

1. 熵率

定义 1. 随机序列 X_n 的熵率定义为

$$H_\infty(X) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} H(X_1, \dots, X_n) \quad (1)$$

定理 1. 对于离散平稳信源, 若 $H(X_1) < \infty$, 则 $H_\infty(X)$ 存在且

$$H_\infty(X) = \lim_{n \rightarrow \infty} H(X_n | X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_1) \quad (2)$$

证明.

$$\begin{aligned} H(X_n | X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_1) &\leq H(X_n | X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_2) \\ &= H(X_{n-1} | X_{n-2}, X_{n-3}, \dots, X_1) \end{aligned}$$

所以 $H(X_n | X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_1)$ 单调递减。

$$\begin{aligned} \Rightarrow \frac{1}{n} H(X_1, \dots, X_n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H(X_i | X_{i-1}, X_1) \\ \Rightarrow \frac{1}{n} H(X_1, \dots, X_n) &\rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} H(X_n | X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_1) \text{ as } n \rightarrow \infty \end{aligned}$$

□

以下分别针对三种常见的情形给出熵率的计算公式:

- (a) 独立同分布: $H(X_1, \dots, X_n) = \sum_{i=1}^n H(X_i) = nH(X_1) \Rightarrow H_\infty(X) = H(X_1)$ 即在独立同分布的情况下熵率等于熵。
- (b) 平稳的马氏链: $H(X_n | X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_1) = H(X_n | X_{n-1}) = H(X_2 | X_1)$ 设平稳分布为 π, π_i 表示处于状态 i 的概率。 $p_{ij} = P(X_2 = j | X_1 = i)$, 则

$$\begin{aligned} H(X_2 | X_1) &= \sum_{i \in \mathcal{X}} \pi_i H(X_2 | X_1 = i) \\ &= - \sum_{i, j \in \mathcal{X}} \pi_i p_{ij} \log p_{ij} \end{aligned}$$

例 1. 考虑一个两状态的马氏链, 转移概率矩阵为 $\begin{bmatrix} 1-\alpha & \alpha \\ \beta & 1-\beta \end{bmatrix}$

解下面的方程

$$[\pi_1, \pi_2] = [\pi_1, \pi_2] \begin{bmatrix} 1-\alpha & \alpha \\ \beta & 1-\beta \end{bmatrix}$$

得

$$\pi_1 = \frac{\beta}{\alpha + \beta}$$

$$\pi_2 = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$$

假设两状态分别为 1 和 2, 则 $H(X_2|X_1 = 1) = -(1 - \alpha) \log(1 - \alpha) - \alpha \log \alpha = h(\alpha)$ 同理 $H(X_2|X_1 = 2) = h(\beta)$, 因此对两状态的马氏链, 熵率为 $\pi_1 h(\alpha) + \pi_2 h(\beta)$

(c) 隐马尔科夫模型

定理 2. X_i 是平稳马氏链, $Y_i = f(X_i)$, 则

$$H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1) \leq H_\infty(Y) \leq H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1) \quad (3)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1) = H_\infty(Y) = \lim_{n \rightarrow \infty} H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1) \quad (4)$$

证明. 上两式右端由平稳性可得, 对于左端, 首先说明 $H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1)$ 是 n 的增函数, 这是因为

$$\begin{aligned} H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1) &= H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1, X_0) \\ &= H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1, X_0, Y_0) \\ &\leq H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, Y_0, X_0) \\ &= H(Y_{n+1}|Y_n, \dots, Y_2, Y_1, X_1) \end{aligned}$$

所以 $\lim_{n \rightarrow \infty} H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1)$ 存在。下面证明两极限相等, 即证明当 $n \rightarrow \infty$ 时, $H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1) - H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1) = I(X_1; Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1) \rightarrow 0$ 把 $I(X_1; Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1)$ 看成某个级数的通项:

$$\sum_{i=1}^n I(X_1; Y_i|Y_{i-1}, \dots, Y_1) = I(X_1; Y_1, \dots, Y_n) \leq H(X_1)$$

