

Теоретические задачи

2.1 Bias-variance-noise decomposition

$$E_{x,y}E_{X^l}(y - a_{X^l}(x))^2 = E_{x,y}E_{X^l}(y - E_{X^l}a_{X^l}(x) + E_{X^l}a_{X^l}(x) - a_{X^l}(x))^2 =$$
$$E_{x,y}E_{X^l}(y - E_{X^l}a_{X^l}(x))^2 + E_{x,y}E_{X^l}2 \cdot (y - E_{X^l}a_{X^l}(x))(E_{X^l}a_{X^l}(x) - a_{X^l}(x)) + E_{x,y}E_{X^l}(E_{X^l}a_{X^l}(x) - a_{X^l}(x))^2$$

Найдем матожидание произведения:

$$E_{x,y}E_{X^l}2 \cdot (y - E_{X^l}a_{X^l}(x)) \cdot (E_{X^l}a_{X^l}(x) - a_{X^l}(x)) = 2 \cdot (E_{x,y}E_{X^l}(y \cdot E_{X^l}a_{X^l}(x)) - E_{x,y}(E_{X^l}a_{X^l}(x))^2 -$$
$$- E_{x,y}(y \cdot E_{X^l}a_{X^l}(x) + E_{x,y}(E_{X^l}a_{X^l}(x))^2) = 0$$

Тогда

$$E_{x,y}E_{X^l}(y - a_{X^l}(x))^2 = E_{x,y}E_{X^l}(y - E_{X^l}a_{X^l}(x))^2 + Var = E_{x,y}E_{X^l}(y - E(y|x) + E(y|x) - E_{X^l}a_{X^l}(x))^2 + Var =$$
$$= E_{x,y}(y - E(y|x))^2 + E_{x,y}(E(y|x) - E_{X^l}a_{X^l}(x))^2 + E_{x,y}2(y - E(y|x))(E(y|x) - E_{X^l}a_{X^l}(x)) + Var$$

Матожидание произведения (использована независимость случайных величин и то, что $E(E(y|x) - E_{X^l}a_{X^l}(x)) = 0$):

$$E_{x,y}2(y - E(y|x))(E(y|x) - E_{X^l}a_{X^l}(x)) = 2 \cdot E_{x,y}(y - E(y|x)) \cdot E_{x,y}(E(y|x) - E_{X^l}a_{X^l}(x)) = 0$$

Получили: $E_{x,y}E_{X^l}(y - a_{X^l}(x))^2 = Noise + Bias^2 + Var$

2.2 Смещение и разброс в бэггинге

Ответы базовых алгоритмов распределены одинаково, значит bias разных алгоритмов равны.

$$B_i = E(y - a_i(x))$$

$$B = E(y - \frac{\sum_{i=1}^M a_i(x)}{M}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M E(y - a_i(x)) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M B_i = B_1$$

Значит, bias не изменится.

$$Var_i = E(y - a_i(x))^2 = \sigma^2$$

$$Var = E\left(y - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M a_i(x)\right)^2 = \frac{1}{M^2} E\left(\sum_{i=1}^M (y - a_i(x))\right)^2 = \frac{1}{M^2} \left(\sum_{i=1}^M E(y - a_i(x))^2 + \sum_{i \neq j} E(y - a_i(x))(y - a_j(x))\right)$$

В случае нескоррелированных деревьев $E(y - a_i(x))(y - a_j(x)) = E(y - a_i(x)) \cdot E(y - a_j(x)) = 0$ и $Var = \frac{\sigma^2}{M}$, то есть уменьшится в M раз.

Если деревья скоррелированы, воспользуемся неравенством Коши-Буняковского: $E(y - a_i(x))(y - a_j(x)) \leq \sqrt{E(y - a_i(x))^2 E(y - a_j(x))^2} = \sigma^2$

$$Var \leq \frac{1}{M^2} (\sigma^2 \cdot M + M(M-1)\sigma^2) = \sigma^2$$

То есть в случае скоррелированных деревьев разброс может не измениться.

2.3 Корреляция ответов базовых алгоритмов

Пусть $\xi_1 \dots \xi_M$ - одинаково распределённые величины, матожидание каждой величины - a , дисперсия - σ^2 . Коэффициент корреляции - $\rho(\xi_i, \xi_j) = \frac{cov(\xi_i, \xi_j)}{\sqrt{D\xi_i} \cdot \sqrt{D\xi_j}} = \frac{cov(\xi_i, \xi_j)}{\sigma^2}$.

Найдём дисперсию среднего:

$$\begin{aligned} D \frac{\sum_{i=1}^M \xi_i}{M} &= E \left(\frac{\sum_{i=1}^M \xi_i}{M} - E \left(\frac{\sum_{i=1}^M \xi_i}{M} \right) \right)^2 = \frac{1}{M^2} E \left(\sum_{i=1}^M (\xi_i - E\xi_i) \right)^2 = \frac{1}{M^2} \left(\sum_{i=1}^M E(\xi_i - E\xi_i)^2 + \right. \\ &+ \sum_{i \neq j} E((\xi_i - E\xi_i)(\xi_j - E\xi_j))) = \frac{1}{M^2} \left(\sum_{i=1}^M D\xi_i + \sum_{i \neq j} cov(\xi_i, \xi_j) \right) = \frac{1}{M^2} (M \cdot \sigma^2 + M(M-1) \cdot \rho \cdot \sigma^2) = \\ &= \rho \sigma^2 + \frac{1}{M} \cdot (1 - \rho) \sigma^2 \end{aligned}$$