

课程作业

杨佳乐

2021 年 9 月 30 日

题目 1. $\min_k \|t_k - \hat{y}\|$

解答.

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin}_k \|t_k - \hat{y}\| &= \operatorname{argmin}_k (t_k - \hat{y})^2 \\ &= \operatorname{argmin}_k (t_k^2 - 2t_k\hat{y} + \hat{y}^2) \\ &= \operatorname{argmin}_k (t_k^2 - 2t_k\hat{y}) \\ &= \operatorname{argmin}_k \sum_{i=1}^K (t_k)_i^2 - 2(t_k)_i\hat{y}_i \end{aligned}$$

因为 $\sum_{i=1}^K (t_k)_i^2 = 1$, $\sum_{i=1}^K 2(t_k)_i\hat{y}_i = 2y_k$, 所以,

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin}_k \|t_k - \hat{y}\| &= \operatorname{argmin}_k (-2y_k) \\ &= \operatorname{argmax}_k (y_k) \end{aligned}$$

题目 2. 推导 The median distance from the origin to the closest data point 公式

解答. 将 $d(p, N)$ 记为 r , 用 D_{min} 表示到原点距离最近的数据点, 则:

$$P(D_{min} \geq r) = \frac{1}{2}$$

用 $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 表示所有点到原点的距离, 可以推出:

$$P(X_1 \geq r \cap X_2 \geq r \cap \dots \cap X_N \geq r) = \frac{1}{2}$$

因为 $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 是独立随机变量, 所以:

$$\prod_{i=1}^N P(X_i \geq r) = \frac{1}{2}$$

半径为 r 的高维球的体积和高维单位球体积的比值为 r^p , 可以推导出:

$$P(X_i \geq r) = 1 - r^p, i \in 1, 2, \dots, N$$

$$(1 - r^p)^N = \frac{1}{2}$$

所以

$$r = d(p, N) = \left(1 - \frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{p}}$$

题目 3. Show that z_i is distributed $N(0, 1)$ and show that the squared distance from any sample points to the origin has a χ_p^2 distribution with mean p .

解答. 已知 x_0 , 关联向量 $a = \frac{x_0}{\|x_0\|}$, $z = \sum_{i=1}^p a_i x_i = a^T x$.

因为 $x \sim N(0, 1)$, 所以 $E(z) = E(a^T x) = a^T E(x) = a^T 0 = 0$

$Var(z) = Var(a^T x) = a^T Var(x) a = a^T I_p a = a^T a = \frac{x_0^T x_0}{\|x_0\|^2} = 1$ 独立正态分布随机变量的线性组合服从正态分布, 以上证明了 z 的均值为 0, 方差为 1, 所以 $z \sim N(0, 1)$

点 x 到原点的距离 $\|x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^p x_i^2}$. x 向量的每一分量 x_i 独立且服从标准正态分布, 所以距离服从卡方分布 χ_p^2

题目 4. 2.7

解答. (a)

k 近邻:

$Nearest_k(x_0)$ 表示离 x_0 最近的 k 个点的集合, 定义:

$$l_i(x_0; \chi) = \begin{cases} \frac{1}{k} & \text{if } x_i \in Nearest(x_0) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

可以得到函数在 x_0 的估计:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N l_i(x_0, \chi) y_i = \frac{1}{k} \sum_{\text{if } x_i \in Nearest_k(x_0)} y_i$$

线性回归:

可以假设 $\hat{f}(x_0) = x_0^T \hat{\beta}$, 其中 $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$ 。所以, $\hat{f}(x_0) = x_0^T (X^T X)^{-1} X^T y$ 。

将 $x_0^T (X^T X)^{-1} X^T$ 看作 $l(x_0, \chi)$, 它是一个 $1 \times N$ 的向量, 将它的每一行看作 $l_i(x_0, \chi)$, 即可得到题目所给形式。

(b)

$$\begin{aligned} E_{y|x}[(f(x_0) - \hat{f}(x_0))^2] &= E_{y|x}[(f(x_0) - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)])^2] \\ &\quad + E_{y|x}[(E_{y|x}[\hat{f}(x_0)] - \hat{f}(x_0))^2] \\ &\quad + E_{y|x}[2(f(x_0) - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)])(E_{y|x}[\hat{f}(x_0)] - \hat{f}(x_0))] \\ Bias^2(\hat{f}(x_0)) &= E_{y|x}[(f(x_0) - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)])^2] = (f(x_0) - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)])^2 \\ Var(\hat{f}(x_0)) &= E_{y|x}[(E_{y|x}[\hat{f}(x_0)] - \hat{f}(x_0))^2] \end{aligned}$$

第三项等于 $2(f(x_0) - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)]) \times E_{y|x}[(E_{y|x}[\hat{f}(x_0)] - \hat{f}(x_0))] = 2(f(x_0) - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)]) \times (E_{y|x}[\hat{f}(x_0)] - E_{y|x}[\hat{f}(x_0)]) = 0$, 完成偏差方差分解。

(c)

$$\begin{aligned}
E_{X,Y}[(f(x_0) - \hat{f}(x_0))^2] &= E_X[E_{Y|X}[(f(x_0) - \hat{f}(x_0))^2]] \\
&= E_X[Bias^2(\hat{f}(x_0)) + Var(\hat{f}(x_0))] \\
&= \int Bias^2(\hat{f}(x_0)) \left(\prod_{i=1}^N h(x_i) \right) dx_1 \dots dx_N + \int Var(\hat{f}(x_0)) \left(\prod_{i=1}^N h(x_i) \right) dx_1 \dots dx_N
\end{aligned}$$

(d)

上一小题结果里面 $\hat{f}(x_0)$ 是在训练数据集 χ 下的预测值，偏差平方和方差（在训练数据集为 χ 下）之和就等于期望平方损失（Expected Squared Error）。