

## 2.9.3 马尔可夫信源的信息熵

一、在状态 $S_j$ 下发出一个符号的条件熵：

$$H(X | u = S_j) = - \sum_{k=1}^q P(a_k | S_j) \log P(a_k | S_j)$$

二、一般马尔可夫信源熵：平均符号熵的极限值

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

### 三、**m**阶马尔可夫（记忆长度为**m**）极限熵

=

**m**阶条件熵

极限熵定理：

对任意离散平稳信源，若 $H_1(X) < \infty$ ，则有

$$\begin{aligned}\lim_{N \rightarrow \infty} H_N(X) &= \lim_{N \rightarrow \infty} H(X_N | X_1 X_2 \cdots X_{N-1}) \\ &= H(X_{m+1} | X_1 X_2 \cdots X_m) \\ &= H_{m+1}\end{aligned}$$

该定理证明参见：姜丹，《信息论与编码》

#### 四、齐次、遍历的 $m$ 阶马尔可夫信源熵

对于齐次遍历的马尔可夫链，其状态 $S_j$ 可由  
 $(a_{k1}, \dots, a_{km})$  唯一确定

$$P(a_{k_{m+1}} | a_{k_m}, \dots, a_{k_1}) = P(a_{k_{m+1}} | S_j)$$

对上式两端同时取对数，并求统计平均再取负，  
得

$$\begin{aligned}
\text{左端} &= - \sum_{k_1, \dots, k_{m+1}, S_j} p(a_{k_{m+1}}, a_{k_m}, \dots, a_{k_1}; S_j) \log P(a_{k_{m+1}} | a_{k_m}, \dots, a_{k_1}) \\
&= - \sum_{k_1, \dots, k_{m+1}, S_j} p(a_{k_{m+1}}, a_{k_m}, \dots, a_{k_1}) \log P(a_{k_{m+1}} | a_{k_m}, \dots, a_{k_1}) \\
&= H(a_{k_{m+1}} | a_{k_m}, \dots, a_{k_1}) = H_{m+1}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\text{右端} &= - \sum_{k_1, \dots, k_{m+1}, S_j} p(a_{k_{m+1}}, a_{k_m}, \dots, a_{k_1}; S_j) \log P(a_{k_{m+1}} | S_j) \\
&= - \sum_{k_1, \dots, k_{m+1}, S_j} p(a_{k_m}, \dots, a_{k_1}; S_j) p(a_{k_{m+1}} | S_j) \log P(a_{k_{m+1}} | S_j) \\
&= \sum_{k_{m+1}} \sum_{S_j} p(S_j) p(a_{k_{m+1}} | S_j) \log P(a_{k_{m+1}} | S_j) \\
&= \sum_{S_j} p(S_j) H(X | S_j)
\end{aligned}$$

## 齐次、遍历的**m**阶马尔可夫信源熵

$$\begin{aligned} H_{m+1} &= \sum_{k_{m+1}} \sum_{S_j} p(S_j) p(a_{k_{m+1}} | S_j) \log P(a_{k_{m+1}} | S_j) \\ &= \sum_{S_j} p(S_j) H(X | S_j) \end{aligned}$$

说明:

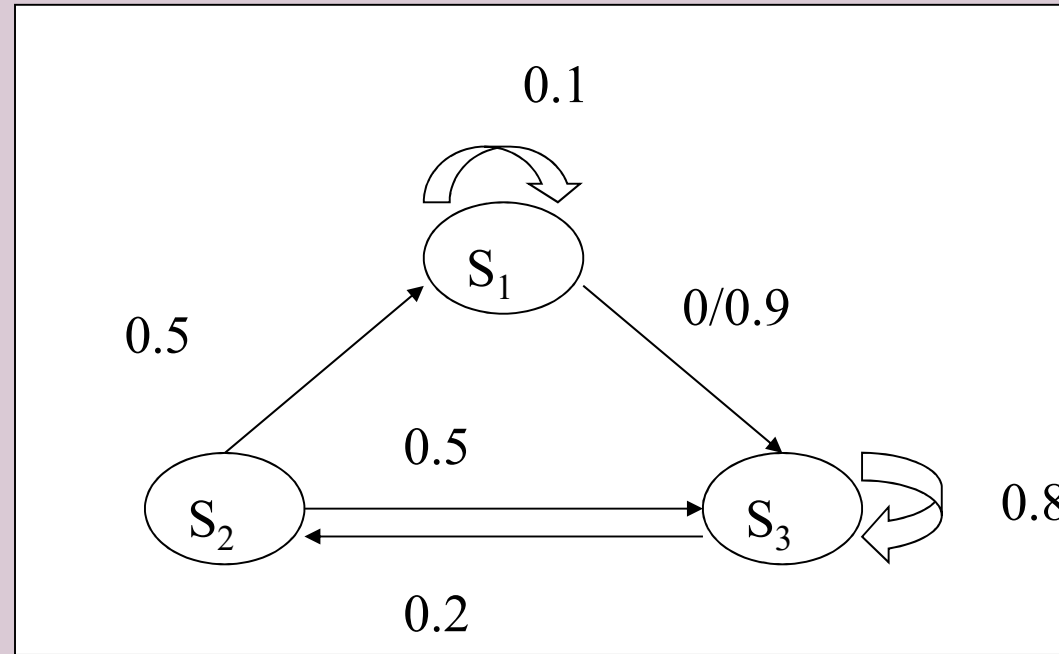
$H(X|S_j)$ : 信源处于状态 $S_j$ 时发出一个符号的平均不确定性;

$p(S_j)$ : 马尔可夫链的平稳分布, 满足

$$p(S_j) = \sum_{S_k \in S} p(S_k) p(S_j | S_k) \quad \sum_{S_k \in S} p(S_k) = 1$$

**m**阶马尔可夫信源的极限熵表示信源稳定后  
每发一个符号所能提供的平均信息量

例：如下页图所示为三状态马尔可夫信源，计算信息熵



解：转移概率矩阵为

$$P = \begin{matrix} & \begin{matrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0.9 \\ 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0.2 & 0.8 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

(1) 求平稳分布 $P(S_1)$ 、 $P(S_2)$ 、 $P(S_3)$

$$\begin{cases} P(S_1) = 0.1P(S_1) + 0.5P(S_2) \\ P(S_2) = 0.2P(S_3) \\ P(S_3) = 0.9P(S_1) + 0.5P(S_2) + 0.8P(S_3) \\ P(S_1) + P(S_2) + P(S_3) = 1 \end{cases}$$

$$\text{解得：} \begin{cases} P(S_1) = \frac{5}{59} \\ P(S_2) = \frac{9}{59} \\ P(S_3) = \frac{45}{59} \end{cases}$$



(2) 计算 $S_j$ 状态下每输出一个符号的平均信息量

$$H(X|S_1)$$

$$= 0.1 \log \frac{1}{0.1} + 0.9 \log \frac{1}{0.9} = 0.468996 \text{ 比特 / 符号}$$

$$H(X|S_2)$$

$$= 0.5 \log \frac{1}{0.5} + 0.5 \log \frac{1}{0.5} = 1 \text{ 比特 / 符号}$$

$$H(X|S_3)$$

$$= 0.2 \log \frac{1}{0.2} + 0.8 \log \frac{1}{0.8} = 0.721928 \text{ 比特 / 符号}$$

(3) 求信息熵

$$H_{\infty} = \sum_{j=1}^3 p(S_j) H(X | S_j)$$

= 0.742910 比特/符号

