

给定训练样本集  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$   $y_i \in \{-1, +1\}$  分类学习的基本思想就是基于训练样本  $D$  在样本空间中找到一个划分超平面, 将不同类别的样本分开。

在样本空间中, 划分超平面可表示为

$$w^T x + b = 0$$

其中  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  为法向量, 决定超平面的方向;  $b$  为位移项, 决定超平面与原点之间的距离。将超平面记为  $(w, b)$ , 那么样本空间中任意一点到超平面的距离为

$$\gamma = \frac{|w^T x + b|}{\|w\|}$$

假设此时有一个超平面  $(w', b')$  能使样本正确分类, 则对于  $(x_i, y_i)$  有:

$$\begin{cases} |w'^T x_i + b'| > 0 & y_i = +1 \\ |w'^T x_i + b'| < 0 & y_i = -1 \end{cases} \quad (1)$$

根据样本点与超平面之间的几何间隔关系, 则上式可改为

$$\begin{cases} (w')^T x_i + b' \geq \gamma, & y_i = +1 \\ (w')^T x_i + b' \leq -\gamma, & y_i = -1 \end{cases} \quad \gamma \text{ 为大于0的常数} \quad (2)$$

$$\Rightarrow \begin{cases} (\frac{w'}{\gamma})^T x_i + (\frac{b'}{\gamma}) \geq +1, & y_i = +1 \\ (\frac{w'}{\gamma})^T x_i + (\frac{b'}{\gamma}) \leq -1, & y_i = -1 \end{cases}$$

$$\text{令 } w = \frac{w'}{\gamma}, b = \frac{b'}{\gamma}, \text{ 则 } \begin{cases} w x_i + b \geq +1, & y_i = +1 \\ w x_i + b \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad (3)$$

在训练样本中, 距离超平面最近的  $n$  个样本能使③式等号成立, 则这些样本被称为“支持向量”, 那么两个异类支持向量到超平面的距离为

$$\gamma = \frac{2}{\|w\|}$$

此时  $\gamma$  被称为间隔

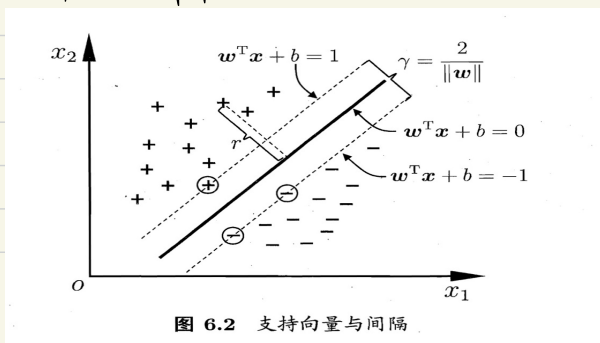


图 6.2 支持向量与间隔

对于分类, 我们的目标就是找到最大间隔的划分超平面, 此时转化为求解  $w, b$ , 使得  $\gamma$  最大, 约束模型为

$$\max_{w, b} \frac{2}{\|w\|} \quad \text{s.t.} \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \quad i=1, 2, \dots, n. \quad (4)$$

要使  $\gamma$  最大, 则等价于  $\|w\|^2$  最小, 于是 (4) 可改写为

$$\min_{w, b} \|w\|^2 \quad \text{s.t.} \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \quad i=1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

为求解 (5) 可使用拉格朗日乘数法可得到其对偶问题, 故有

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i (1 - y_i(w^T x_i + b)) \quad (6)$$

$$\text{令 } \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \quad \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \text{ 有}$$

$$\begin{aligned} L(w, b, \alpha) &= \frac{1}{2} w^T w + \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i y_i w^T x_i - \alpha_i y_i b) \\ &= \frac{1}{2} w^T w + \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i w^T x_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i b \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \\ \frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = -\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \\ 0 = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \end{cases} \quad (8)$$

将 (8) 代入 (7) 中, 有

$$\begin{aligned} \min_{w, b} L(w, b, \alpha) &= \frac{1}{2} w^T w + \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i w^T x_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i b \\ &= \frac{1}{2} w^T \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i \right) - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i w^T x_i \\ &= -\frac{1}{2} w^T \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ &= -\frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \right)^T \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \right) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i^T \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j x_j + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \end{aligned}$$

则 (5) 的对偶问题为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0 \end{aligned}$$

在求解出  $\alpha$  后, 则超平面方程为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i^T x + b$$

