

《信息论基础》

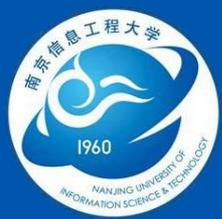
第4章 离散信道容量

吉小鹏

E-mail: 003163@nuist.edu.cn

南京信息工程大学 电子与信息工程学院 尚贤楼209





在实际通信系统中，为了提高传输效率，往往需要把**信源的大量冗余进行压缩**，即所谓**信源编码**。

但是考虑通信中的**抗干扰**问题，则需要信源具有一定的冗余度。因此在传输之前通常**加入某些特殊的冗余度**，即所谓**信道编码**，以达到通信系统中理想的传输**有效性和可靠性**。

信道是构成信息流通系统的重要部分，其任务是以信号形式传输和存储信息。在物理信道一定的情况下，人们总是希望传输的信息越多越好。这不仅与信源输出符号的**统计特性**和载荷信息的**信号形式**有关，还与**物理信道本身的特性**有关。



提纲

4.1 互信息量和平均互信息量

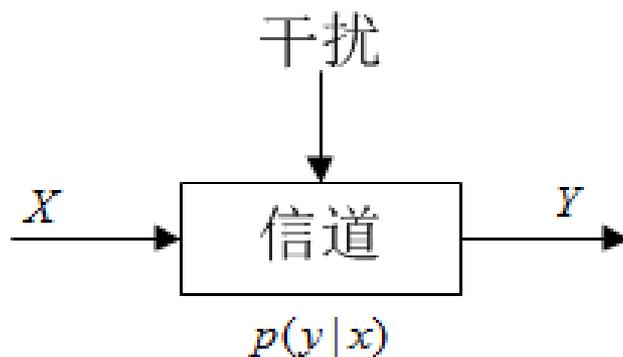
4.2 单符号离散信道的信道容量

4.3 多符号离散信道的信道容量



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 信道模型



信道可以看成是一个变换器，将输入事件 x 变换成输出事件 y 。由于干扰存在，一个输入事件总是以一定的概率变换成各种可能的输出事件，所以观测者只能从统计的观点来判断输出事件。

输入事件的概率空间以 $\begin{bmatrix} X \\ P \end{bmatrix}$ 表示；输出事件的概率空间以 $\begin{bmatrix} Y \\ P \end{bmatrix}$ 表示。

输入事件 x 通过信道变换成输出事件 y ，可以采用条件概率分布函数 $p(y|x)$ 描述。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 信道分类

根据时间特性和事件集分类：

- 离散信道：X和Y均为离散事件集（数字信道）
- 连续信道：X和Y均为连续事件集（模拟信道）
- 半连续信道：X和Y，一个离散，一个连续
- 时间离散的连续信道：有限或无限可数个取自连续集
- 波形信道：信道的输入和输出都是时间的实函数

根据输入、输出个数分类：

- 两端信道：输入和输出都只有一个事件集
- 多端信道：输入输出至少有一个有两个及以上事件集



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 信道分类

根据信道的统计特性分类：

- 恒参信道：信道的参数（统计特性）不随时间变化
- 随参信道：信道的参数（统计特性）随时间变化

根据信道的记忆特性分类：

- 无记忆信道：信道输出集 Y 仅与当前输入集 X 有关
- 有记忆信道： Y 不仅与当前 X 有关，还与过去的 X 有关



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 离散信道的数学模型

设离散信道输入空间 $A=\{a_1, a_2, \dots, a_r\}$, 相应概率分布为 $\{p_i\}$;

输出空间 $B=\{b_1, b_2, \dots, b_s\}$, 相应概率分布为 $\{q_j\}$;

信道的输入序列 $\mathbf{X}=\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 取值为 $\mathbf{x}=\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,

相应的输出序列 $\mathbf{Y}=\{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$, 取值为 $\mathbf{y}=\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$,

信道特性可用转移概率来描述

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = p(y_1 y_2 \cdots y_N | x_1 x_2 \cdots x_N)$$

信道的数学模型可表示为:

$$\{\mathbf{X}, p(\mathbf{y} | \mathbf{x}), \mathbf{Y}\}$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 离散信道的数学模型

根据信道的统计特性即条件概率 $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 的不同，离散信道又可分成三种情况：

(1) 无干扰（无噪）信道

信道中不存在随机干扰，或者干扰很小可忽略不计，输出符号 y_n 与输入符号 x_n 有**确定的一一对应的关系**，即 $y_n = f(x_n)$ ，且

$$p(y_n | x_n) = \begin{cases} 1 & y_n = f(x_n) \\ 0 & y_n \neq f(x_n) \end{cases} \quad (1 \leq n \leq N)$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 离散信道的数学模型

(2) 有干扰无记忆信道

信道中存在随机干扰，输出符号与输入符号之间无确定的对应关系；但信道中任一时刻的输出符号仅统计以来与对应时刻的输入符号，而非对应时刻的输入符号及其他任意时刻的输出符号无关。可用下面的条件概率表示

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = p(y_1 y_2 \cdots y_N | x_1 x_2 \cdots x_N) = \prod_{n=1}^N p(y_n | x_n)$$

(3) 有干扰有记忆信道

实际的信道既有干扰，又有记忆。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 离散信道的数学模型

定义：若离散信道对任意 N 长的输入、输出序列有：

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \prod_{n=1}^N p(y_n | x_n)$$

则称它为**离散无记忆信道**。

注：在任何时刻，信道的输出只与此时的信道输入有关，而与以前的输入无关。

定义：对任意 n 和 m ，若离散无记忆信道还满足：

$$p(y_n = j | x_n = i) = p(y_m = j | x_m = i)$$

则称此信道为**平稳**的或**恒参**的。

注：**平稳信道下的转移概率不随时间变化。**



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 单符号离散信道

单符号离散信道的输入随机变量为 X ，其取值为 x ， $x \in A = \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$ ，输入概率空间为

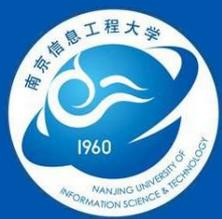
$$\begin{bmatrix} X \\ P(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_r \\ P(a_1) & P(a_2) & \cdots & P(a_r) \end{bmatrix},$$

输出随机变量为 Y ，其取值为 y ， $y \in B = \{b_1, b_2, \dots, b_s\}$ 。信道的传递概率为 $p(y | x) = p(Y = b_j | X = a_i) = p(b_j | a_i)$

信道的传递概率（又称转移概率）是一个条件概率，且

$$p(b_j | a_i) \geq 0, \sum_{j=1}^s p(b_j | a_i) = 1 \quad i = 1, 2, \dots, r; \quad j = 1, 2, \dots, s.$$

由于信道中存在干扰，输入符号 a_i 在传输中可能会产生错误，这种干扰对传输的影响可用 $p(b_j | a_i)$ ， $i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s$ 来描述。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 单符号离散信道