所以级数 $\sum_{i=1}^{\infty} I(X_1; Y_i|Y_{i-1}, \dots, Y_1)$ 收敛 $\Rightarrow I(X_1; Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1) \rightarrow 0$ 即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1) = \lim_{n \rightarrow \infty} H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1) = H_\infty(Y)$$

并由 $H(Y_n|Y_{n-1}, \dots, Y_1, X_1)$ 递增的特性知(3)式左端成立。 \square

2. 典型集

定义 2. 设 $X_1, \dots, X_n \sim p(x)$, *i.i.d.*, 则关于 $p(x)$ 的典型集定义为以下序列的集合:

$$A_\epsilon^{(n)} = \{(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{X}^n : 2^{-n[H(x)+\epsilon]} \leq p(x_1, \dots, x_n) \leq 2^{-n[H(x)-\epsilon]}\} \quad (5)$$

典型集具有以下性质:

(a) 若 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in A_\epsilon^{(n)}$, 则

$$H(X) - \epsilon \leq -\frac{1}{n} \log p(x_1, \dots, x_n) \leq H(X) + \epsilon \quad (6)$$

(b) 任意固定 $\epsilon > 0$, 当 n 充分大时, $\Pr\{A_\epsilon^{(n)}\} \geq 1 - \epsilon$

证明. 由性质 (a),

$$\Pr\{A_\epsilon^{(n)}\} = \Pr\{|-\frac{1}{n} \log p(X_1, \dots, X_n) - H(X)| < \epsilon\}$$

由弱大数定律得:

$$-\frac{1}{n} \log p(X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [-\log p(X_i)] \xrightarrow{P} \mathbb{E}_X[-\log p(X)] = H(X)$$

根据依概率收敛的定义得证。 \square

(c) $|\cdot|$ 表示集合的元素个数, 则 $|A_\epsilon^{(n)}| \leq 2^{n[H(X)+\epsilon]}$

证明.

$$\begin{aligned} |A_\epsilon^{(n)}| &= \sum_{\mathbf{x} \in A_\epsilon^{(n)}} 1 \\ &\leq \sum_{\mathbf{x} \in A_\epsilon^{(n)}} p(x_1, \dots, x_n) 2^{n[H(X)+\epsilon]} \\ &\leq 2^{n[H(X)+\epsilon]} \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}^n} p(x_1, \dots, x_n) \\ &= 2^{n[H(X)+\epsilon]} \end{aligned}$$

\square

(d) $\forall \epsilon > 0, n$ 充分大时,

$$A_\epsilon^{(n)} \geq (1 - \epsilon)2^{n[H(X) - \epsilon]}$$

证明. 由 (b) 已知

$$\Pr\{A_\epsilon^{(n)}\} = \sum_{x \in A_\epsilon^{(n)}} p(x_1, \dots, x_n) \geq 1 - \epsilon$$

$$\begin{aligned} |A_\epsilon^{(n)}| &= \sum_{x \in A_\epsilon^{(n)}} 1 \\ &\geq \sum_{x \in A_\epsilon^{(n)}} p(x_1, \dots, x_n) 2^{n[H(X) - \epsilon]} \\ &\geq (1 - \epsilon)2^{n[H(X) - \epsilon]} \end{aligned}$$

□

定义 3. 如果 $\forall \delta > 0$, 当 n 充分大时, $\Pr\{B_\delta^{(n)}\} \geq 1 - \delta$, 则称 $B_\delta^{(n)} \subset \mathcal{X}^n$ 为包含大多数概率的子集 (高概率集)。

下面的定理说明 $A_\epsilon^{(n)}$ 在一阶指数意义下是最小的高概率集:

