

《信息论基础》 第1次理论作业

南京大学计算机学院 张奕斐 231250022

2.11 相关性的度量

(1)由2.4节熵与互信息的关系可知,

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y)$$

$$I(X; Y) = I(Y; X)$$

由离散型随机变量熵的定义,

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log_2 p(x)$$

由题意知, X_1 和 X_2 同分布, 则

$$H(X_1) = H(X_2)$$

于是对原式

$$\rho = 1 - \frac{H(X_2|X_1)}{H(X_1)} = \frac{H(X_1) - H(X_2|X_1)}{H(X_1)} = \frac{H(X_2) - H(X_2|X_1)}{H(X_1)} = \frac{I(X_2; X_1)}{H(X_1)} = \frac{I(X_1; X_2)}{H(X_1)}$$

得证明。

(2)由互信息的性质, 有 $I(X; Y) \leq \min(H(X), H(Y))$, 特别地, 本例中有 $H(X_1) = H(X_2)$, 因此

$$0 \leq I(X_1; X_2) \leq H(X_1)$$

于是

$$0 \leq \frac{I(X_1; X_2)}{H(X_1)} \leq 1$$

即 $0 \leq \rho \leq 1$, 得证明。

(3) 当 $\rho = 0$ 时, $I(X_1; X_2) = 0$, 由互信息的定义, 互信息始终性质, $I(X; Y) \geq 0$, 当且仅当 X 和 Y 独立时取等号 $I(X; Y) = 0$ 。则当 $\rho = 0$ 时, X_1 和 X_2 独立。

(4) 当 $\rho = 1$ 时, 知 $I(X_1; X_2) = H(X_1) = H(X_2)$, 由互信息的性质, 有 $I(X; Y) \leq \min(H(X), H(Y))$, 当 $X = Y$ 时, $I(X; Y) = H(X)$, 于是此时 $X_1 = X_2$ 。

2.46 熵的公理化定义

由熵的定义,

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log_2 p(x)$$

熵的定义符合公理化定义的3个性质:

标准化 (Normalization) :

$$H_2\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} = 1$$

连续性 (Continuity) : 熵函数 $H_2(p, 1 - p)$ 是关于概率 p 的连续函数。

组合法则 (Grouping Law) :

$$H_m(p_1, p_2, \dots, p_m) = H_{m-1}(p_1 + p_2, p_3, \dots, p_m) + (p_1 + p_2) H_2\left(\frac{p_1}{p_1 + p_2}, \frac{p_2}{p_1 + p_2}\right)$$

由标准化 $H_2\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = 1$ 和连续性,

$$H_2(p, 1 - p) = -p \log p - (1 - p) \log(1 - p)$$

假设对 $m - 1$ 个事件, 熵的为唯一形式为 $H_{m-1}(p_1, p_2, \dots, p_{m-1}) = - \sum_{i=1}^{m-1} p_i \log p_i$ 。

对 m 个事件, 由组合法则:

$$H_m(p_1, \dots, p_m) = H_{m-1}(p_1 + p_2, p_3, \dots, p_m) + (p_1 + p_2) H_2\left(\frac{p_1}{p_1 + p_2}, \frac{p_2}{p_1 + p_2}\right)$$

第二项展开后即为 $-p_1 \log p_1 - p_2 \log p_2$, 合并后总表达式为

$$H_m(p_1, \dots, p_m) = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i$$

因此由归纳假设，熵的为唯一形式为 $H_m(p_1, p_2, \dots, p_m) = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i$ 。

3.4 AEP

(a) A^n 是所有满足 $|\frac{1}{n} \log p(x^n) - H| \leq \epsilon$ 的序列 x^n 的集合。根据渐进均分性的推论（典型集的性质），当 $n \rightarrow \infty$ 时， $\Pr\{X^n \in A^n\} \rightarrow 1$ 。

(b) B^n 是所有满足 $|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu| \leq \epsilon$ 的序列 x^n ，其中 $\mu = E[X]$ ，有 $\Pr\{X^n \in B^n\} \rightarrow 1$ 。