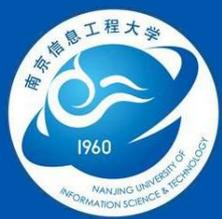
信道传递概率实际上是一个传递概率矩阵，称为信道矩阵 P 。

$$P = \{p(b_j | a_i), i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s\}$$

或

$$P = \begin{bmatrix} P(b_1 | a_1) & P(b_2 | a_1) & \cdots & P(b_s | a_1) \\ P(b_1 | a_2) & P(b_2 | a_2) & \cdots & P(b_s | a_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P(b_1 | a_r) & P(b_2 | a_r) & \cdots & P(b_s | a_r) \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1s} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & p_{r2} & \cdots & p_{rs} \end{bmatrix} \quad \begin{aligned} 0 \leq p_{ij} \leq 1, \\ \sum_{j=1}^s p_{ij} = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, r) \end{aligned}$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 单符号离散信道

(1) 输入/输出符号的联合概率为

$$P(x = a_i, y = b_j) = P(a_i b_j)$$

则有

$$P(a_i b_j) = P(a_i) \cdot P(b_j | a_i) = P(b_j) \cdot P(a_i | b_j)$$

其中

$P(b_j | a_i)$ 是信道传递概率，即发送为 a_i ，通过信道传递，接收到为 b_j 的概率（**前向概率**）。它是由信道噪声引起的，所以描述了信道噪声的特性。

$P(a_i | b_j)$ 是已知信道输出端接收到的符号为 b_j ，但发送端的输入符号为 a_i 的概率（**后向概率**）。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 单符号离散信道

(2) 根据全概率公式可得输出符号的概率

$$P(b_j) = \sum_{i=1}^r P(a_i) \cdot P(b_j | a_i), j = 1, 2, \dots, s$$

或矩阵形式

$$\begin{bmatrix} P(b_1) \\ P(b_2) \\ \vdots \\ P(b_s) \end{bmatrix} = P^T \begin{bmatrix} P(a_1) \\ P(a_2) \\ \vdots \\ P(a_r) \end{bmatrix}$$

(3) 根据贝叶斯定理, 可得后验概率 $P(a_i | b_j) = \frac{P(a_i b_j)}{P(b_j)} \quad (P(b_j) \neq 0)$

$$\text{且 } \sum_{i=1}^r P(a_i | b_j) = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, s)$$
$$= \frac{P(a_i) \cdot P(b_j | a_i)}{\sum_{i=1}^r P(a_i) \cdot P(b_j | a_i)}$$

$\sum_{i=1}^r P(a_i | b_j) = 1$ 说明: 信道输出端接收的任一符号 b_j , 必是输入符号

a_1, a_2, \dots, a_r 中的某一个送入信道的。



4.1 互信息量和平均互信息量

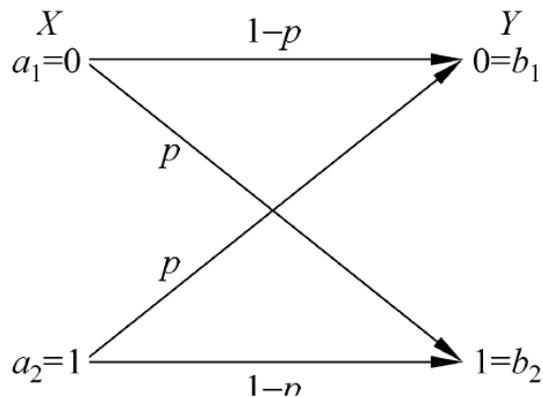
■ 二元离散信道

二元离散信道模型由一个允许输入值的集合 $X = \{0,1\}$ 和可能输出值的集合 $Y = \{0,1\}$ ，以及一组表示输入、输出关系的条件概率（转移概率）组成。最简单的二元离散信道是**二元对称信道**（binary symmetric channel, **BSC**）。它是一种无记忆信道。转移概率为：

$$p(b_1 | a_1) = p(0 | 0) = 1 - p = \bar{p}, \quad p(b_2 | a_2) = p(1 | 1) = 1 - p = \bar{p}$$

$$p(b_1 | a_2) = p(0 | 1) = p, \quad p(b_2 | a_1) = p(1 | 0) = p$$

$$[P] = \begin{bmatrix} 1-p & p \\ p & 1-p \end{bmatrix}$$





4.1 互信息量和平均互信息量

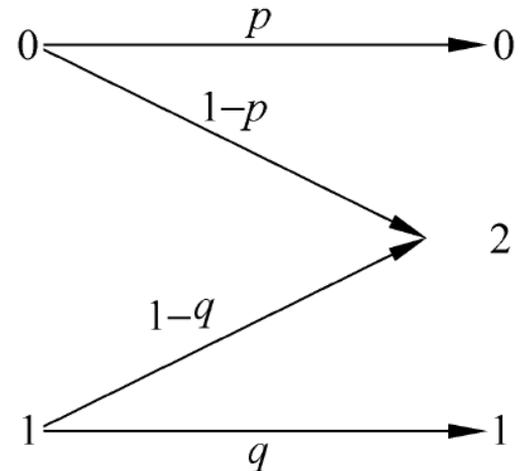
■ 二元离散信道

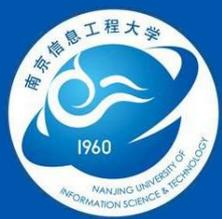
二元删除信道 (binary erase channel, **BEC**) 模型由一个允许输入值的集合 $X = \{0,1\}$ 和可能输出值的集合 $Y = \{0,1,2\}$ 。它也是一种无记忆信道。转移概率矩阵为：

$$[P] = \begin{bmatrix} p & 1-p & 0 \\ 0 & 1-q & q \end{bmatrix}$$

$\sum_{j=1}^3 p(b_j | a_i) = 1, i = 1, 2$ ， p, q 表示单符号无错误传输的概率；

$1-p, 1-q$ 表示单符号传输错误的概率。





4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

定义：对两个离散随机事件集 X 和 Y ，事件 y_i 的发生给出关于事件 x_i 的信息量，定义为互信息，其定义式为：

$$\text{互信息 } I(x_i; y_j) = \log \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)} = \log \frac{\text{后验概率}}{\text{先验概率}}$$

注：

- ① 互信息量单位与自信息量单位一样，取决于对数的底。
- ② 由定义可知：

$$\begin{aligned} I(x_i; y_i) &= \log_2 \frac{p(x_i | y_i)}{p(x_i)} = \log_2 \frac{1}{p(x_i)} - \log_2 \frac{1}{p(x_i | y_i)} \\ &= I(x_i) - I(x_i | y_i) \end{aligned}$$