定理 3. 设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim p(x)$, 固定 $\delta < \frac{1}{2}$ 及 $B_\delta^{(n)}$, 则对 $\forall \delta' > 0$, 当 n 充分大时,

$$\frac{1}{n} \log |B_\delta^{(n)}| \geq H(X_1) - \delta' \quad (7)$$

证明. 由 $P(A \cap B) > 1 - P(\bar{A}) - P(\bar{B})$ 得到当 n 充分大时,

$$P(B_\delta^{(n)} \cap A_\epsilon^{(n)}) > 1 - \epsilon - \delta$$

$$\begin{aligned} |B_\delta^{(n)}| &\geq |B_\delta^{(n)} \cap A_\epsilon^{(n)}| \\ &= \sum_{x \in B_\delta^{(n)} \cap A_\epsilon^{(n)}} 1 \\ &\geq \sum_{x \in B_\delta^{(n)} \cap A_\epsilon^{(n)}} p(x_1, \dots, x_n) 2^{n[H(x) - \epsilon]} \\ &\geq (1 - \epsilon - \delta) 2^{n[H(x) - \epsilon]} \end{aligned}$$

□

3. 变长编码

$x \in \mathcal{X}$, $C(x)$ 表示对应 x 的码字, $l(x)$ 表示 $C(x)$ 的长度。若信源编码 C 中无任何码字是其他的前缘, 则称 C 为即时码。

定理 4 (Kraft 不等式). D 元字母表上的即时码, 设有 m 个码字, 码长分别为 l_1, \dots, l_m , 则有:

$$\sum_{i=1}^m D^{-l_i} \leq 1 \quad (8)$$

证明. 设 $y = (y_1, \dots, y_{l_i})$ 为码字, $y \leftrightarrow D$ 元小数 $0.y_1y_2 \dots y_{l_i} \triangleq \sum_{j=1}^{l_i} y_j D^{-j} \leftrightarrow$ 小区间 $I_y = (0.y_1y_2 \dots y_{l_i}, 0.y_1y_2 \dots y_{l_i} + D^{-l_i})$ 。注意到小区间的右端点是在 D 位小数的末位加 1, 如果对于另外一个 D 位小数 \tilde{y} 对应的小区间与 y 对应的小区间相交, 不妨设 $0.\tilde{y}_1 \dots \tilde{y}_{l_k} \in I_y$, 则可以说明 y 是 \tilde{y} 码字的前缘, 这与即时码的定义相矛盾。因此各码字对应的小区间互不相交, 其区间总长度为 $\sum_{i=1}^m D^{-l_i}$ 小于 $[0, 1]$ 区间的长度 1。

□

定理 5. 任给即时码 C , $L(C) = \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x)l(x)$ 成为 C 的平均码长, 则有 $L(C) \geq H_D(X)$, 且等号成立的充要条件是 $D^{-l_i} = p_i$

注 1. 使得 $L(C)$ 最小的码称为最优码。

证明. 由定理 4, 设 $r = \sum_{x \in \mathcal{X}} D^{-l(x)} \leq 1$ 则 $q(x) = \frac{D^{-l(x)}}{r}$ 是一个概率分布。

$$\begin{aligned} L(C) - H_D(X) &= \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x)[l(x) + \log_D(p(x))] \\ &= \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x)[\log_D(p(x)) - \log_D D^{-l(x)}] \\ &= \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x) \left[\log_D(p(x)) - \log_D \frac{D^{-l(x)}}{r} \right] - \log_D r \\ &= D(p||q) - \log_D r \\ &\geq 0 \end{aligned}$$

上式等号成立当且仅当 $r = 1$ 且 $p = q$, 即 $D^{-l_i} = p_i$, 从而要求 $-\log_D p_i$ 为整数。 □

定理 6. 设 C 为最优码, 则 $L(C) < H_D(X) + 1$

证明. 只需构造一种编码方式 C' 使得 $L(C') < H_D(X) + 1$ 。为此, 设 $X \sim p(x), p(x_i) = p_i$, 取 $l_i = \lceil -\log_D p_i \rceil$ 因为 $l_i \geq \log_D p_i \Rightarrow D^{-l_i} \leq p_i \Rightarrow \sum_i D^{-l_i} \leq 1$ 所以存在一种即时码 C' 码长分别为 l_i 。另一方面 $l_i < -\log_D p_i + 1 \Rightarrow$