对于 $n > N_1$ 时有 $\Pr\{X^n \in A^n\} > 1 - \frac{\epsilon}{2}$ ， $\Pr\{X^n \in B^n\} > 1 - \frac{\epsilon}{2}$ 成立，于是 $\Pr\{X^n \notin A^n\} \leq \frac{\epsilon}{2}$ ， $\Pr\{X^n \notin B^n\} \leq \frac{\epsilon}{2}$ 。

$$\Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} = 1 - \Pr\{\overline{A^n} \cup \overline{B^n}\} \geq 1 - \epsilon$$

因此， $\Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} \rightarrow 1$ 。

(c) 对于任意 $x^n \in A^n$ ， $p(x^n) \geq 2^{-n(H+\epsilon)}$ 。

$$\sum_{x^n \in A^n \cap B^n} p(x^n) \geq \sum_{x^n \in A^n \cap B^n} 2^{-n(H+\epsilon)} = |A^n \cap B^n| \cdot 2^{-n(H+\epsilon)}$$

因此 $|A^n \cap B^n| \leq 2^{n(H+\epsilon)}$ 。

(d) 由(b)中结论，对于任意 $\epsilon > 0$ ，有 $\Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} \geq 1 - \epsilon$ 对于 $n > N_\epsilon$ 成立。

对于 $x^n \in A^n$ ，有 $p(x^n) \leq 2^{-n(H-\epsilon')}$ 。因此：

$$1 - \epsilon \leq |A^n \cap B^n| \cdot 2^{-n(H-\epsilon')}$$

$$|A^n \cap B^n| \geq (1 - \epsilon) \cdot 2^{n(H-\epsilon')}$$

取 $\epsilon = \frac{1}{2}$ ，得证明。

3.11 定理的证明

定理 设 X_1, X_2, \dots, X_n 为服从 $p(x)$ 的 *i.i.d* 序列。对 $\delta < \frac{1}{2}$ 及任意的 $\delta' > 0$ ，如果 $\Pr\{B_\delta^{(n)}\} > 1 - \delta$ ，则

$$\frac{1}{n} \log |B_\delta^{(n)}| > H - \delta'$$

(a) 对于给定的集合 A, B ，考虑

$$\Pr(A \cap B) = 1 - \Pr(\overline{A} \cup \overline{B})$$

其中必然有

$$\Pr(\overline{A} \cup \overline{B}) = \Pr(\overline{A}) + \Pr(\overline{B}) - \Pr(\overline{A} \cap \overline{B}) \leq \Pr(\overline{A}) + \Pr(\overline{B})$$

根据题设条件, $\Pr(A) \geq 1 - \epsilon_1$, $\Pr(\overline{A}) \leq \epsilon_1$, 同理 $\Pr(\overline{B}) \leq \epsilon_2$ 。

于是

$$\Pr(A \cap B) \geq 1 - \epsilon_1 - \epsilon_2$$

得证明。

因此可得 $\Pr(A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)}) \geq 1 - \epsilon - \delta$ 。

(b) 不等式的验证

步骤3.34: 直接应用(a)的结论, 得到

$$\Pr(A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)}) \geq 1 - \epsilon - \delta$$

步骤3.35: 展开

$$\sum_{A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)}} p(x^n)$$

步骤3.36: 对于典型集 $A_\epsilon^{(n)}$, 其元素满足概率上界:

$$p(x^n) \leq 2^{-n(H-\epsilon)}$$

步骤3.37: 共有 $|A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)}|$ 个元素, 每个元素的概率不超过 $2^{-n(H-\epsilon)}$, 总和不超过

$$|A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)}| \cdot 2^{-n(H-\epsilon)}$$

步骤3.38: 由于 $A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)} \subseteq B_\delta^{(n)}$, 集合大小满足:

$$|A_\epsilon^{(n)} \cap B_\delta^{(n)}| \leq |B_\delta^{(n)}|$$

(c)由步骤(b)可得

$$1 - \epsilon - \delta \leq |B_\delta^{(n)}| \cdot 2^{-n(H-\epsilon)}$$

于是

$$|B_{\delta}^{(n)}| \geq (1 - \epsilon - \delta) \cdot 2^{n(H-\epsilon)}$$

证毕。

4.28 过程的混合

(a) Y_i 是平稳的。 θ 以 $\frac{1}{2}$ 概率选择 X_1 或 X_2 ，且一旦选定后， Y 序列完全由该过程生成。 X_1 和 X_2 均为独立同分布 (*i.i.d.*) 的伯努利过程，其联合分布在时间平移下不变。

