

## 第二章

自信息量:  $I(a_i) = f[P(a_i)] = \log_r \frac{1}{P(a_i)} = -\log_r P(a_i)$

信息熵(平均自信息量):  $H_r(X) = E\left(\log_r \frac{1}{p(a_i)}\right) = -\sum_{i=1}^q p(a_i) \log_r p(a_i)$

熵函数 $H(P)$ :  $H(X) = -\sum_{i=1}^q P(a_i) \log P(a_i) = -\sum_{i=1}^q p_i \log p_i = H(p_1, p_2, \dots, p_q) = H(\mathbf{P})$

离散平稳无记忆 $N$ 次扩展信源的熵:  $H(X) = H(X^N) = N \cdot H(X)$

联合概率分布与条件概率分布的关系:  $P(a_j | a_i) = \frac{P(a_i a_j)}{P(a_i)} \quad (i, j = 1, 2, \dots, q)$

$X_1 X_2$ 的联合熵:  $H(X_1 X_2) = -\sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^q P(a_i a_j) \log P(a_i a_j)$

二维平稳信源的平均符号熵:  $H_2(X) = \frac{1}{2} H(X_1 X_2)$

条件熵:  $H(X_2 | X_1) = \sum_{i=1}^q P(a_i) H(X_2 | X_1 = a_i)$   
$$= -\sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^q P(a_i) P(a_j | a_i) \log P(a_j | a_i)$$
$$= -\sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^q P(a_i a_j) \log P(a_j | a_i)$$

联合熵与条件熵的关系:  $H(X_1 X_2) = H(X_1) + H(X_2 | X_1)$

离散平稳信源极限熵:  $H_\infty = \lim_{N \rightarrow \infty} H_N(X) = \lim_{N \rightarrow \infty} H(X_N | X_1 X_2 \dots X_{N-1})$

当 $N$ 不很大时有:  $H_\infty \approx H_N(X)$  或  $H_\infty \approx H(XN | X_1 X_2 \dots X_{N-1})$

信源效率:  $\eta = \frac{H_\infty}{H_0}, \quad H_0 = \log q$

信源冗余度:  $\gamma = 1 - \eta = 1 - \frac{H_\infty}{H_0}$

## 第三章

先验熵:  $H(X) = \sum_{i=1}^r P(a_i) \log \frac{1}{P(a_i)} = -\sum_x P(x) \log P(x)$

信道疑义度(损失熵):  $H(X | Y) = E[H(X | b_j)] = \sum_{j=1}^s P(b_j) H(X | b_j)$   
$$= \sum_{j=1}^s P(b_j) \sum_{i=1}^r P(a_i | b_j) \log \frac{1}{P(a_i | b_j)}$$
$$= \sum_{x,y} P(xy) \log \frac{1}{P(x | y)}$$

互信息量:  $I(x_i; y_j) = I(x_i) - I(x_i / y_j) = \log \frac{1}{p(x_i)} - \log \frac{1}{p(x_i | y_j)} = \log \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)}$

平均互信息:  $I(X; Y) = \sum_j \sum_i p(x_i y_j) I(x_i; y_j) = \sum_j \sum_i p(x_i y_j) \log \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)}$

平均互信息与各类熵的关系:

$$\begin{aligned} I(X; Y) &= H(X) - H(X | Y) & H(X | Y) &= H(X) - I(X; Y) \\ I(X; Y) &= H(Y) - H(Y | X) & H(Y | X) &= H(Y) - I(X; Y) \\ I(X; Y) &= H(X) + H(Y) - H(XY) & H(XY) &= H(X) + H(Y) - I(X; Y) \end{aligned}$$

其中:

随机变量X的熵:  $H(X) = \sum_x p(x) \log \frac{1}{p(x)}$  随机变量Y的熵:  $H(Y) = \sum_y p(y) \log \frac{1}{p(y)}$

损失熵:  $H(X | Y) = \sum_{x,y} p(xy) \log \frac{1}{p(x | y)}$  噪声熵:  $H(Y | X) = \sum_{x,y} p(xy) \log \frac{1}{p(y | x)}$

联合熵:  $H(XY) = \sum_{x,y} p(xy) \log \frac{1}{p(xy)}$

信道转移矩阵:  $P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1s} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2s} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ p_{r1} & p_{r2} & \cdots & p_{rs} \end{bmatrix}$  满足:  $p_{ij} \geq 0, \sum_{j=1}^s p_{ij} = 1$

信息传输率:  $R = I(X; Y) = H(X) - H(X | Y)$  (比特/符号)

信息传输速率:  $R_t = R / t = I(X; Y) / t = H(X) / t - H(X | Y) / t$  (比特/秒)

信道容量C(最大的信息传输率):  $C = \max_{P(X)} \{I(X; Y)\}, C_t = \frac{C}{t}$

对称离散信道的信道容量:  $C = \max_{P(X)} [H(Y) - H(p_1', p_2', \dots, p_s')] = \log s - H(p_1', p_2', \dots, p_s') \quad (\text{bit} / \text{symbol})$

## 第四章

率失真函数 $R(D)$ 的下界:  $D_{\min} = \sum_x p(x) \min_y d(x, y)$

率失真函数 $R(D)$ 的上界:  $D_{\max} = \min_y \sum_x p(x) d(x, y)$

## 第五章

克拉夫特不等式:  $\sum_{i=1}^q r^{-l_i} \leq 1$

平均码长:  $\bar{L} = \sum_{i=1}^q p(a_i) l_i$

编码效率:  $\eta = \frac{H_r(S)}{\bar{L}}, r$ 进制

信息传输率： $R = \frac{H_r(S)}{L}$

$r$ 元霍夫曼编码，信源符号个数： $q = n(r-1) + r$

算术编码累积概率递推公式： $G(\bar{\alpha}r) = G(\bar{\alpha}) + p(\bar{\alpha})P(r)$

## 第六章

生成矩阵： $\bar{C} = \bar{M}G$

系统形式的生成矩阵： $G = [I_k : P]$

一致校验矩阵： $H\bar{C}^T = \bar{0}^T \quad \bar{C}H^T = 0^T$

系统形式的一致校验矩阵： $H = [P^T : I_r]$

循环码： $x^n + 1 = g(x)h(x)$ ， $g(x)$ 为生成多项式， $h(x)$ 为校验多项式

循环码的生成矩阵： $G(x) = \begin{bmatrix} x^{k-1}g(x) \\ x^{k-2}g(x) \\ \vdots \\ xg(x) \\ g(x) \end{bmatrix}$

循环码的一致校验矩阵： $H(x) = \begin{bmatrix} h^*(x) \\ xh^*(x) \\ \vdots \\ x^{n-k-2}h^*(x) \\ x^{n-k-1}h^*(x) \end{bmatrix}$ ， $h^*(x)$ 为 $h(x)$ 的反多项式