




第四章

线性判别函数

- 
- 实际中，不去恢复类条件概率密度函数，而是利用样本集直接设计分类器。
 - 线性判别函数形式简单，易分析。
 - 线性判别函数往往不是最优分类器。



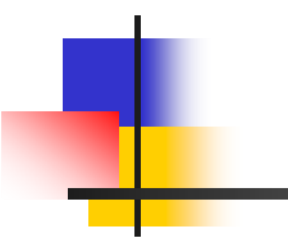
概念：

■ 线性判别函数

$$g(x) = w^T x + w_o$$

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_d \end{bmatrix}$$

$$w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_d \end{bmatrix}$$



两类: $g(x) = g_1(x) - g_2(x)$

$$\begin{cases} g(x) > 0, & \text{则决策 } x \in \omega_1 \\ g(x) < 0, & \text{则决策 } x \in \omega_2 \\ g(x) = 0, & \text{可将 } x \text{ 任意分到某一类, 或拒绝} \end{cases}$$

$g(x) = 0$ 定义了一个决策面, 它把两个类别的样本点分割开来。

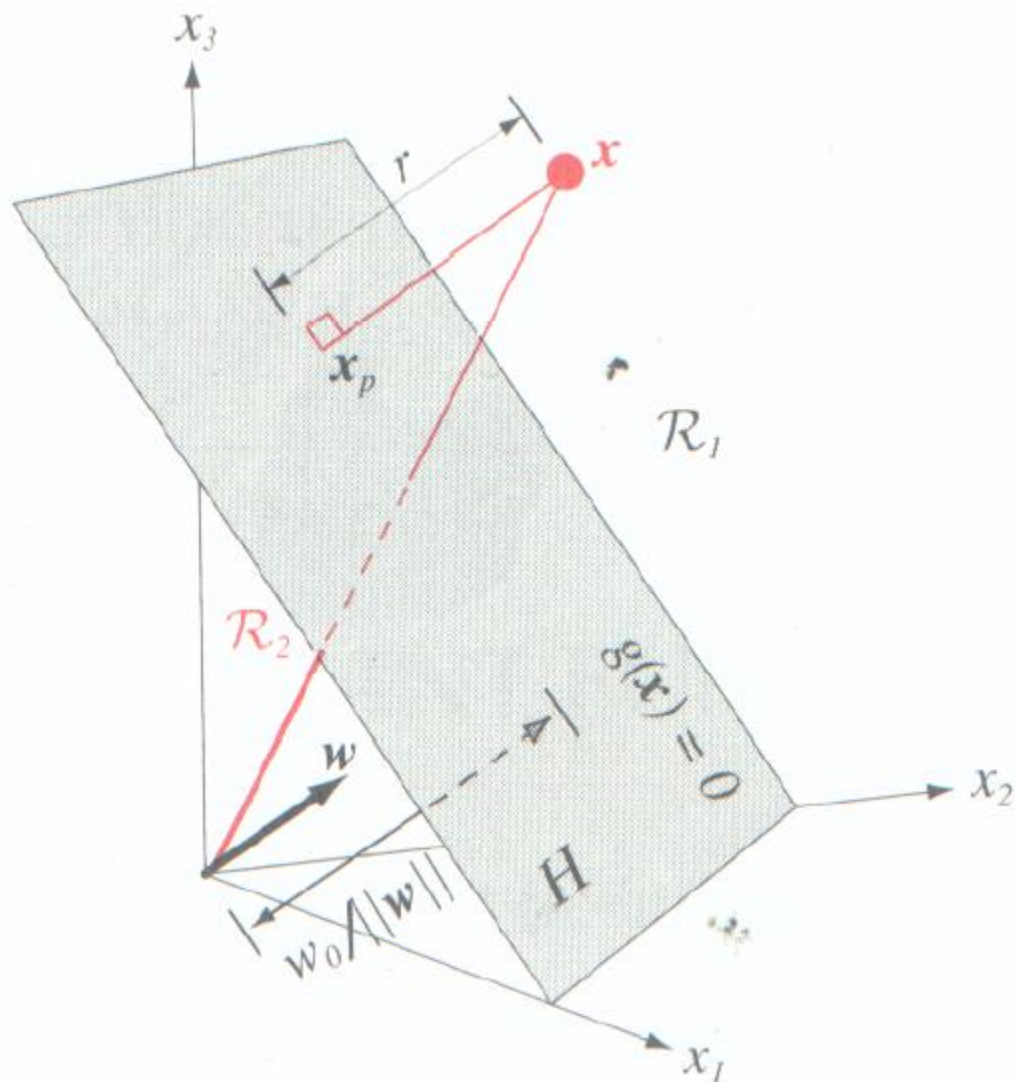
x_1, x_2 都在决策面 H 上

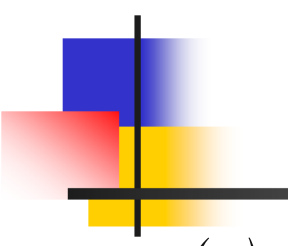
$$w^T x_1 + w_0 = w^T x_2 + w_0$$