如何理解 互信息量等于自信息量减去条件自信息量 ？



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

举例：

A预先知道他的三位朋友B、C、D中必有一人于某晚来他家，且三人来的可能性相同，其先验概率为

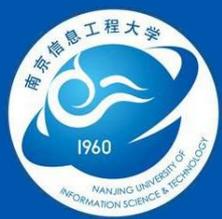
$$P(B)=P(C)=P(D)=1/3,$$

但这天上午A接D电话说因故不来了。若把上午接电话事件定为E，则有后验概率

$$P(D|E)=0, P(B|E)=P(C|E)=1/2,$$

下午A又接到C的电话，晚上有事来不了了，若把此次电话当做事件F，则后验概率

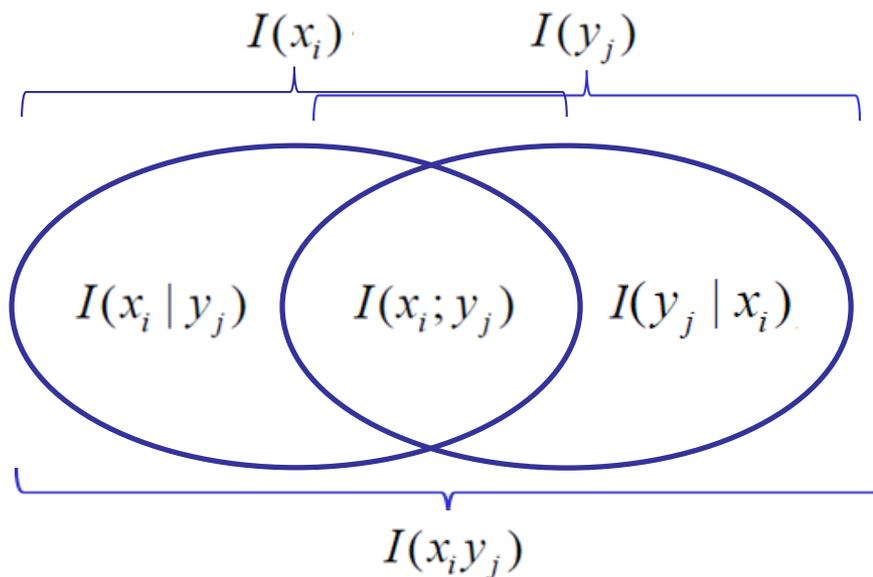
$$P(C|EF)=P(D|EF)=0, \text{ 而 } P(B|EF)=1$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

$$\begin{aligned} I(x_i; y_j) &= -\log p(x_i) + \log p(x_i | y_j) = I(x_i) - I(x_i | y_j) \\ &= \log \frac{p(x_i | y_j)p(y_j)}{p(x_i)p(y_j)} \\ &= I(x_i) + I(y_j) - I(x_i y_j) \end{aligned}$$





4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

例：某地二月份天气构成的信源为 $\left[\begin{array}{c} X \\ P(X) \end{array} \right] = \left\{ \begin{array}{cccc} a_1(\text{晴}), a_2(\text{阴}), a_3(\text{雨}), a_4(\text{雪}) \\ \frac{1}{2}, \quad \frac{1}{4}, \quad \frac{1}{8}, \quad \frac{1}{8} \end{array} \right\}$

一天有人告诉你“今天不是晴天。”把这句话作为收到的消息 b_1 。

收到 b_1 后，各种天气出现的概率变成后验概率了。其中

$$p(a_1 | b_1) = 0, \quad p(a_2 | b_1) = \frac{1}{2}, \quad p(a_3 | b_1) = \frac{1}{4}, \quad p(a_4 | b_1) = \frac{1}{4}。$$

依据公式，可以计算出 b_1 与各种天气之间的互信息量。

对天气 a_1 ，因 $p(a_1 | b_1) = 0$ ，不必再考虑 a_1 与 b_1 之间的互信息量。

对天气 a_2 ，可计算出

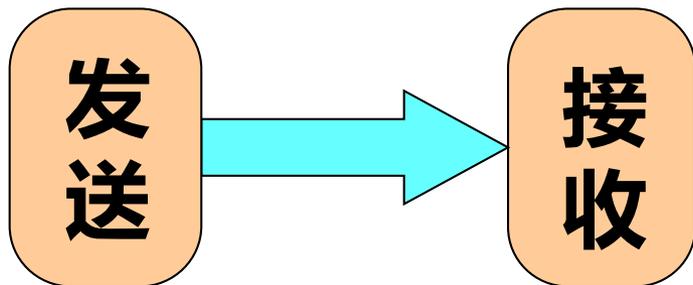
$$I(a_2; b_1) = \log_2 \frac{p(a_2 | b_1)}{p(a_2)} = \log_2 \frac{1/2}{1/4} = 1(\text{bit})$$

4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

$$I(x_i; y_i) = \log_2 \frac{p(x_i | y_i)}{p(x_i)} = \log_2 \frac{1}{p(x_i)} - \log_2 \frac{1}{p(x_i | y_i)}$$

$$= I(x_i) - I(x_i | y_i)$$



$$b_j = a_i, i = j?$$



理想情况: $I(a_i; b_j) = I(a_i)$

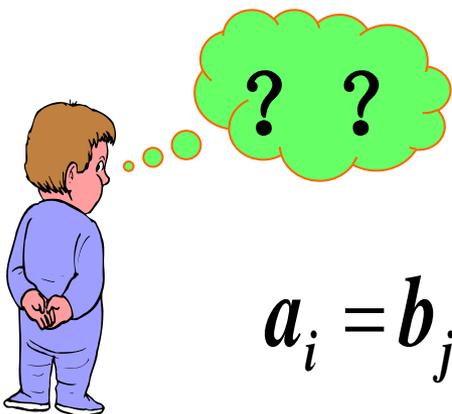
收到 b_j 后 a_i 仍有不确定性，但比原来的不确定性发生了一些变化。不确定性变化的部分，即是观察者从接收端获得的关于发送端的信息量。

4.1 互信息量和平均互信息量

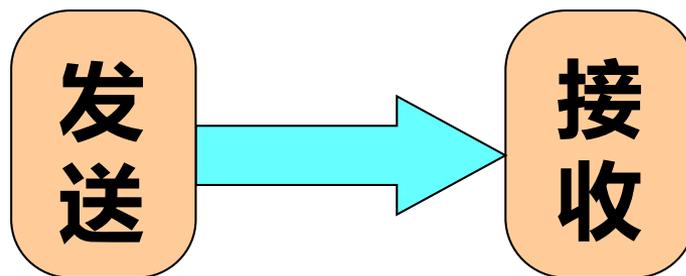
■ 互信息量

$$I(x_i; y_i) = \log_2 \frac{p(x_i | y_i)}{p(x_i)} = \log_2 \frac{1}{p(x_i)} - \log_2 \frac{1}{p(x_i | y_i)}$$