(b) Y_i 不是独立同分布 (*i.i.d.*) 过程。一旦 θ 确定， Y 序列完全由 X_1 或 X_2 生成，因此相邻 Y_i 之间存在隐含的关联性，不满足独立同分布 (*i.i.d.*)。

(c) 当 θ 确定时， Y_i 的熵率为 $H(p_1)$ 或 $H(p_2)$ 。由于 θ 以等概率选择，整体熵率为两者的平均。

$$H(Y) = \frac{1}{2}H(p_1) + \frac{1}{2}H(p_2) = -p \log p - (1-p) \log(1-p)$$

(d) Y_i 不满足

$$-\frac{1}{n} \log p(Y_1, Y_2, \dots, Y_n) \rightarrow H(Y).$$

当 $n \rightarrow \infty$ 时，观测序列几乎必然确定 θ （依题述，最终 Y 将知道观测的是哪个过程），导致 $-\frac{1}{n} \log p(Y^n)$ 收敛至 $H(p_1)$ 或 $H(p_2)$ ，而非 $H(Y)$ 。

(e) 不存在编码使得平均码长收敛至 $H(Y)$ （依题述，最终 Y 将知道观测的是哪个过程，因此平均编码长度应该收敛至 $H(X_i)$ ）。

下面对于 $Z_i = X_{\theta_i} i, i = 1, 2, \dots$ 展开讨论。

(a') Z_i 是平稳的。

(b') Z_i 是独立同分布 (*i.i.d.*) 过程。 Z_i 服从伯努利分布。

(c') Z_i 满足

$$H(Z) = \frac{1}{2}H(p_1) + \frac{1}{2}H(p_2) = -p \log p - (1-p) \log(1-p)$$

(d') 由于 Z_i 是平稳的独立同分布过程，因此满足

$$-\frac{1}{n} \log p(Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \rightarrow H(Z).$$

(e') 存在编码使得平均码长收敛至 $H(Z)$ 。

4.33 链不等式

设 $X_1 \rightarrow X_2 \rightarrow X_3 \rightarrow X_4$ 构成马尔科夫链。

由马尔科夫链的定义,

$$\Pr(X_{n+1} = x_{n+1} | X_n = x_n, X_{n-1} = x_{n-1}, \dots, X_1 = x_1) = \Pr(X_{n+1} = x_{n+1} | X_n = x_n)$$

且由互信息的性质,

$$I(X_1; X_4) = H(X_1) - H(X_1 | X_4)$$

$$I(X_2; X_3) = H(X_2) - H(X_2 | X_3)$$

$$I(X_1; X_3) = H(X_1) - H(X_1 | X_3)$$

$$I(X_2; X_4) = H(X_2) - H(X_2 | X_4)$$

于是, 要证明题述不等式, 只需证明

$$H(X_1 | X_3) + H(X_2 | X_4) \geq H(X_1 | X_4) + H(X_2 | X_3)$$

根据条件熵链式法则及马尔科夫链的无记忆性, $H(X_1 | X_3) = H(X_1, X_2 | X_3) - H(X_2 | X_1, X_3) = H(X_1, X_2 | X_3) - H(X_2 | X_1)$

于是

$$H(X_1 | X_3) + H(X_2 | X_4) = H(X_1, X_2 | X_3) - H(X_2 | X_1) + H(X_2 | X_4)$$

$$\geq H(X_1, X_2 | X_3) - H(X_2 | X_4) + H(X_2 | X_4) = H(X_1 | X_4) + H(X_2 | X_3)$$

于是

$$I(X_1; X_4) + I(X_2; X_3) \geq I(X_1; X_3) + I(X_2; X_4)$$

得证明。

2025.04.01