1. 一个三类问题, 其判别函数如下:

$$d_1(x) = -x_1, d_2(x) = x_1 + x_2 - 1, d_3(x) = x_1 - x_2 - 1$$

- a) 设这些函数是在多类情况1条件下确定的,绘出其判别界面和每个模式类别的区域。
- b) 设为多类情况2,并使 $d_{12}(x) = d_1(x), d_{13}(x) = d_2(x), d_{23}(x) = d_3(x)$ 。 绘出其判别界面和多类情况2的区域。
- c) 设 $d_1(x)$ ,  $d_2(x)$ 和 $d_3(x)$ 是在多类情况3的条件下确定的,绘出其判别界面和每类的区域。

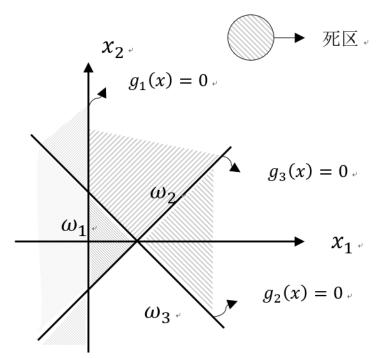
问题:没有具体画出或者画错每个模式类别的区域。



解: a) 
$$\begin{cases} g_1(x) = -x_1 = 0 \\ g_2(x) = x_1 + x_2 - 1 = 0, & \text{由} x_1 + x_2 - 1 > 0 \text{等,得:} \\ g_3(x) = x_1 - x_2 - 1 = 0 \end{cases}$$

$$\omega_1: \begin{cases} g_1(x) > 0 \\ g_2(x) < 0 \\ g_3(x) < 0 \end{cases} \quad \omega_2: \begin{cases} g_1(x) < 0 \\ g_2(x) > 0 \\ g_3(x) < 0 \end{cases} \quad \omega_3: \begin{cases} g_1(x) < 0 \\ g_2(x) < 0 \\ g_3(x) > 0 \end{cases}$$

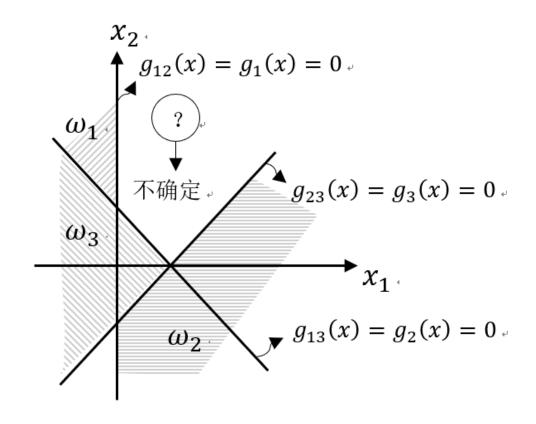
如下图所示:





b) 
$$\omega_1$$
:  $\begin{cases} g_{12}(x) > 0 \\ g_{13}(x) > 0 \end{cases}$   $\omega_2$ :  $\begin{cases} g_{21}(x) > 0 \\ g_{23}(x) > 0 \end{cases}$   $\omega_3$ :  $\begin{cases} g_{31}(x) > 0 \\ g_{32}(x) > 0 \end{cases}$   $(g_{ij}(x) = -g_{ji}(x))$ 

如下图所示:

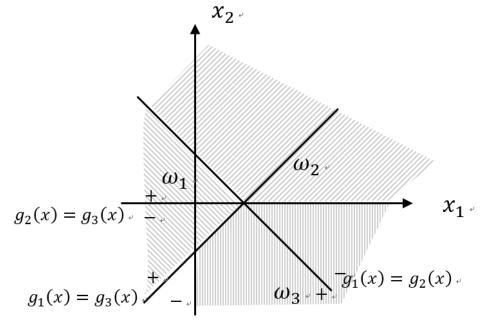




c) 
$$\omega_1:\begin{cases} g_1(x) > g_2(x) \\ g_1(x) > g_3(x) \end{cases}$$
  $\omega_2:\begin{cases} g_2(x) > g_1(x) \\ g_2(x) > g_3(x) \end{cases}$ ,  $\omega_3:\begin{cases} g_3(x) > g_1(x) \\ g_3(x) > g_2(x) \end{cases}$ 

判别边界:  $\begin{cases} g_1(x) - g_2(x) = 0 \\ g_1(x) - g_3(x) = 0 \\ g_2(x) - g_3(x) = 0 \end{cases}$ 

如下图所示:





2. 设两类样本的类内离散度矩阵分别 $S_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}, S_2 =$  $\begin{bmatrix} 1 & -1/2 \\ -1/2 & 1 \end{bmatrix}$ ,两类的中心点分别为 $\mathbf{m}_1 = (2,0)^T$ , $\mathbf{m}_2 = (2,2)^T$ ,试用 Fisher准则求其决策面阈值。

