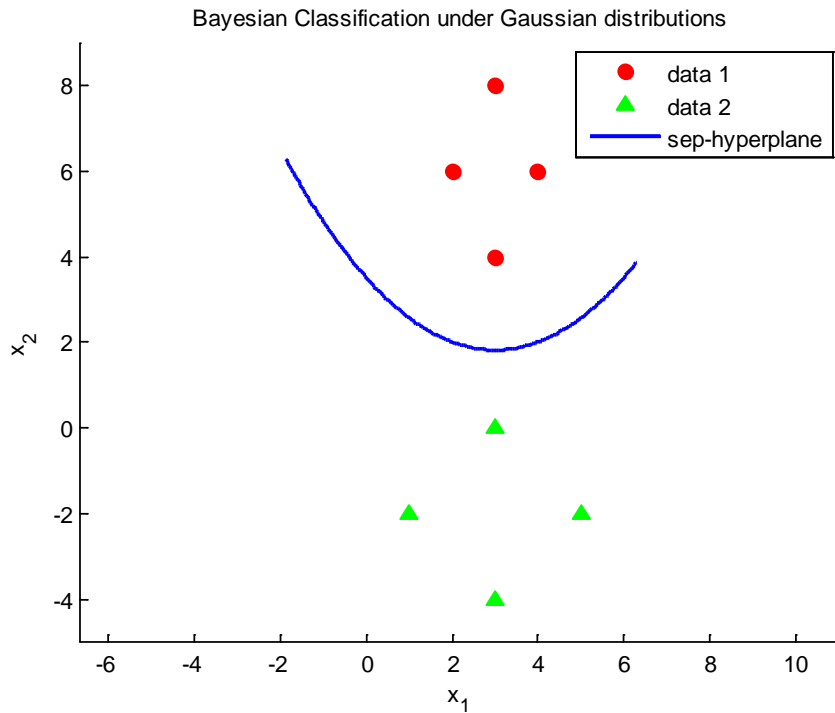


图 1 正态分布贝叶斯判则对应的分界面

3 结果分析

可以看出，分界面是二次函数类型，即关于 X 的二次型。相比于最小欧式距离判别准则，该方法可以得到非线性的分界面。对比分析如下：

- (1) 最小欧式距离判别准则没有考虑数据的先验分布，可以认为不区分各个特征的方差，这种情况下，当类先验概率相等时，正态分布时的贝叶斯判则等价于欧式距离判则。
- (2) 正态分布时的贝叶斯判则考虑了数据的先验分布。以图 1 结果为例，数据集 2 的分布更为松散，即数据集对应的方差更大，而数据集 1 则更为紧凑。考虑这一先验信息后，分界面朝分布紧凑的数据集弯曲，以减小将分布松散的数据集误判的可能性。