$$\Rightarrow w^T (x_1 - x_2) = 0$$

w 与超平面垂直

$$x = x_p + r \frac{w}{\|w\|}$$





$$g(x) = w^T \left(x_p + r \frac{w}{\|w\|} \right) + w_0$$

$$= w^T x_p + w_0 + r \frac{w^T w}{\|w\|} = r \|w\|$$

$$\Rightarrow r = \frac{g(x)}{\|w\|}$$

广义线性判别

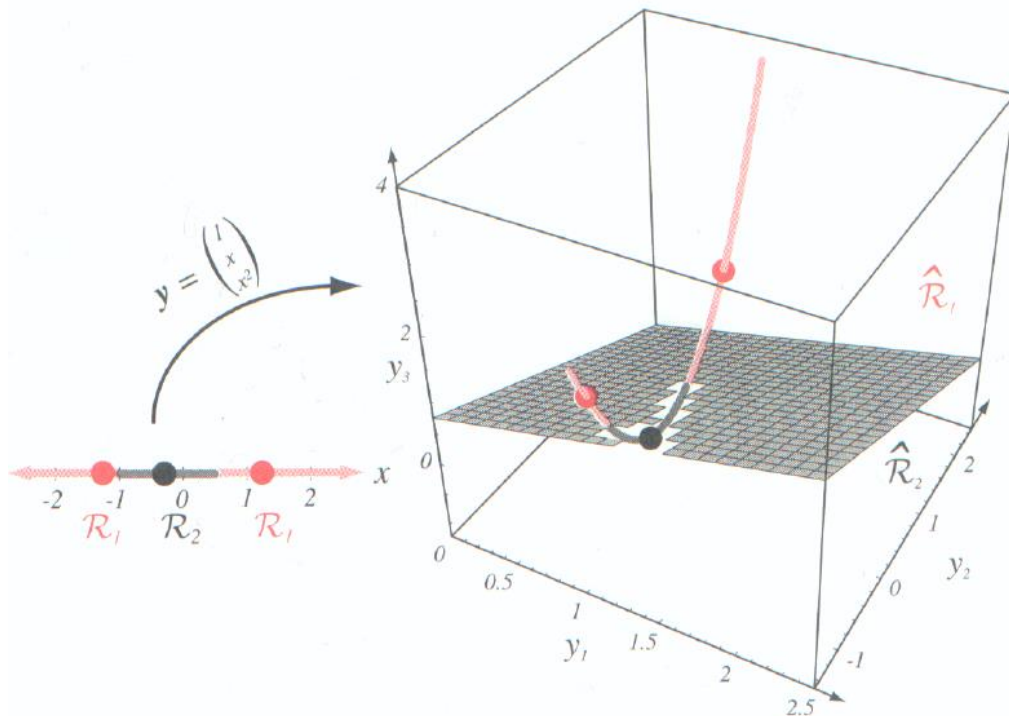
图取自Duda教材

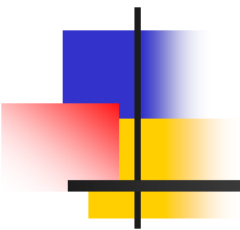
$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ x \\ x^2 \end{bmatrix}$$

$$g(x) = (x - a)(x - b)$$

$$g(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2 = a^T y$$

$$a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{bmatrix}$$





$$g(x) = w_0 + w^T x = a^T y$$

$$y = \begin{bmatrix} 1 \\ x \end{bmatrix}, a = \begin{bmatrix} w_0 \\ w \end{bmatrix}$$