解:

$$S_{w} = S_{1} + S_{2} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, S_{w}^{-1} = \begin{bmatrix} 1/2 & 0 \\ 0 & 1/2 \end{bmatrix}, \mu = S_{w}^{-1}(m_{1} - m_{2}) = (0, -1)^{T}$$

$$\tilde{m}_{1} = \mu^{T} m_{1} = 0, \tilde{m}_{2} = \mu^{T} m_{2} = -2, y_{t} = \frac{\tilde{m}_{1} + \tilde{m}_{2}}{2} = -1$$

$$(\overline{E}_{T} - \mu + \overline{E}_{T} + \overline$$

(存在一些计算失误的问题)



3. 有两类样本, $\omega_1$ : {(0 0 1) $^T$ , (0 1 0) $^T$ , (0 1 1) $^T$ },  $\Pi_{Fisher}$ 准  $\omega_2$ : {(1 1 0) $^T$ , (1 0 1) $^T$ , (1 1 1) $^T$ },  $\Pi_{Fisher}$ 准 则进行降维分类(分类阈值为 $W_0 = \frac{\bar{Y}_1 + \bar{Y}_2}{2}$ ,其中 $\bar{Y}_1$ 是 $\omega_1$ 类降维的类样 本均值、 $\bar{Y}_2$ 是 $\omega_2$ 类降维的类样本均值),并分析其分类性能。

解: (1) 计算类内散度矩阵: (出现计算失误)

$$S_{\omega} = \sum_{x_i \in \omega_1} (\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{\mu_1}) (\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{\mu_1})^T + \sum_{x_i \in \omega_2} (\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{\mu_2}) (\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{\mu_2})^T$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{6}{9} & -\frac{3}{9} \\ 0 & -\frac{3}{9} & \frac{6}{9} \end{bmatrix} \times 2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{3} & -\frac{2}{3} \\ 0 & -\frac{2}{3} & \frac{4}{3} \end{bmatrix}$$



(2) 计算类间散度矩阵:

$$S_B = (\overrightarrow{\mu_2} - \overrightarrow{\mu_1})(\overrightarrow{\mu_2} - \overrightarrow{\mu_1})^T = (1,0,0)(1,0,0)^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(3) 求解特征值:  $S_{\omega}^{-1}S_{B}\vec{\omega} = \lambda\vec{\omega}$  由于 $|S_{\omega}| = 0$ ,即 $S_{\omega}$ 为奇异矩阵, $S_{\omega}$ 的逆不存在。因此,该问题无法用Fisher线性判别方法求解。

(忽略了用Fisher线性判别的前提要是 $S_{\omega}$ 可逆)



4. 设两类数据的线性判别函数为 $y = 3x_1 + 2x_2 + 6$ ,则该判别函数对应判别界面到原点的距离为?原点在判别界面的哪侧?

解: 根据公式

$$d(x_0,g(x)) = \frac{g(x_0)}{\|w\|} = \frac{6}{\sqrt{9+4}} = \frac{6}{\sqrt{13}}$$
 距离为 $\frac{6}{\sqrt{13}}$ 在判别函数的正侧



5. 请写出支持向量机的拉格朗日对偶优化问题的代价函数?如何理解在 迭代优化过程中,先固定拉格朗日乘子α,最小化代价优化判别函数 w和b,然后固定w和b,最大化代价优化乘子α?

解: 支持向量机的拉格朗日对偶优化问题的代价函数为:

$$\min_{w,b} \max_{\alpha} L(w,b,\alpha)$$

其中

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2}w^Tw + \sum_{n=1}^{N} \alpha_n[1 - y_n(w^Tx_n + b)], \alpha_n \ge 0$$

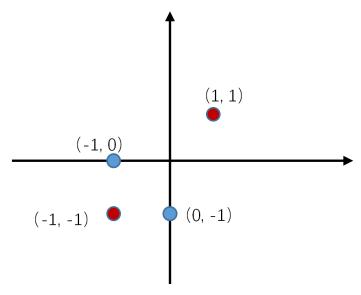
要点: 1) 存在多个变量时,可选择优化某一部分变量,固定其他变量的方式解决问题。

2)当固定 $\alpha$ 时,w和b的最优解可通过求导等于0获得,进而简化原问题的minmax问题为 $\alpha$ 的最大化问题。



6. 考虑一个2维空间中的有监督学习问题,假设有2个正样本点,坐标是 $(1,1)^T$ 和 $(-1,-1)^T$ ,以及2个负样本点,坐标是 $(0,-1)^T$ 和 $(-1,0)^T$ 。请在空间中画出这4个样本点,请问这两类样本线性可分吗?考虑映射函数 $\phi(x)=(1,x_1,x_2,x_1x_2)$ 将两类样本投影到新的4维特征空间,请写出投影空间中4个样本点的坐标,请问它们线性可分吗?采用SVM方法进行分类,如果判别函数形式是 $y(x)=\mathbf{w}^T\phi(x)$ ,对应 $\mathbf{w}$ 的解是什么?