$$L(C) = \sum_i p_i l_i < \sum_i p_i (-\log_D p_i + 1) = H_D(X) + 1$$

□

4. Huffman 码

例 2. 见 3.tex 第 7 题。

定理 7. 设 C^* 为 Huffman 码, C 为任意编码, 则 $L(C^*) \leq L(C)$

证明. 以二元编码 ($D = 2$) 为例: 对 $|\mathcal{X}|$ 使用归纳法, 当 $|\mathcal{X}| = 2$ 时显然成立。假设结论对任意给定的 $|\mathcal{X}| \leq m - 1$ 成立。考虑 $\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_m\}, p_1 \geq p_2 \geq \dots \geq p_{m-1} \geq p_m$ 。 C 是 \mathcal{X} 上的任意即时码, 不妨设 C 满足 $l_1 \leq l_2 \leq \dots \leq l_{m-1} \leq l_m$ 。 否则通过交换码字由排序不等式可以得到 $l_1 \leq l_2 \leq \dots \leq l_{m-1} \leq l_m$ 的编码 C' 使得 $L(C') \leq L(C)$ 。 因此, C 对应的概率最小的两个码字是最长的两个码字, 进一步设它们有相同的长度, 否则由即时码的性质将最长码字的末位去掉可以得到平均码长 $L(C)$ 更小的编码方案。因此 $l_{m-1} = l_m$ 。

考虑缩减信源 \mathcal{X}' , 其中 $p'_i = p_i, i = 1, \dots, m - 2, p'_{m-1} = p_{m-1} + p_m$, 设 C_1^* 为 \mathcal{X}' 的 Huffman 编码, 根据归纳假设对于任意 \mathcal{X}' 上的即时码 C_1 , 有 $L(C_1^*) \leq L(C_1)$ 。

另一方面: $L(C) = L(C'_1) + p_{m-1} + p_m$ 其中 C'_1 是 \mathcal{X}' 上的编码方法, 其由 C 诱导出, 诱导规则为, 对于前 $m - 2$ 个字元码元不变, 码长仍为 l_1, \dots, l_{m-2} , 对于第 $m - 1$ 个字元, 由于 C 是即时码, 将原来 x_{m-1} 或 x_m 的码字最后一位去掉可作为第 $m - 1$ 个字元的码字, 码长为 $l_{m-1} - 1$ 。

$\Rightarrow L(C) \geq L(C_1^*) + p_{m-1} + p_m$, 不等式右端为常数 (给定 \mathcal{X})。

$$\begin{aligned}
L(C_1^*) + p_{m-1} + p_m &= \sum_{i=1}^{m-2} (p_i' l_i^*) + l_{m-1}^* p_{m-1}' + p_{m-1} + p_m \\
&= \sum_{i=1}^{m-2} (p_i l_i^*) + (l_{m-1}^* + 1) p_{m-1} + (l_{m-1}^* + 1) p_m \\
&= \sum_{i=1}^m p_i l_i^*
\end{aligned}$$

由 Huffman 编码的构造过程可知, 上式等于 $L(C^*)$, 其中 C^* 是 \mathcal{X} 的 Huffman 编码 $\Rightarrow L(C) \geq L(C^*)$ 。根据归纳法可知对任意有限字母表, 均有 $L(C) \geq L(C^*)$ 。□

5. Shannon-Fano-Elias 码, 符号约定, $\bar{F}(x)$ 为修正的累积分布函数, $\bar{F}(x) = \sum_{a < x} p(a) + \frac{1}{2} p(x)$ 给定字母表有 5 个字母, 概率分别为 0.25, 0.25, 0.2, 0.15, 0.15 则编码如下表所示:

| x | $p(x)$ | $\bar{F}(x)$ | $l(x) = \lceil \log \frac{1}{p(x)} \rceil + 1$ | $\bar{F}(x)l(x)$ | 位二进制表示 | 码字 |
|-----|--------|--------------|--|------------------|--------|------|
| 1 | 0.25 | 0.125 | 3 | 0.001 | | 001 |
| 2 | 0.25 | 0.375 | 3 | 0.011 | | 011 |
| 3 | 0.2 | 0.6 | 4 | 0.1001 | | 1001 |
| 4 | 0.15 | 0.775 | 4 | 0.1100 | | 1100 |
| 5 | 0.15 | 0.925 | 4 | 0.1110 | | 1110 |