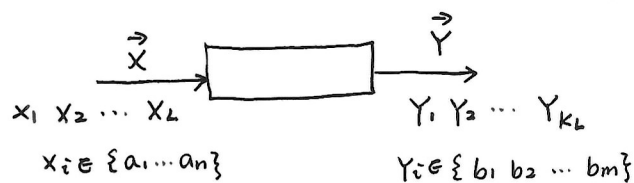


无失真信源编码

一. $\vec{X} = (X_1 X_2 \dots X_L)$, 为独立同分布 (iid)

随机变量序列, 具有渐近均分性质 (AEP).
(Asymptotic equipartition property)



$$I(\vec{X}) = -\log p(X_1 X_2 \dots X_L) = -\log p(X_1) - \log p(X_2) - \dots - \log p(X_L)$$

$$= \sum_{i=1}^L I(X_i)$$

$$\text{均值 } E\{I(\vec{X})\} = E\left\{\sum_{i=1}^L I(X_i)\right\} = \sum_{i=1}^L E\{I(X_i)\} = \sum_{i=1}^L H(X_i) = LH(X)$$

$$\text{方差 } D\{I(\vec{X})\} = \sum_{i=1}^L D\{I(X_i)\} = LD(I(X))$$

$$\Pr\{|I(\vec{X}) - LH(X)| \geq L\varepsilon\} \leq \frac{LD(I(X))}{(L\varepsilon)^2}$$

$$\Pr\left\{\left|\frac{I(\vec{X})}{L} - H(X)\right| \geq \varepsilon\right\} \leq \frac{D(I(X))}{L\varepsilon^2}$$

$$L \rightarrow \infty, \frac{D(I(X))}{L\varepsilon^2} \rightarrow 0, \quad \frac{-\log p(X_1 X_2 \dots X_L)}{L} \rightarrow H(X)$$

$$p(X_1 X_2 \dots X_L) \rightarrow 2^{-LH(X)}$$

$$\begin{aligned} D(I(X)) &= E[(I(X) - H(X))^2] \\ &= \sum_{i=1}^n p(X_i) (-\log p(X_i) - H(X))^2 \end{aligned}$$

切比雪夫不等式

$$\Pr\{|X - \mu| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2} \quad \begin{matrix} \varepsilon > 0 \\ \sigma > 0 \end{matrix}$$

$$0 \sim p$$

$$1 \sim 1-p$$

$$p(01101) = p^2 q^3$$

定义 A_ε (典型集)

$$A_\varepsilon = \{\vec{x} : \left|\frac{I(\vec{x})}{L} - H(X)\right| \leq \varepsilon\}$$

$$A_\varepsilon^c = \{\vec{x} : \left|\frac{I(\vec{x})}{L} - H(X)\right| > \varepsilon\}$$

$$A_\varepsilon + A_\varepsilon^c = X^L = \{\vec{x}_i\}_{i=1,2,\dots,n^L}$$

A_ε 有以下性质:

(1) 若 $\vec{x} \in A_\varepsilon$, 则

$$2^{-L(H(X)+\varepsilon)} \leq p(\vec{x}) \leq 2^{-L(H(X)-\varepsilon)}$$

(典型集中的元素几乎是等概率出现的)

(2) 当 L 充分大时, $\Pr\{A_\varepsilon\} > 1-\varepsilon$

(典型集的概率近似为1)

$$\Pr\{A_\varepsilon\} = \sum_{\vec{x} \in A_\varepsilon} p(\vec{x}) > 1-\varepsilon$$

$$(3) |A_\varepsilon| \leq 2^{L(H(X)+\varepsilon)}$$

$|A_\varepsilon|$ 为典型集中元素的个数

$$1 = \sum_{\vec{x} \in X^L} p(\vec{x}) \geq \sum_{\vec{x} \in A_\varepsilon} p(\vec{x}) \geq \sum_{\vec{x} \in A_\varepsilon} 2^{-L(H(X)+\varepsilon)} = |A_\varepsilon| 2^{-L(H(X)+\varepsilon)}$$

