

统计学习方法

1.1.2 泛化误差上界

对二类分类问题, 当假设空间是有限个函数的集合 $\mathcal{F} = \{f_1, f_2, \dots, f_d\}$ 时, 对任意一个函数 $f \in \mathcal{F}$, 至少以概率 $1 - \delta$, $0 < \delta < 1$, 以下不等式成立:

$$R(f) \leq \hat{R}(f) + \mathcal{E}(d, N, \delta) \quad (1)$$

其中

$$\mathcal{E}(d, N, \delta) = \sqrt{\frac{1}{2N} (\log d + \log \frac{1}{\delta})} \quad (2)$$

$R(f)$ 是泛化误差, $\hat{R}(f)$ 是训练误差

$$R(f) = E[L(Y, f(X))], \quad \hat{R}(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, f(x_i))$$

证明:

首先给出 Hoeffding 不等式:

设 X_1, X_2, \dots, X_N 是独立随机变量, 且 $X_i \in [a_i, b_i]$, $i = 1, 2, \dots, N$; \bar{X} 是 X_1, X_2, \dots, X_N 的经验均值, 即 $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$, 则对任意 $t > 0$, 以下不等式成立:

$$P[\bar{X} - E(\bar{X}) \geq t] \leq \exp \left[-\frac{2N^2 t^2}{\sum_{i=1}^N (b_i - a_i)^2} \right] \quad (3)$$

$$P[E(\bar{X}) - \bar{X} \geq t] \leq \exp \left[-\frac{2N^2 t^2}{\sum_{i=1}^N (b_i - a_i)^2} \right] \quad (4)$$

对任意函数 $f \in \mathcal{F}$, $R(f)$ 是 N 个独立的随机变量 $L(Y, f(X))$ 的样本均值, $\hat{R}(f)$ 是随机变量 $L(Y, f(X))$ 的期望值。如果损失函数取值于区间 $[0, 1]$, 即对所有 i , $[a_i, b_i] = [0, 1]$, 那么由 Hoeffding 不等式 (4) 可知, 对 $\varepsilon > 0$, 以下不等式成立:

$$P[E(R(f)) - \hat{R}(f) \geq \varepsilon] \leq \exp(-2N\varepsilon^2) \quad (5)$$

由于 $\mathcal{F} = \{f_1, f_2, \dots, f_d\}$ 是一个有限集合, 故

$$\begin{aligned} P(\exists f \in \mathcal{F}: R(f) - \hat{R}(f) \geq \varepsilon) &= P\left(\bigcup_{f \in \mathcal{F}} \{R(f) - \hat{R}(f) \geq \varepsilon\}\right) \\ &\leq \sum_{f \in \mathcal{F}} P(R(f) - \hat{R}(f) \geq \varepsilon) \\ &\leq d \exp(-2N\varepsilon^2) \end{aligned}$$

有:

$$P(R(f) - \hat{R}(f) < \varepsilon) \geq 1 - d \exp(-2N\varepsilon^2) \rightarrow P\{X \geq \varepsilon\} = 1 - P\{X < \varepsilon\}$$

$$\text{令 } \delta = d \exp(-2N\varepsilon^2)$$

$$\text{则 } P(R(f) < \hat{R}(f) + \varepsilon) \geq 1 - \delta$$

即至少以概率 $1 - \delta$ 有 $R(f) < \hat{R}(f) + \varepsilon$



$$P(A \cup B) \leq P(A) + P(B)$$