$$= I(x_i) - I(x_i | y_i)$$



$$a_i = b_j, i = j?$$



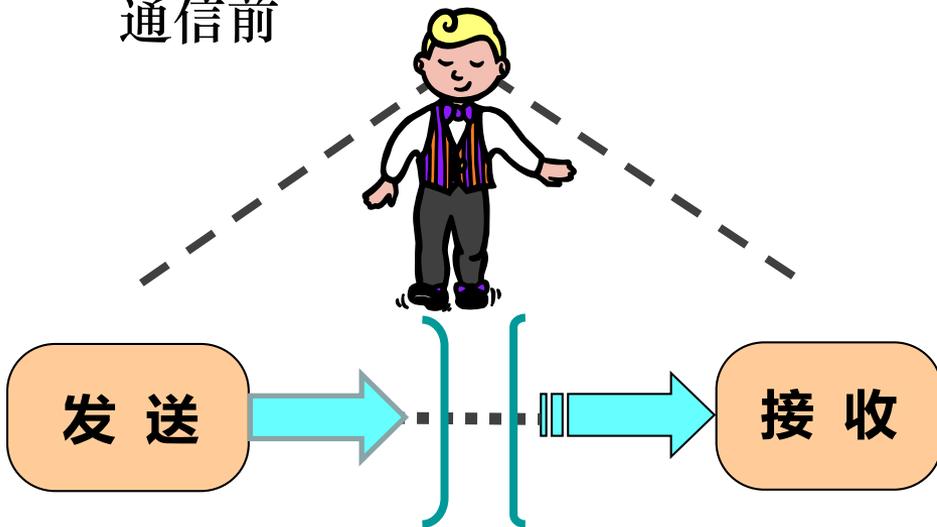
理想情况： $I(b_j; a_i) = I(b_j) = I(a_i)$

发送 a_i 后 b_j 仍有不确定性，但比原来的不确定性发生了一些变化。不确定性变化的部分，即是观察者从发送端获得的关于接收端的信息量。

4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

通信前



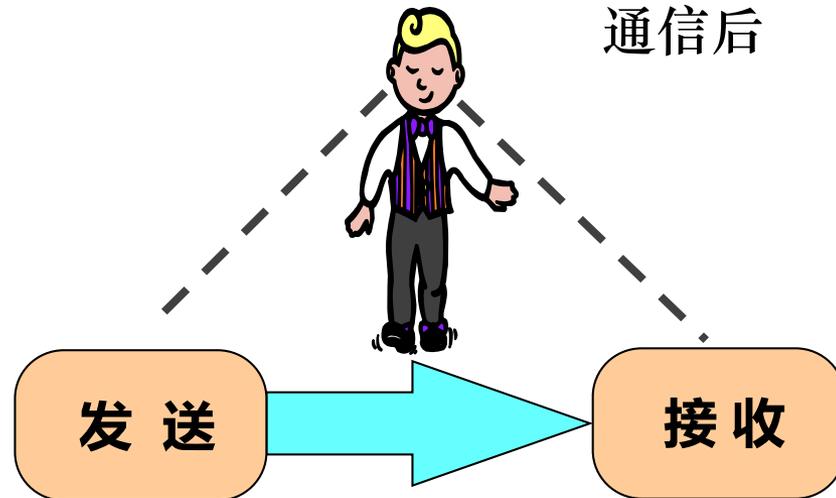
通信前的联合概率

$$p(a_i b_j) = p(a_i) p(b_j)$$

先验不定度(联合自信息量)

$$I'(a_i b_j) = \log \frac{1}{p(a_i) p(b_j)}$$

通信后



通信后的联合概率

$$p(a_i b_j) = p(a_i) p(b_j / a_i)$$

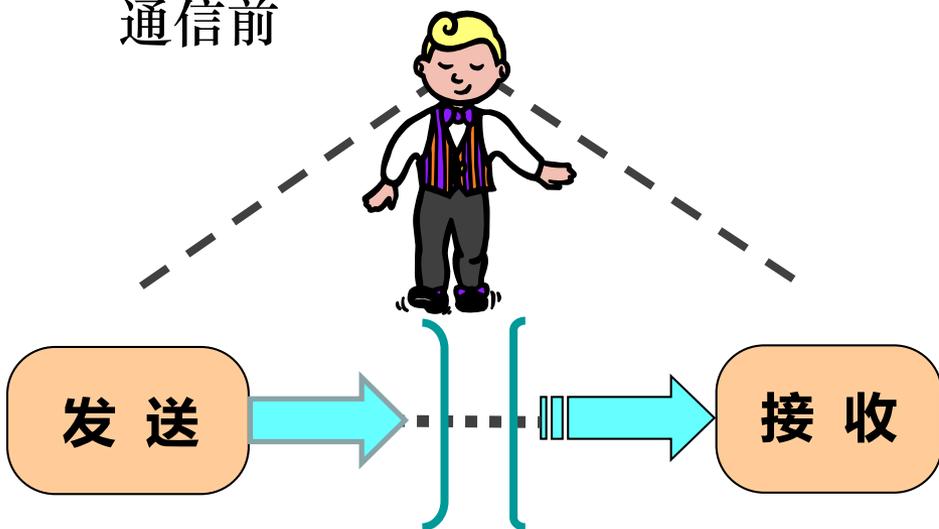
后验不定度

$$I''(a_i b_j) = \log \frac{1}{p(a_i b_j)}$$

4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

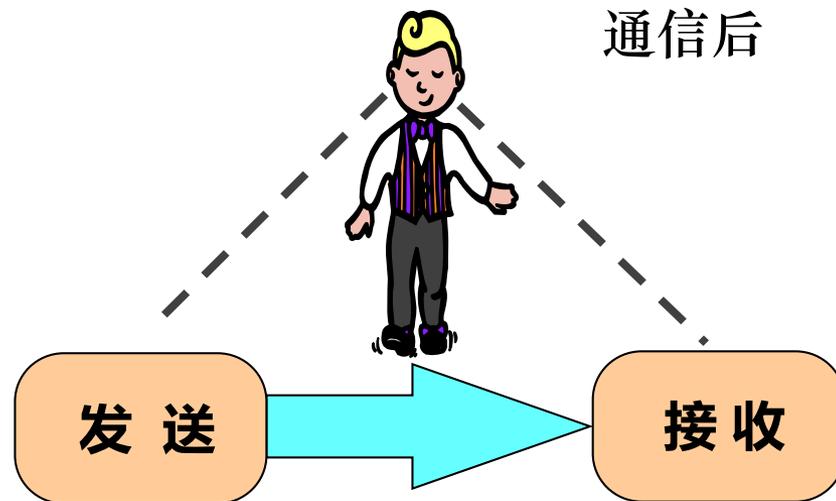
通信前



先验不定度(联合自信息量)

$$I'(a_i b_j) = \log \frac{1}{p(a_i) p(b_j)}$$

通信后



后验不定度

$$I''(a_i b_j) = \log \frac{1}{p(a_i b_j)}$$

这样，通信后流经信道的信息量，等于通信前后不定度的差。

$$I(a_i; b_j) = I'(a_i b_j) - I''(a_i b_j) = \log \frac{1}{p(a_i) p(b_j)} - \log \frac{1}{p(a_i b_j)} = \log \frac{p(a_i b_j)}{p(a_i) p(b_j)} \quad (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

互信息量的性质：

(1) 对称性 (互易性)

$$I(x_i; y_j) = I(y_j; x_i); \quad (\text{即: } \log \frac{p(x_i | y_j)p(y_j)}{p(x_i)p(y_j)} = \log \frac{p(y_j | x_i)p(x_i)}{p(y_j)p(x_i)})$$

