

目录

| | |
|-----------------|----------|
| 1 线性判别分析 | 1 |
| 1.1 问题定义 | 1 |
| 1.2 核心思想 | 1 |
| 1.3 目标函数 | 1 |
| 1.3.1 目标函数的设计 | 1 |
| 1.3.2 目标函数的推导 | 2 |
| 1.4 参数求解 | 3 |

1 线性判别分析

1.1 问题定义

数据数学表示形式为:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T = \begin{pmatrix} x_1^T \\ x_2^T \\ \vdots \\ x_N^T \end{pmatrix}_{N \times P} \quad (1)$$
$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix}_{N \times 1}$$

$$\begin{aligned} & \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N, x_i \in \mathbb{R}^P, y_i \in \{+1, -1\} \\ & x_{c_1} = \{x_i | y_i = +1\}, \quad x_{c_2} = \{x_i | y_i = -1\} \\ & |x_{c_1}| = N_1, |x_{c_2}| = N_2, N_1 + N_2 = N \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $c_1 = +1, c_2 = -1$, N, N_1, N_2 分别表示样本总数, 正样本数量以及负样本数量, x_{c_1}, x_{c_2} 分布表示正样本集合与负样本集合。

1.2 核心思想

类内小，类间大 (高内聚，低耦合)

1.3 目标函数

1.3.1 目标函数的设计

为了实现”类内小，类间大”的目标。我们要使得，不同类别的均值之间的差值尽可能大，各个类别类内的方差尽可能小。单一类别的均值与方差可以表示为如下形式。

$$\begin{aligned} z_i &= w^\top x_i \\ \bar{z} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w^\top x_i \\ S_z &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})(z_i - \bar{z})^\top \end{aligned} \quad (3) \text{ 因此更进一步, } c_1, c_2 \text{ 类别对应的}$$
$$= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (w^\top x_i - \bar{z})(w^\top x_i - \bar{z})^\top$$

均值与方差可以表示为如下形式:

$$\begin{aligned} C_1 : \bar{z}_1 &= \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} w^\top x_i \\ S_1 &= \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} (w^\top x_i - \bar{z}_1)(w^\top x_i - \bar{z}_1)^\top \\ C_2 : \bar{z}_2 &= \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^{N_2} w^\top x_i \\ S_2 &= \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^{N_2} (w^\top x_i - \bar{z}_2)(w^\top x_i - \bar{z}_2)^\top \end{aligned} \quad (4)$$

类内距离可以表示为: $S_1 + S_2$ 类间距离可以表示为: $(\bar{z}_1 - \bar{z}_2)^2$ 要达到类内小，类间大的效果，目标函数最终设计为:

$$J(w) = \frac{(\bar{z}_1 - \bar{z}_2)^2}{S_1 + S_2} \quad (5)$$

1.3.2 目标函数的推导

对目标函数 $J(w) = \frac{(\bar{z}_1 - \bar{z}_2)^2}{S_1 + S_2}$ 分子与分母进行进一步的展开。

$$\begin{aligned} molecule &= \left(\frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} w^\top x_i - \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} w^\top x_j \right)^2 = \left[w^\top \left(\frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^n x_i - \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^n x_i \right) \right]^2 \\ &= \left(w^\top (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2}) \right)^2 = w^\top (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2}) (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})^\top \cdot w \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} S_1 &= \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} \left(w^\top x_i - \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^N w^\top x_j \right) \left(w^\top x_i - \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^N w^\top x_j \right)^\top \\ &= \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} w^\top (x_i - \bar{x}_{c_1}) (x_i - \bar{x}_{c_1})^\top w \\ &= w^\top \left[\frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_{c_1}) (x_i - \bar{x}_{c_1})^\top \right] w \\ &= w^T \cdot S_{c_1} \cdot w \\ &= w^\top S_{c_1} w \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} Denominator &= S_1 + S_2 \\ &= w^T S_{c_1} w + w^T S_{c_2} w \\ &= W^T (S_{c_1} + S_{c_2}) w \end{aligned} \quad (8)$$

所以最终目标函数可以表示为

$$J(w) = \frac{w^T (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2}) (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})^T w}{w^T (S_{c_1} + S_{c_2}) w} \quad (9)$$

1.4 参数求解

根据上一节我们推导出目标函数为如下形式

$$J(w) = \frac{w^T (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2}) (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})^T w}{w^T (S_{c_1} + S_{c_2}) w} \quad (10)$$

在此我们将会推导 w 。首先我们为了简化运算使得

$$\begin{aligned}
S_b &= (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})(\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})^T \\
S_w &= S_{c_1} + S_{c_2} \\
J(w) &= \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} = w^T S_b w (w^T S_w w)^{-1}
\end{aligned} \tag{11}$$

进一步，我们使得 $\frac{\partial J(w)}{\partial w} = 0$ 以推导 w (这里假设 w 的最优解为导数为 0 的时候)。

$$\begin{aligned}
\frac{\partial J(w)}{\partial w} &= 2S_b w \cdot (w^T S_w w)^{-1} + w^T S_b w \cdot (-1) (w^T S_w w)^{-2} \cdot 2S_w w = 0 \\
S_b w (w^T S_w w) &= (w^T S_b w) S_w w, \quad (w^T S_w w), (w^T S_w w) \in \mathbb{R} \\
S_w w &= \frac{w^T S_w w}{w^T S_b w} S_b w \\
w &= \frac{w^T S_w w}{w^T S_b w} S_w^{-1} S_b w \\
w &\propto S_w^{-1} S_b w \\
w &\propto S_w^{-1} (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})(\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})^T w, \quad (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})^T w \in \mathbb{R} \\
w &\propto S_w^{-1} (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2})
\end{aligned} \tag{12}$$

当 S_w 对角且各项同性, $S_w^{-1} \propto I$

$$w \propto (\bar{x}_{c_1} - \bar{x}_{c_2}) \tag{13}$$