$$\Rightarrow |A_\varepsilon| \leq 2^{L(H(X)+\varepsilon)}$$

(4) $|A_\epsilon| \geq (1-\epsilon) 2^{L(H(X)-\epsilon)}$

L 充分大时, $\Pr\{A_\epsilon\} > 1-\epsilon$

$$1-\epsilon < \Pr\{A_\epsilon\} = \sum_{\vec{x} \in A_\epsilon} p(\vec{x}) \leq \sum_{\vec{x} \in A_\epsilon} 2^{-L(H(X)-\epsilon)} = |A_\epsilon| 2^{-L(H(X)-\epsilon)}$$

$$\Rightarrow |A_\epsilon| \geq (1-\epsilon) 2^{L(H(X)-\epsilon)}$$

* AEP也可由弱大数定理直接得到: n 很大时 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \rightarrow E(X)$ (X i.i.d.)

$$-\frac{1}{L} \log p(x_1 x_2 \dots x_L) = -\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \log p(x_i) \\ \rightarrow -E(\log p(X)) = H(X)$$

二、定长编码定理:

由 L 个符号组成的, 每个符号的熵为 $H_L(\vec{X})$ 的无记忆平稳符号序列 x_1, x_2, \dots, x_L , 可用 K_L 个符号 y_1, y_2, \dots, y_{K_L} (每个符号有 m 种可能值) 进行定长编码。对任意 $\epsilon > 0$,

$\delta > 0$, 只要
$$\frac{K_L}{L} \log m \geq H_L(\vec{X}) + \epsilon$$

则当 L 足够大时, 必可使译码差错小于 δ ; 反之, 当

$$\frac{K_L}{L} \log m \leq H_L(\vec{X}) - 2\epsilon$$

时, 译码差错一定是有限值, 当 $L \rightarrow \infty$ 时, 译码几乎必定出错。

证明: 对 A_ϵ 中的元素进行定长编码, 为了唯一可译, 码字个数大于等于 $|A_\epsilon|$, 即

$$m^{K_L} \geq |A_\epsilon| \quad \text{此时 } |A_\epsilon| \text{ 取上界} \quad (H_L(\vec{X}) \text{ 平均符号熵写成 } H(X))$$

$$m^{K_L} \geq 2^{L(H(X)+\epsilon)}$$

$$K_L \log m \geq L(H(X)+\epsilon)$$

$$\frac{K_L}{L} \log m \geq H(X) + \epsilon$$

此时, 错误译码的概率 $P_e = \Pr\{A_\epsilon^c\} \leq \frac{D(I(X))}{L\epsilon^2}$,

$$\text{若需 } P_e \leq \delta, \quad \frac{D(I(X))}{L\epsilon^2} \leq \delta, \quad L \geq \frac{D(I(X))}{\epsilon^2 \delta}$$

反之, 若
$$\frac{K_L}{L} \log m \leq H(X) - 2\epsilon,$$

$$\log m^{K_L} \leq L(H(X) - 2\epsilon)$$

$$m^{K_L} \leq 2^{L(H(X)-2\epsilon)} < \underbrace{(1-\epsilon) 2^{L(H(X)-\epsilon)}}_{|A_\epsilon| \text{ 下界}}$$

码字个数小于 A_ϵ 中元素个数

A_ε 中选取 m^{k_L} 个元素进行一对一编码,

$$\begin{aligned} \Pr\{A_\varepsilon \text{ 中 } m^{k_L} \text{ 个元素}\} &\leq m^{k_L} \max_{\vec{x} \in A_\varepsilon} p(\vec{x}) = m^{k_L} 2^{-L(H(X) - \varepsilon)} \\ &\leq 2^{L(H(X) - 2\varepsilon) - L(H(X) - \varepsilon)} \\ &= 2^{-L\varepsilon} \end{aligned}$$

译码错误概率为

$$P_e = 1 - 2^{-L\varepsilon}, \quad L \rightarrow \infty, \quad P_e \rightarrow 1$$

三. 单符号变长编码定理:

若离散无记忆信源的符号熵为 $H(X)$, 每个信源符号用 m 进制码元进行变长编码, 一定存在一种无失真编码方法, 其 (m 进制) 码字平均长度 \bar{k} 满足下列不等式:

$$\frac{H(X)}{\log m} \leq \bar{k} < \frac{H(X)}{\log m} + 1$$

证明: (i)

必存在无失真编码, 使得 $H(X) - (\log m)\bar{k} \leq 0$

$$\begin{aligned} H(X) - (\log m)\bar{k} &= -\sum_{i=1}^n p(a_i) \log p(a_i) - \sum_{i=1}^n p(a_i) l_i \log m \\ &= \sum_{i=1}^n p(a_i) \log \frac{m^{-l_i}}{p(a_i)} \end{aligned}$$

$\begin{bmatrix} X \\ P \end{bmatrix}$	$=$	$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_n \\ p(a_1) & p(a_2) & \dots & p(a_n) \end{bmatrix}$
		码长 $l_1 \quad l_2 \quad \dots \quad l_n$
		$\bar{k} = \sum_{i=1}^n p(a_i) l_i$

Jensen 不等式 $E[f(x)] \leq f(E(x))$

$$H(X) - (\log m)\bar{k} \leq \log \sum_{i=1}^n p(a_i) \frac{m^{-l_i}}{p(a_i)} = \log \sum_{i=1}^n m^{-l_i}$$

唯一可译码存在 (无失真), 因此 $\sum_{i=1}^n m^{-l_i} \leq 1$

$$H(X) - (\log m)\bar{k} \leq \log 1 = 0$$

$$\text{因此有 } \bar{k} \geq \frac{H(X)}{\log m}$$

$$\text{若要等号成立, } m^{-l_i} = p(a_i), \quad l_i = \frac{-\log p(a_i)}{\log m}$$

$$(ii) \text{ 证明 } \bar{k} < \frac{H(X)}{\log m} + 1$$

符号 a_i 的码字长度 l_i 需要是整数, 因此取

$$\frac{-\log p(a_i)}{\log m} \leq l_i < \frac{-\log p(a_i)}{\log m} + 1$$

$$\text{由 } \frac{-\log p(a_i)}{\log m} \leq l_i \Rightarrow -\log p(a_i) \leq \log m^{l_i}$$

$$p(a_i) \geq m^{-l_i}$$

$$\sum_{i=1}^n m^{-l_i} \leq \sum_{i=1}^n p(a_i) = 1 \quad \text{表明 } l_i \text{ 满足唯一可译码存在的条件}$$

$$\text{由 } l_i < \frac{-\log p(a_i)}{\log m} + 1$$

$$\sum_{i=1}^n l_i p(a_i) < \sum_{i=1}^n p(a_i) \left(\frac{-\log p(a_i)}{\log m} + 1 \right)$$

$$\bar{k} < \frac{H(X)}{\log m} + 1$$

四. 离散平稳无记忆序列变长编码定理 (香农第一定理)

对于平均符号熵为 $H_L(\vec{x})$ 的离散平稳无记忆信源, 必存在一种无失真编码方法, 使平均信息率 \bar{k} 满足不等式

$$H_L(\vec{x}) \leq \bar{k} < H_L(\vec{x}) + \varepsilon$$

其中 ε 为任意小正数。

证明: 将 $\vec{x} = (x_1 x_2 \dots x_L)$ 作为一个整体, 构成一个新的单符号信源, 因此有

$$\frac{L H_L(\vec{x})}{\log m} \leq \bar{k}_L < \frac{L H_L(\vec{x})}{\log m} + 1$$

$$H_L(\vec{x}) \leq \frac{\bar{k}_L}{L} \log m < H_L(\vec{x}) + \frac{\log m}{L}, \text{ 令 } \bar{k} = \frac{\bar{k}_L}{L} \log m$$

$$H_L(\vec{x}) \leq \bar{k} < H_L(\vec{x}) + \varepsilon. \quad (L \rightarrow \infty)$$