(2) 互信息量可为0 (当二者独立)

$$I(x_i; y_j) = I(x_i) + I(y_j) - I(x_i y_j) = I(x_i) + I(y_j) - [I(x_i) + I(y_j)] = 0$$

(3) 互信息量可正, 可负

(4) 任何两个事件之间的互信息量不可能大于其中任一事件的自信息量。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

多变量间的互信息:

符号 x_i 与符号对 $y_j z_k$ 之间的互信息量定义为: $I(x_i; y_j, z_k) = \log \frac{p(x_i | y_j, z_k)}{p(x_i)}$

$I(x_i; y_j | z_k)$ 是在给定 z_k 条件下, x_i 与 y_j 之间的条件互信息量

$$I(x_i; y_j | z_k) = \log \frac{p(x_i | y_j, z_k)}{p(x_i | z_k)}$$

则有: $I(x_i; y_j, z_k) = I(x_i; z_k) + I(x_i; y_j | z_k)$

证明:

$$\begin{aligned} I(x_i; y_j z_k) &= \log \frac{p(x_i | y_j z_k)}{p(x_i)} \\ &= \log \frac{p(x_i | y_j z_k)}{p(x_i)} \cdot \frac{p(x_i | z_k)}{p(x_i | z_k)} \\ &= \log \frac{p(x_i | y_j z_k)}{p(x_i | z_k)} + \log \frac{p(x_i | z_k)}{p(x_i)} \\ &= I(x_i; z_k) + I(x_i; y_j | z_k) \end{aligned}$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 互信息量

多变量间的互信息:

$$I(x_i; y_j, z_k) = I(x_i; z_k) + I(x_i; y_j | z_k)$$

说明：一个联合事件 $y_j z_k$ 出现后所提供的有关 x_i 的信息量 $I(x_i; y_j, z_k)$ 等于 z_k 事件出现后提供的有关 x_i 的信息量 $I(x_i; z_k)$, 加上在给定 z_k 条件下再出现 y_j 事件后所提供的有关 x_i 的信息量 $I(x_i; y_j | z_k)$ 。

同理，还有以下公式：

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

$$I(x_i; y_j, z_k) = I(x_i; z_k, y_j)$$



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 平均互信息量

1) 互信息量 $I(x_i; y_j)$ 在 X 集合上的统计平均值为

$$I(X; y_j) = \sum_i p(x_i | y_j) I(x_i; y_j) = \sum_i p(x_i | y_j) \log \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)}$$

$I(X; y_j)$ 是在联合集 XY 上, 由 y_j 提供的关于集 X 的平均条件互信息量, 它是当接收到符号 y_j 后所能获得的关于集 X 的平均信息量, 由于 y_j 只是随机变量的一个取值, 因此 $I(X; y_j)$ 仍是随机变量。

2) 上述 $I(X; y_j)$ 在 Y 集合上的概率加权统计平均值:

$$\begin{aligned} I(X; Y) &= \sum_j p(y_j) I(X; y_j) = \sum_{i,j} p(y_j) p(x_i | y_j) \log \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)} \\ &= \sum_{i,j} p(x_i y_j) \log \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)} \end{aligned}$$

4.1 互信息量和平均互信息量

平均互信息量

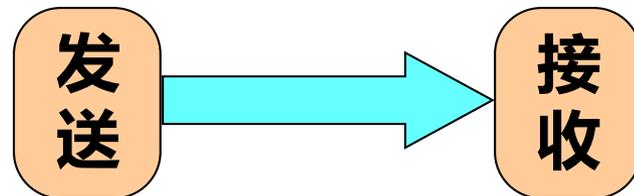
Y 对 X 的 **平均互信息量**，也称平均交互信息量、交互熵。

$$I(X;Y) = E[I(a_i; b_j)] = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) I(a_i; b_j)$$

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log \frac{p(a_i/b_j)}{p(a_i)}$$

$$b_j = a_i, i = j ?;$$

$$i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$$



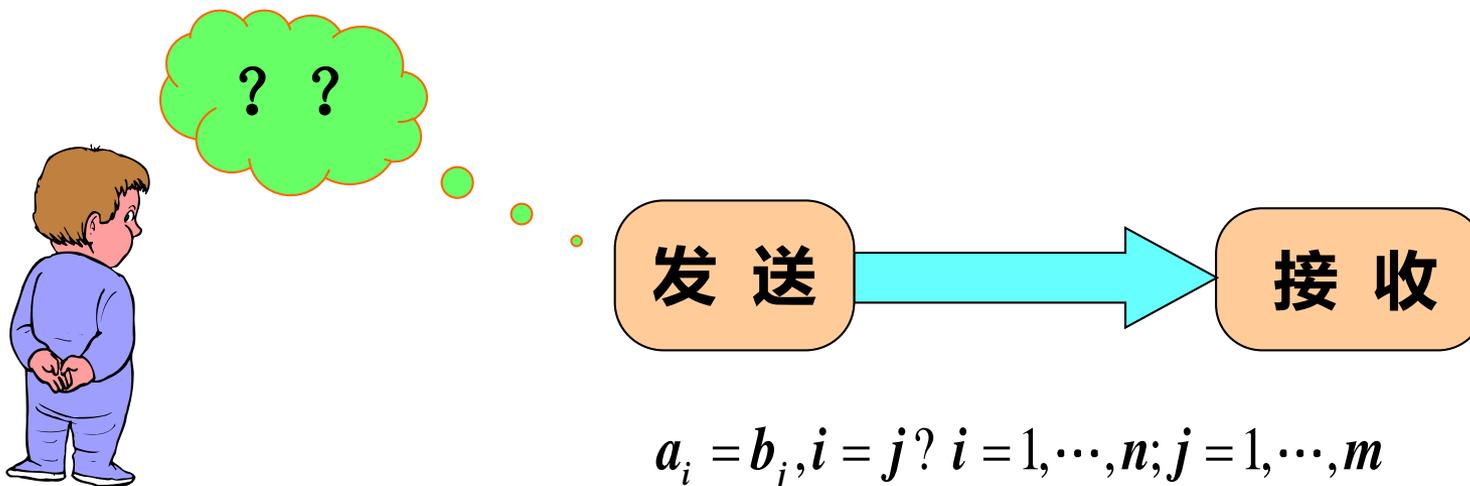
- 在通信系统中，若发端的符号是 X ，而收端的符号是 Y ， $I(X;Y)$ 就是在**接收端收到 Y 后所能获得的关于 X 的信息**。
- 若干扰很大， Y 基本上与 X 无关，或说 X 与 Y 相互独立，那时就收不到任何关于 X 的信息。
- 若没有干扰， Y 是 X 的确知——对应函数，那就能完全收到 X 的信息 $H(X)$ 。

4.1 互信息量和平均互信息量

■ 平均互信息量

同理， X 对 Y 的平均互信息量

$$I(Y; X) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \frac{p(b_j/a_i)}{p(b_j)}$$



