

## 2.8 离散有记忆信源的熵

### 一、 $N$ 阶平稳信源的熵为联合熵

$$H(X^N) = H(X_1 X_1 \cdots X_N) \text{ bit} / N \text{ 长符号串}$$

$$\begin{aligned} \text{或 } H_N(X) &= \frac{1}{N} H(X^N) \\ &= \frac{1}{N} H(X_1 X_1 \cdots X_N) \text{ bit} / \text{符号} \end{aligned}$$

## 二、对于离散有记忆信源，一般考虑其 极限熵

$$\begin{aligned} H_{\infty}(X) &= \lim_{N \rightarrow \infty} H_N(X) \\ &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} H(X_1 X_2 \cdots X_N) \text{ bit / 符号} \end{aligned}$$

### 三、熵的性质

1、 $H_N(X)$ 是非增的，有界的

$$0 \leq H_N(X) \leq H_{N-1}(X) \leq \cdots \leq H_1(X) \\ \leq H_0(X) < \infty$$

(证明见姜丹，信息论于编码第二版，中国科技大学出版社)

其中，

$H_1(X)=H(X)$ ，是 $X$ 为DMS时的熵；

$H_0(X)=H_{\max}(X)$ ，是 $X$ 为等概分布时

的熵，即最大熵

**推论1:** 信源内部有关联（也称有记忆），会使熵降低，当然实在信息也会降低。

**推论2:**  $H_\infty(X)$ 存在；

若 $X$ 是无记忆的，有

$$H_\infty(X) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} H(X^N) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} NH(X) = H(X)$$

因为信源的实在信息在数值上等于其平均不确定性，因此，

一般有 $I(X) = H_\infty(X)$ ；