

## 2.2 离散信源的信息熵

### 1. 自信息

$$(1) I(x_i) = -\log p(x_i) = \log \frac{1}{p(x_i)}$$

以2为底, 比特(bit)

以e为底, 奈特(nat)

以10为底, 哈特(hat)

{ 发生前: 不确定性的  
发生后: 信息量的大小

### (2) 联合自信息

= 维联合空间  $XY$   $p(x_i y_j)$

$$I(x_i y_j) = -\log p(x_i y_j)$$

### (3) 条件自信息

$$I(x_i | y_j) = -\log p(x_i | y_j)$$

$$I(x_i y_j) = I(x_i) + I(y_j | x_i)$$

$$= I(y_j) + I(x_i | y_j)$$

## 2 信息熵 / 平均自信息 Entropy

$$H(X) = E[I(x_i)]$$

$$= \sum_{i=1}^n p(x_i) I(x_i)$$

$$= -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i)$$

$$\text{可记作} = H(p(x_1), p(x_2), \dots, p(x_n))$$

$$n=2 \text{ 时: } H(X) = H(p, 1-p) \stackrel{\text{记作}}{=} H(p)$$

单位:  $\begin{cases} \text{bit / 符号} \\ \text{nat / 符号} \\ \text{hat / 符号} \end{cases}$

压缩极限  
↑

意义: 平均不确定性 / 平均信息量 /  $X$  随机性大小 /  $X$  的最小描述复杂度