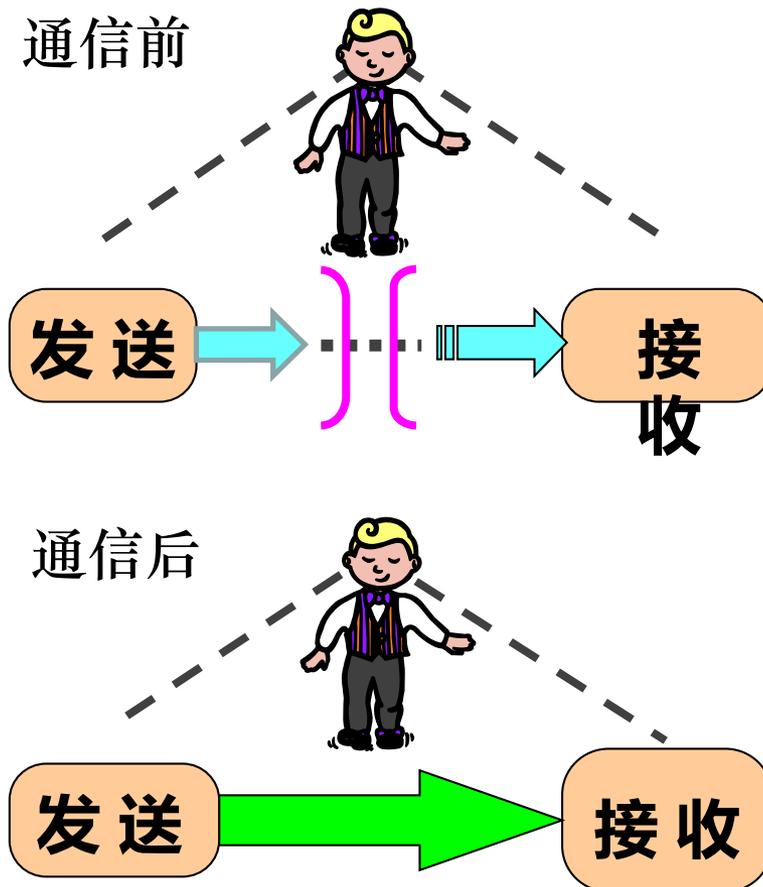
4.1 互信息量和平均互信息量

平均互信息量

$$\begin{aligned}
 p(a_i b_j) &= p(b_j) p(a_i / b_j) \\
 &= p(a_i) p(b_j)
 \end{aligned}$$

$$I(X;Y)$$

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log \frac{p(a_i b_j)}{p(a_i) p(b_j)}$$



信道中流通信信息量的整体测度。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 平均互信息量

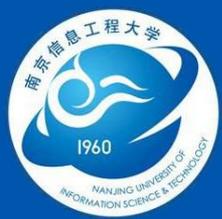
平均互信息量的物理意义

$$\textcircled{1} \quad I(X; Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i, b_j) \left[\log p(a_i / b_j) - \log p(a_i) \right] = H(X) - H(X/Y)$$

平均互信息量是收到Y前、后关于X的不确定度减少的量，即由Y获得的关于X的平均信息量。

$$\textcircled{2} \quad I(Y; X) = H(Y) - H(Y/X)$$

平均互信息量是发送X前、后，关于Y的平均不确定度减少的量。



4.1 互信息量和平均互信息量

■ 平均互信息量

$$\begin{aligned} \textcircled{3} \quad I(Y; X) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \left[\log p(a_i b_j) - \log p(a_i) - \log p(b_j) \right] \\ &= H(X) + H(Y) - H(XY) \end{aligned}$$

通信前: $H(XY) = H(X) + H(Y)$ 通信后: $H(XY) = H(X) + H(Y/X)$

平均互信息量等于通信前、后，整个系统不确定度减少的量。

信息就是负熵——从一个事件获得另一个事件的平均互信息需要消除不确定度，一旦消除了不确定度，就获得了信息。

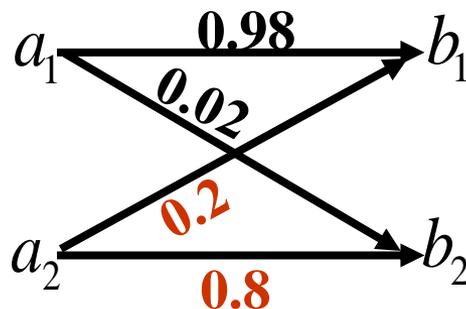


4.1 互信息量和平均互信息量

平均互信息量

例：信源 X 接入图示信道

$$\begin{bmatrix} X \\ P(X) \end{bmatrix} = \begin{Bmatrix} a_1 & a_2 \\ 0.5 & 0.5 \end{Bmatrix}$$



$$p(b_1/a_1) = 0.98, \quad p(b_2/a_1) = 0.02, \quad p(b_1/a_2) = 0.2, \quad p(b_2/a_2) = 0.8$$



$$p(a_i b_j) = p(a_i) p(b_j/a_i)$$

$$p(a_1 b_1) = p(a_1) p(b_1/a_1) = 0.5 \times 0.98 = 0.49$$

同理

$$p(a_1 b_2) = 0.5 \times 0.02 = 0.01, \quad p(a_2 b_1) = 0.5 \times 0.2 = 0.1, \quad p(a_2 b_2) = 0.5 \times 0.8 = 0.4$$



4.1 互信息量和平均互信息量

$$2 \quad p(b_j) = \sum_{i=1}^2 p(a_i b_j)$$

$$p(b_1) = p(a_1 b_1) + p(a_2 b_1) = 0.1 + 0.49 = 0.59$$

$$p(b_2) = p(a_1 b_2) + p(a_2 b_2) = 0.01 + 0.4 = 0.41$$

$$3 \quad p(a_i/b_j) = \frac{p(a_i b_j)}{p(b_j)}$$

$$p(a_1/b_1) = \frac{p(a_1 b_1)}{p(b_1)} = \frac{0.49}{0.59} = 0.831, \quad p(a_2/b_1) = 1 - p(a_1/b_1) = 0.169$$

$$p(a_1/b_2) = \frac{p(a_1 b_2)}{p(b_2)} = \frac{0.01}{0.41} = 0.024, \quad p(a_2/b_2) = 1 - p(a_1/b_2) = 0.976$$



4.1 互信息量和平均互信息量

$$4 \quad H(X) = -0.5 \log 0.5 - 0.5 \log 0.5 = 1(\text{bit/sign})$$

$$H(Y) = -0.59 \log 0.59 - 0.41 \log 0.41 = 0.98(\text{bit/sign})$$

$$H(XY) = -0.49 \log 0.49 - 0.01 \log 0.01 - 0.1 \log 0.1 - 0.4 \log 0.4 = 1.43(\text{bit/sign})$$

