

## 支持向量机 SVM-解决线性可分问题

在二维空间上，两类点被一条直线完全分开叫做线性可分。既然是线性可分的，那就存在无数多条直线，直观上来看这条直线两边的间隔越大越好，SVM 就是来找到这条最优解直线。

### 1 SVM 的代价函数

在分类正确时，即  $y(\omega \cdot x + b) > 1, loss = 0$ ；

在分类错误时，即  $y(\omega \cdot x + b) \leq 1, loss = -y(\omega \cdot x + b)$ 。

如下图所示，决策边界为一条有宽度的条带，两条虚线的距离是  $\frac{2}{\|\omega\|}$ ，待优化参数  $\omega$  的方向就是决策边界的法向量方向；边界上一共有 3 个点，这 3 个点就是支持向量。

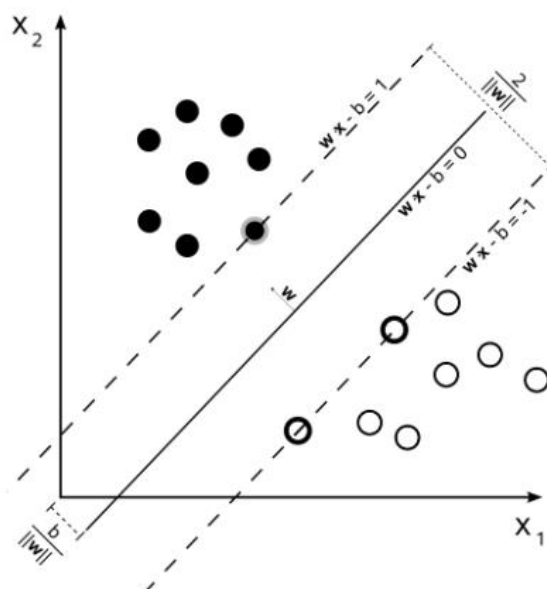


图 1 SVM 线性可分示意图

### 2 SVM 最优化问题

SVM 想要的就是找到各类样本点到超平面的距离最远，也就是找到最大间隔超平面。任意超平面可以用下面这个线性方程来描述：

$$\omega^T \cdot x + b = 0$$

点  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  到  $\omega^T \cdot x + b = 0$  距离为：

$$\frac{|\omega^T x + b|}{\|\omega\|}$$

其中  $\|\omega\| = \sqrt{\omega_1^2 + \dots + \omega_n^2}$ 。

根据支持向量的定义我们知道，支持向量到超平面的距离为  $d$ ，其他点到超平面的距离大于  $d$ 。

$$\begin{cases} \frac{\omega^T x + b}{\|\omega\|} \geq d, y = 1 \\ \frac{\omega^T x + b}{\|\omega\|} \leq -d, y = -1 \end{cases}$$

转化可得：

$$\begin{cases} \frac{\omega^T x + b}{\|\omega\|d} \geq 1, y = 1 \\ \frac{\omega^T x + b}{\|\omega\|d} \leq -1, y = -1 \end{cases}$$

$\|\omega\|d$  是正数，为了方便推导令它为 1，可以得到：

$$\begin{cases} \omega^T x + b \geq 1, y = 1 \\ \omega^T x + b \leq -1, y = -1 \end{cases}$$

将两个方程合并可以得到：

$$y(\omega^T x + b) \geq 1$$

至此我们就可以得到最大间隔超平面的上下两个超平面。

每个支持向量到超平面的距离为：

$$d = \frac{|\omega^T x + b|}{\|\omega\|}$$

由上述  $y(\omega^T x + b) > 1 > 0$  可以得到  $y(\omega^T x + b) = |\omega^T x + b|$ ，所以我们得到

$$d = \frac{y(\omega^T x + b)}{\|\omega\|}。$$

最大化这个距离，支持向量  $y(\omega^T x + b) = 1$ ，可以得到：

$$\max \frac{2}{\|\omega\|}$$

进一步转换：

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|$$

为了除去根号，方便计算，可以得到：

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2$$

所以得到的最优化问题是：

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad s.t. \quad y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1$$