解:原空间中的两类样本不是线性不可分的。选择投影函数进行投影后,对应正样本两个点的坐标是:  $(1,1,1,1)^T$  和  $(1,-1,-1,1)^T$ ,负样本两个点的坐标是:  $(1,0,-1,0)^T$ 和 $(1,-1,0,0)^T$ 。投影后的两类样本线性可分,对应SVM分类器的权向量 $\mathbf{w} = [0,0,0,1]^T$ 。





7. 给定两类样本 $X = \{\begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.2 \\ 1.3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.8 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.3 \\ 1.5 \end{bmatrix} \}$ 

$$Y = \{\begin{bmatrix} 1.5 \\ 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 1.3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \end{bmatrix} \}$$
,如下图所示,请按照 $AdaBoost$ 的思想给出三个弱分类器,并对样本 $[2.5 \ 1]^T$ 和 $[1 \ 4]^T$ 进行分类。

解:设分类器结果为1时标记为圆圈,结果为-1时标记为三角。给定样本分别描述为 $X_0 \sim X_3$ 和 $Y_0 \sim Y_3$ 。样本 $(\alpha, \beta)$ 对应的类型为 $\gamma$ 。

对于给定数据,初始化样本权重:  $D_1(i) = \frac{1}{m} = 0.125(m = 8, i = 1,2,3,...,m)$ ,假设三个弱分类器为:

$$h_1(\alpha,\beta) = \begin{cases} 1, \alpha < 1.3 \\ -1, \alpha > 1.3 \end{cases}, \ h_2(\alpha,\beta) = \begin{cases} 1, \alpha < 2.4 \\ -1, \alpha > 2.4 \end{cases}$$

$$h_3(\alpha, \beta) = \begin{cases} -1, \beta < 2.5 \\ 1, \beta > 2.5 \end{cases}$$



#### ①弱分类器t = 1:

误差最小的阈值取在横轴方向1.2和1.5之间,此时采用第1个弱分类器,即

$$h_1(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1, \alpha < 1.3 \\ -1, \alpha > 1.3 \end{cases}$$

则样本 $X_2$ ,  $X_3$ 为错分样本,错误率为 $\varepsilon_1 = P(h_1(\alpha, \beta) \neq \gamma) = 0.25$ , 由错误

率计算得弱分类器1的权重为 $w_1 = \frac{1}{2} ln \frac{1-\varepsilon_1}{\varepsilon_1} = 0.5493$ 。

由式

$$D_2(i) = \frac{D_1(i) \exp[-w_1 \gamma_i h_1(\alpha_i, \beta_i)]}{Z_1}$$

更新训练样本权重为

 $[0.0833,\ 0.0833,\ 0.25,\ 0.25,\ 0.0833,\ 0.0833,\ 0.0833,\ 0.0833]_{\circ}$ 



#### ②弱分类器t = 2:

误差最小的阈值取在横轴方向2.3和2.5之间,此时采用第2个弱分类器,即

$$h_2(\alpha,\beta) = \begin{cases} 1, \alpha < 2.4 \\ -1, \alpha > 2.4 \end{cases}$$
 问题:误差计算错误,导致阈值选错

则样本 $Y_0$ ,  $Y_1$ , 为错分样本, 错误率为 $\varepsilon_2 = P(h_2(\alpha,\beta) \neq \gamma) = 0.1666$ , 由

错误率计算得弱分类器2的权重为 $w_2 = \frac{1}{2} ln \frac{1-\varepsilon_2}{\varepsilon_2} = 0.805$ 。

由式

$$D_3(i) = \frac{D_2(i) \exp[-w_2 \gamma_i h_2(\alpha_i, \beta_i)]}{Z_2}$$

更新训练样本权重为

[0.05, 0.05, 0.15, 0.15, 0.25, 0.25, 0.05, 0.05]



#### ③弱分类器t = 3:

误差最小的阈值取在纵轴方向2和3之间,此时采用第3个弱分类器,即

$$h_3(\alpha, \beta) = \begin{cases} -1, \beta < 2.5 \\ 1, \beta > 2.5 \end{cases}$$

则样本 $X_1$ ,  $X_3$ 为错分样本, 错误率为 $\varepsilon_3 = P(h_3(\alpha, \beta) \neq \gamma) = 0.2$ , 由错误

率计算得到弱分类器3的权重为 $w_3 = \frac{1}{2} ln \frac{1-\varepsilon_3}{\varepsilon_3} = 0.6931$ 。



三个弱分类器组成的强分类器为 $sign(H(\alpha,\beta) = \sum_{t=1}^{3} w_t h_t(\alpha,\beta)) = sign(0.5493 \times h_1(\alpha,\beta) + 0.805 \times h_2(\alpha,\beta) + 0.6931 \times h_3(\alpha,\beta))$ 样本[2.5 1]<sup>T</sup>和[1 4]<sup>T</sup>带入计算分别得到结果—1和1,分别判定为三角和圆圈。

对于训练数据而言,给定的X类和Y类样本带入计算分别得到结果1、1、1、-1和-1、-1、-1、-1、 故仅用3个弱分类器组成的强分类器对训练样本 $X_3$ 的判别结果是错误的,其余正确。