等概率信源的熵最大。

$$\begin{aligned} 5 \quad H(X/Y) &= -\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 p(a_i b_j) \log \frac{p(a_i b_j)}{p(a_i)} \\ &= -0.49 \log 0.831 - 0.01 \log 0.024 - 0.1 \log 0.169 - 0.4 \log 0.976 \\ &= H(XY) - H(Y) = 0.45(\text{bit/sign}) \end{aligned}$$



4.1 互信息量和平均互信息量

6 $I(X;Y) = H(X) - H(X/Y) = 1 - 0.45 = 0.55(\text{bit/sign})$

7 $H(Y/X) = H(XY) - H(X) = 1.43 - 1 = 0.43(\text{bit/sign})$

3 平均互信息量的性质

1 对称性。 $I(X;Y) = I(Y;X)$

$$\because I(a_i; b_j) = I(b_j; a_i)$$

$$\therefore I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) I(a_i; b_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) I(b_j; a_i) = I(Y;X)$$



4.1 互信息量和平均互信息量

2 非负性。 $I(X;Y) \geq 0$

$$\begin{aligned} -I(X;Y) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log \left[\frac{p(a_i) p(b_j)}{p(a_i b_j)} \right] \\ &\leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \left[\frac{p(a_i) p(b_j)}{p(a_i b_j)} - 1 \right] \log e \\ &\leq \left[\sum_{i=1}^n p(a_i) \sum_{j=1}^m p(b_j) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \right] \log e = 0 \end{aligned}$$

3 极值性 $I(X;Y) \leq H(X); \quad I(Y;X) \leq H(Y)$
 $I(X;Y) = H(X) - H(X/Y)$



4.1 互信息量和平均互信息量

1 X 、 Y 一一对应。

$$p(a_i/b_j) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}, \quad H(X/Y) = 0 \quad \text{故} \quad I(X;Y) = H(X)$$

2 X 、 Y 相互独立, $p(a_i/b_j) = p(a_i)$
即
 $I(X;Y) = H(X) - H(X/Y)$

$$\begin{aligned} &= -\sum_{i=1}^n p(a_i) \log p(a_i) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log p(a_i) \\ &== H(X) - H(X) = 0 \end{aligned}$$





4.1 互信息量和平均互信息量

4 凸函数性

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log \frac{p(b_j/a_i)}{p(b_j)},$$

$$p(a_i b_j) = p(a_i) p(b_j/a_i) = p(b_j) p(a_i/b_j) \quad p(b_j) = \sum_{i=1}^n p(a_i) p(b_j/a_i)$$

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i) p(b_j/a_i) \log \frac{p(b_j/a_i)}{\sum_{i=1}^n p(a_i) p(b_j/a_i)}$$

$$I(X;Y) = f [p(a), p(b/a)]$$

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log \frac{p(a_i/b_j)}{p(a_i)} \quad I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i b_j) \log \frac{p(b_j/a_i)}{p(b_j)}$$

4.1 互信息量和平均互信息量

1 $I(X;Y)$ 是信源分布 $\{p(a)\}$ 的

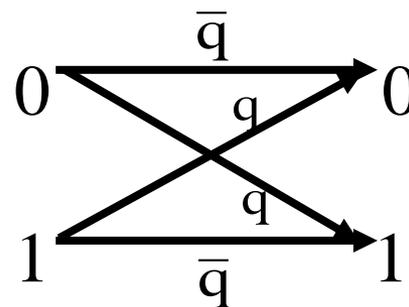


$$I[\alpha p_1(a) + (1-\alpha)p_2(a)] \geq \alpha I[p_1(a)] + (1-\alpha)I[p_2(a)]$$

$$0 < \alpha < 1$$

例：二元信源 X 接入对称信道，求平均互信息量 $I(X;Y)$ 。

$$\begin{bmatrix} X \\ P(X) \end{bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 & 1 \\ p & \bar{p} \end{Bmatrix}$$





4.1 互信息量和平均互信息量

$$\begin{aligned} H(Y/X) &= -\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 p(a_i) p(b_j/a_i) \log p(b_j/a_i) \\ &= -\left[p(\bar{q} \log \bar{q} + q \log q) + \bar{p}(q \log q + \bar{q} \log \bar{q}) \right] \\ &= -q \log q - \bar{q} \log \bar{q} = H(q) \end{aligned}$$

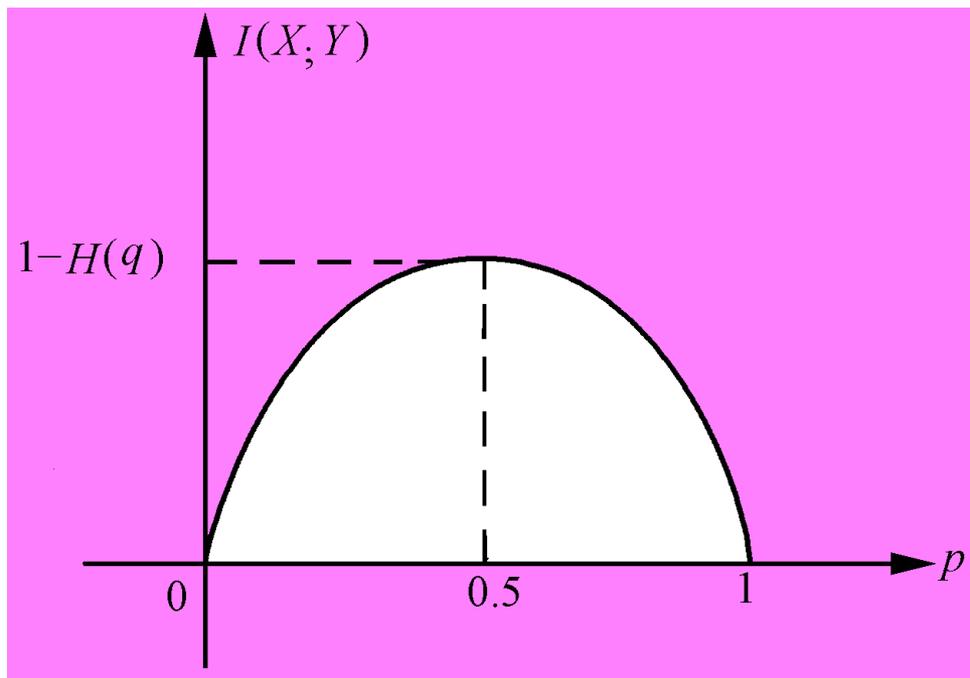
$$p(b_j) = \sum_{i=1}^2 p(a_i) p(b_j/a_i) \quad p(b_1) = p\bar{q} + \bar{p}q \quad p(b_2) = pq + \bar{p}\bar{q}$$

$$\begin{aligned} H(Y) &= -\sum_{j=1}^2 p(b_j) \log p(b_j) \\ &= -(p\bar{q} + \bar{p}q) \log(p\bar{q} + \bar{p}q) - (pq + \bar{p}\bar{q}) \log(pq + \bar{p}\bar{q}) = H(p\bar{q} + \bar{p}q) \end{aligned}$$



