

温兆和. 10205501432. 数学基础作业8.

1. 解: $P(A) = 2 \times \frac{1}{6} \times \frac{5}{6} = \frac{5}{18}$.

故 $I(A) = \log_2 \frac{18}{5}$.

$P(B) = \frac{1}{6} \times \frac{1}{6} = \frac{1}{36}$ $1 - P(\bar{B}) = 1 - \frac{5}{6} \times \frac{5}{6} = \frac{11}{36}$.

故 $I(B) = \log_2 \frac{36}{11}$.

在两个骰子中先确定其中一个骰子的点数再投另一个骰子. 无论第一个骰子是几点数之和都有一半概率是奇数, 一半概率是偶数. 故 $P(C) = \frac{1}{2}$.

故 $I(C) = \log_2 2$.

2. 解: 假设在取出的 k 个球中有 x 个红球.

则无放回时: $P(X=x) = \frac{C_a^x C_{a-k}^{k-x}}{C_{2a}^k}$

$$= \frac{\frac{a!}{x!(a-x)!} \cdot \frac{a!}{(k-x)!(a-k+x)!}}{(2a)!}$$

$$= C_k^x \frac{a! a! (2a-k)!}{(2a)! (a-x)! (a-k+x)!}$$

有放回时 $P(X=x) = C_k^x \left(\frac{1}{2}\right)^k$

故 $H(\text{有放回}) = - \sum_{x=0}^k \left(\frac{1}{2}\right)^k C_k^x (\log \left(\frac{1}{2}\right)^k + \log C_k^x)$

$$> - \sum_{x=0}^k C_k^x \log C_k^x$$

由于 $\frac{a! a! (2a-k)!}{(2a)! (a-x)! (a-k+x)!} > 1$ 且 $f(x) = -x \log x$ 递减

又 $H(\text{无放回}) =$

$$- \sum_{x=0}^k \frac{a! a' (2a-k)!}{(2a)! (a-x)! (a-k+x)!} C_k^x \log \frac{a! a' (2a-k)!}{(2a)! (a-x)! (a-k+x)!} C_{k-x}$$

故 $H(\text{有放回}) < - \sum C_k^x \log C_k^x < H(\text{无放回})$

故有放回的情况熵更大

3. 证: 在机器学习中, 我们不妨用 $p(x)$ 表示真实的分类情况, 而用 $q(x)$ 表示用该模型预测的分类情况. 损失函数是用来衡量真实值和预测值的距离的. 在设计模型时, 我们要最小化这个损失函数. 由于

$$KL \text{ 散度 } D_{KL}(p \parallel q) = E_{x \sim p} [\log p(x) - \log q(x)]$$

$$\text{交叉熵 } H(p, q) = H(p) + D_{KL}(p \parallel q)$$

由于 $H(p)$ 仅与 p 有关, 与 p, q 间的差距无关
故 $\arg \min D_{KL}(p \parallel q) \rightarrow \arg \min H(p, q)$ 等价
故, 用 KL 散度和用交叉熵作损失函数等价

$$\begin{aligned} 4. \text{证: } I(X_1; X_2, \dots, X_n) &= H(X_1) - H(X_1 | X_2, \dots, X_n) \\ &= H(X_1) + H(X_2, \dots, X_n) - H(X_1, \dots, X_n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{其中, } H(X_1, \dots, X_n) &= H(X_1, \dots, X_{n-1}) + H(X_n | X_1, \dots, X_{n-1}) \\ &= \cancel{H(X_1, \dots, X_{n-1})} = H(X_1) + H(X_2 | X_1) + H(X_3 | X_2, X_1) + \dots \\ &\quad + H(X_n | X_1, \dots, X_{n-1}) \end{aligned}$$

由于在马尔可夫链中 $p(x_{n+1} | x_1, \dots, x_n) = p(x_{n+1} | x_n)$
对 $\forall i \in [1, n] \cap \mathbb{Z}$ 成立

$$\text{故 } H(X_1, \dots, X_n) = \cancel{H(X_1)} + H(X_2 | X_1) + \dots + H(X_n | X_{n-1})$$

同理: $H(X_2 \dots X_n) = H(X_2) + H(X_3|X_2) + \dots + H(X_n|X_{n-1})$
 故 $I(X_1; X_2 \dots X_n) = H(X_1) + H(X_2 \dots X_n) - H(X_1 \dots X_n)$
 $= H(X_1) + H(X_2) - H(X_1) - H(X_2|X_1)$
 $= H(X_2) - H(X_2|X_1)$
 $= I(X_2; X_1).$