

## 第 6 章 支持向量机

式 (6.9)

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \mathbf{x}_i$$

解析

式 (6.8) 可作如下展开:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{w}, b, \alpha) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \sum_{i=1}^m \alpha_i (1 - y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b)) \\ &= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - \alpha_i y_i b) \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \sum_{i=1}^m \alpha_i - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i b. \end{aligned}$$

对  $\mathbf{w}$  和  $b$  分别求偏导数并分别令其等于 0 和 0, 有

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{1}{2} \times 2 \times \mathbf{w} + \mathbf{0} - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \mathbf{x}_i - \mathbf{0} = \mathbf{0} \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \mathbf{x}_i, \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= 0 + 0 - 0 - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0. \end{aligned}$$

值得一提的是, 上述求解过程遵循的是“西瓜书”附录 B 中式 (B.7) 左侧的那段话: “在推导对偶问题时, 常通过将拉格朗日函数  $L(\mathbf{x}, \lambda, \mu)$  对  $\mathbf{x}$  求导并令导数为 0, 来获得对偶函数的表达形式。”那么这段话背后的缘由是什么呢? 在这里我们认为有两种说法可以进行解释:

- (1) 对于强对偶性成立的优化问题, 其主问题的最优解  $\mathbf{x}^*$  一定满足本章附注给出的 KKT 条件, 而 KKT 条件中的条件 (1) 就要求最优解  $\mathbf{x}^*$  能使得拉格朗日函数  $L(\mathbf{x}, \lambda, \mu)$  关于  $\mathbf{x}$  的一阶导数等于 0;

证明参见参考文献 [1] 的 5.5 节