增广样本向量 augmented sample vector

增广权向量

感知准则函数

假设样本线性可分:

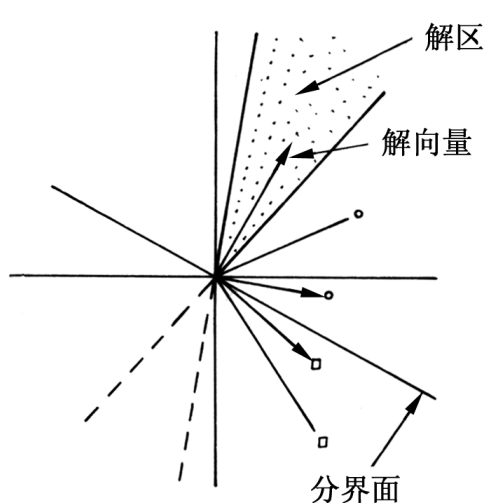
$a^T y$ 能正确分类每个样本

$$\begin{cases} a^T y_i > 0, \text{对一切 } y_i \in \omega_1 \\ a^T y_i < 0, \text{对一切 } y_i \in \omega_2 \end{cases}$$

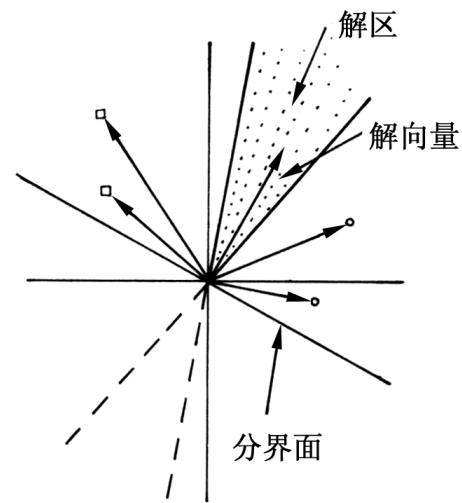
$$y'_n = \begin{cases} y_i, & \text{对一切 } y_i \in \omega_1 \\ -y_i, & \text{对一切 } y_i \in \omega_2 \end{cases}$$

$$\Rightarrow a^T y'_n > 0$$

规范化



(a) 未规范化



(b) 规范化

◦: 第一类样本
◻: 第二类样本



对线性可分样本, 找 \mathbf{a} , $\mathbf{a}^T \mathbf{y}_n > 0, n = 1, 2, \dots, N$.

目标函数 $J_P(\mathbf{a}) = \sum_{\mathbf{y} \in Y^k} (-\mathbf{a}^T \mathbf{y})$

Y^k : 错分样本集合

梯度下降法: $\nabla J_P(\mathbf{a}) = \frac{\partial J_P(\mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}} = \sum_{\mathbf{y} \in Y^k} (-\mathbf{y})$

$$\mathbf{a}(k+1) = \mathbf{a}(k) - \rho_k \nabla J$$

$$\mathbf{a}(k+1) = \mathbf{a}(k) + \rho_k \sum_{\mathbf{y} \in Y^k} \mathbf{y}$$



Algorithm

Step 1: initialize $a(0), \rho_k, t = 0$

Step 2: calculate $\nabla J_P(a) = \frac{\partial J_P(a)}{\partial a} = \sum_{y \in Y^k} (-y)$

