

欠拟合 和 过拟合

$\left\{ \begin{array}{l} \text{拟合} \\ \text{与类都存在} \end{array} \right.$

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) \quad \text{线性分类}$$

$$g(z) = 1 \{ z \geq 0 \} \quad y \in \{0, 1\}$$

$$S = \{ (x^{(i)}, y^{(i)}) \}_{i=1}^m \quad \text{独立同分布}$$

$$\hat{\epsilon}(h_{\theta}) = \hat{\epsilon}_S(h_{\theta}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m 1 \{ h_{\theta}(x^{(i)}) \neq y^{(i)} \}$$

训练误差 训练集上

ERM

经验风险最小化

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \hat{\epsilon}(h_{\theta})$$

$$H = \{ h_{\theta} \cdot \theta \in \mathbb{R}^{n+1} \}$$

$$h_{\theta} x \rightarrow \{0, 1\}$$

理论上从选参数

变为选函数

$$\text{ERM} \cdot \hat{h} = \arg \min_{h \in H} \hat{\epsilon}(h)$$

$\wedge \rightarrow$ 去尝试

$\epsilon(h) \rightarrow$ 真实误差

联合界引理

$A_1 \sim A_k$ 为 k 的事件

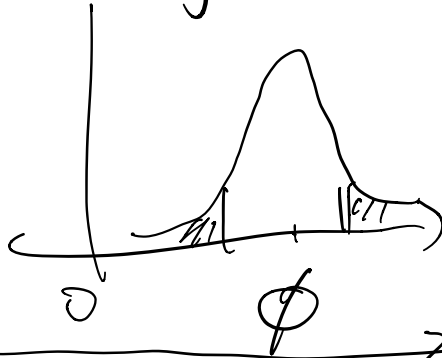
$$P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_k) \leq P(A_1) + P(A_2) + \dots + P(A_k)$$

Hoeffding 不等式

Z_1, Z_2, \dots, Z_m 为 m 个独立同分布 ϕ 伯努利分布

$$\hat{\phi} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_i \quad \text{对 } \forall \gamma > 0$$

$$\text{有 } P(|\hat{\phi} - \phi| > \gamma) \leq 2e^{-2\gamma^2 m}$$



$$H = \{h_1, h_2, \dots, h_k\} \quad \text{假设独立}$$

$$\hat{h} = \arg \min_{h_i \in H} \sum S(h_i)$$

证 1) $\hat{h} \approx \epsilon$

2) $E(\hat{h})$ 有上界

给定 $h_j \in H$

$$Z_i = \mathbb{1}_{\{h_j(x^{(i)}) \neq y^{(i)}\}} \in \{0, 1\}$$

$$P(Z_i = 1) = \epsilon(h_j)$$

Z_i 's are IID
独立同分布

$$\hat{\mathbb{E}}(h_j) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m z_i = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbb{1}\{h_j(x^{(i)}) = y^{(i)}\}$$

由 Hoeffding 不等式

$$P(|\mathbb{E}(h_j) - \hat{\mathbb{E}}(h_j)| > \gamma) \leq 2e^{-2\gamma^2 m}$$

↑
m 越大，
概率上越接近

A_j 为 $|\mathbb{E}(h_j) - \hat{\mathbb{E}}(h_j)| > \gamma$ 的事件

$$P(A_j) \leq 2e^{-2\gamma^2 m}$$

$$\begin{aligned} &P(\exists j \in H \quad |\mathbb{E}(h_j) - \hat{\mathbb{E}}(h_j)| > \gamma) \\ &= P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_k) \leq \sum_{j=1}^k P(A_j) \\ &\leq \sum_{j=1}^k 2e^{-2\gamma^2 m} = 2ke^{-2\gamma^2 m} \end{aligned}$$

1 - 两边

$$\begin{aligned} &P(\text{not } \exists h_j \in H \quad |\mathbb{E}(h_j) - \hat{\mathbb{E}}(h_j)| > \gamma) \\ &= P(\forall h_j \in H \quad |\mathbb{E}(h_j) - \hat{\mathbb{E}}(h_j)| \leq \gamma) \geq 1 - 2ke^{-2\gamma^2 m} \end{aligned}$$

一致收敛
的概率

(对有限 H 不适用，
样本上趋近)

给定 γ 和允许错误概率多大的训练集合

$$m \geq \frac{1}{2\gamma^2} \log \frac{2k}{\gamma}$$

~~计算复杂度 $k, \log k \leq 30$~~

设 $\forall h \in H \quad |\mathcal{E}(h) - \hat{\mathcal{E}}(h)| \leq \gamma$

最小训练误差 $\hat{h} = \arg \min_{h \in H} \hat{\mathcal{E}}(h)$

$h^* = \arg \min_{h \in H} \mathcal{E}(h)$

$$\mathcal{E}(\hat{h}) \leq \hat{\mathcal{E}}(\hat{h}) + \gamma$$

$$\leq \hat{\mathcal{E}}(h^*) + \gamma$$

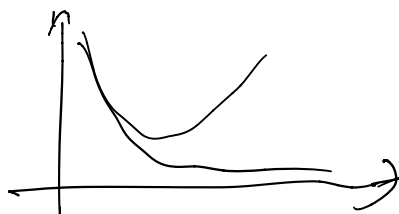
$$\leq \mathcal{E}(h^*) + 2\gamma$$

上面联系起来

令 $|H| = k$ 有限, m 和 δ 固定, 要 $1-\delta$ 的概率

$$\mathcal{E}(\hat{h}) \leq \underbrace{\left(\min_{h \in H} \mathcal{E}(h) \right)}_{\mathcal{E}(h^*)} + 2 \sqrt{\frac{1}{2m} \log \frac{2k}{\delta}}$$

令 $\gamma = \sqrt{\frac{1}{2m} \log \frac{2k}{\delta}}$ 也有 \uparrow 数据误差 \uparrow 假设误差 \leftarrow 下式 $\frac{2}{\delta}$



[有限维 H]

这一章主要是定量的分析模型误差