Step 3: Update $a(k+1) = a(k) + \rho_k \sum_{y \in Y^k} y$

Step 4: if vector does not change, stop.
else goto Step 2



Single Sample Correction Algorithm

$$y_1, y_2, \dots, y_n, y_1, y_2, \dots, y_n, \dots$$

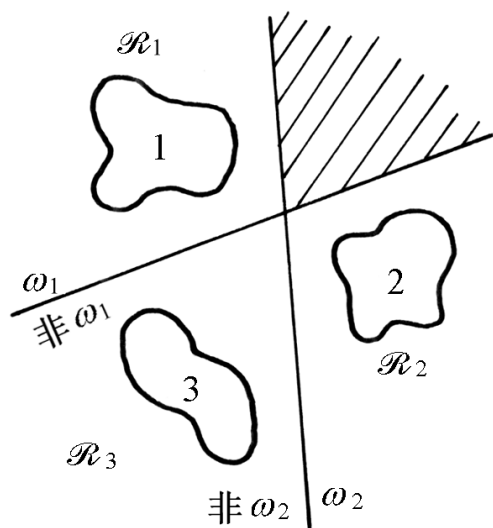
$$a(k+1) = a(k) + y^k$$

$$a^T(k+1)y^k = a^T(k)y^k + y^{k^T} \cdot y^k$$

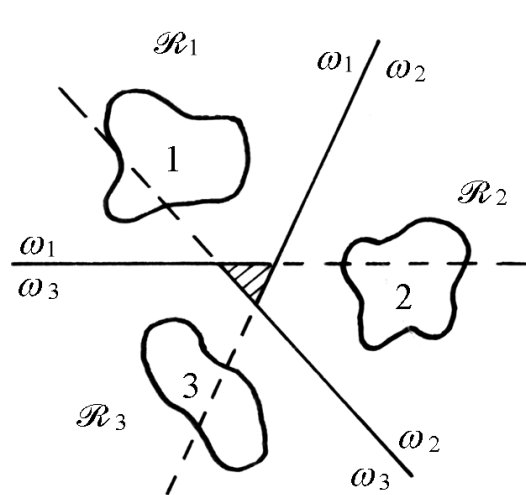
多类问题

→ $c-1$ 个两类问题

→ $\frac{c(c-1)}{2}$ 个线性判别函数



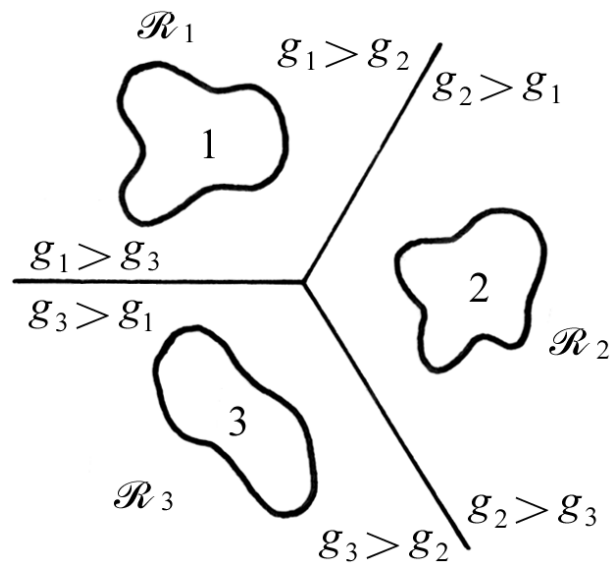
(a) $\omega_i / \text{非 } \omega_i$



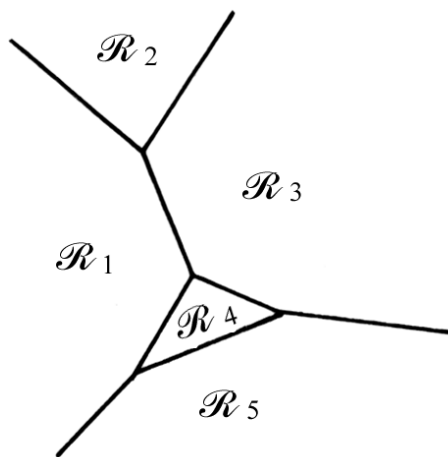
(b) ω_i / ω_j

多类问题

理想状况



(a) 三类



(b) 五类