4.1 互信息量和平均互信息量

$$\therefore I(X;Y) = H(p\bar{q} + \bar{p}q) - H(q)$$



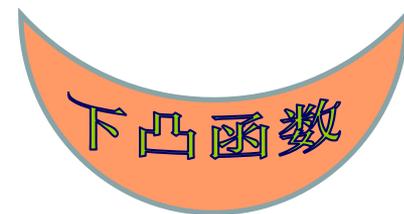
$I(X;Y)$ 随信源变化的曲线



4.1 互信息量和平均互信息量

2

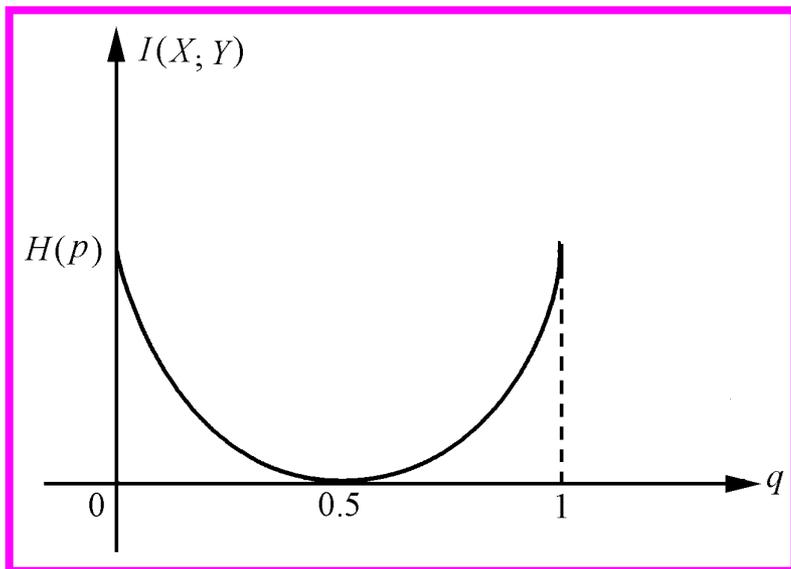
$I(X;Y)$ 是信道传递概率 $\{p(b_j/a_i)\}$ 的
令 $0 < \alpha < 1$



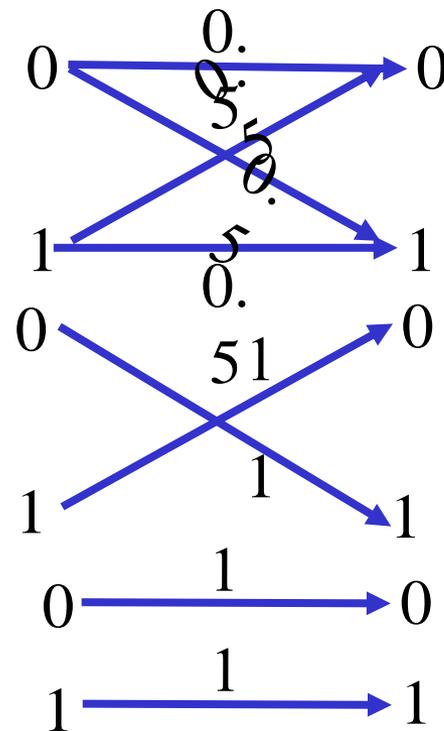
$$p_3(b_j/a_i) = \alpha p_1(b_j/a_i) + (1 - \alpha) p_2(b_j/a_i)$$

$$\begin{aligned} I[p_3(b_j/a_i)] &= I[\alpha p_1(b_j/a_i) + (1 - \alpha) p_2(b_j/a_i)] \\ &\leq \alpha I[p_1(b_j/a_i)] + (1 - \alpha) I[p_2(b_j/a_i)] \end{aligned}$$

4.1 互信息量和平均互信息量



$I(X; Y)$ 随信道变化的曲线



4.1 互信息量和平均互信息量

5 数据处理定理

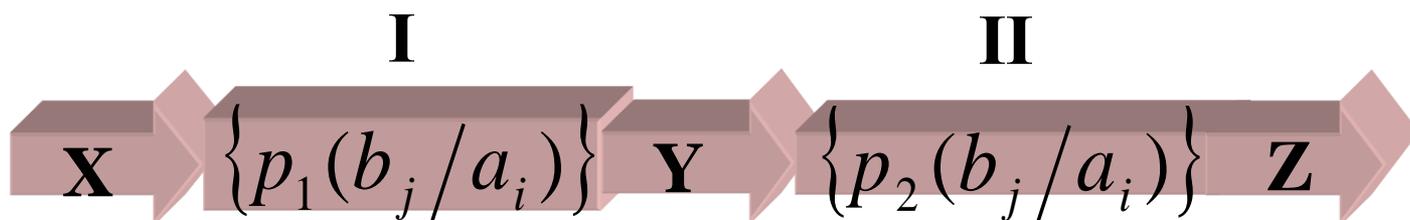


图4.1.7 数据处理模型

假定 Y 条件下 X 、 Z 相互独立

$$I(X;Z) \leq I(Y;Z) \quad (4.1.36)$$

$$I(X;Z) \leq I(X;Y) \quad (4.1.37)$$

多次处理信息量将减少



4.1 互信息量和平均互信息量

定义

$$\begin{aligned} I(X;YZ) &= \sum_i \sum_j \sum_k p(a_i b_j c_k) \log \frac{p(a_i/b_j c_k)}{p(a_i)} \\ &= \sum_i \sum_j \sum_k p(a_i b_j c_k) \log p(a_i/b_j c_k) - \sum_i \sum_j \sum_k p(a_i b_j c_k) \log p(a_i) \\ &= H(X) - H(X/YZ) \end{aligned}$$

$$I(X;Y/Z) = \sum_i \sum_j \sum_k p(a_i b_j c_k) \log \frac{p(a_i/b_j c_k)}{p(a_i/c_k)}$$

$$I(X;Z) = I(X;YZ) - I(X;Y/Z) \quad I(X;Y) = I(X;YZ) - I(X;Z/Y)$$

$$I(X;Z) \leq I(X;Y)$$

同理：

$$I(X;Z) \leq I(Y;Z)$$



4.1 互信息量和平均互信息量

多次测量

$$I(X;Y_1) = H(X) - H(X/Y_1)$$

$$I(X;Y_1Y_2) = H(X) - H(X/Y_1Y_2)$$

多次测量的互信息量要比单次测量的互信息量大。

$$I(X;Y_1Y_2) \geq I(X;Y_1)$$

4.1 互信息量和平均互信息量

■ 各种熵之间的关系

名称	符号	关系式	图示
无条件熵	$H(X)$	$H(X) = H(X/Y) + I(X;Y)$ $= H(XY) - H(Y/X) \geq H(X/Y)$	
	$H(Y)$	$H(Y) = H(Y/X) + I(X;Y)$ $= H(XY) - H(X/Y) \geq H(Y/X)$	
条件熵	$H(Y/X)$	$H(Y/X) = H(XY) - H(X) = H(Y) - I(X;Y)$	
	$H(X/Y)$	$H(X/Y) = H(XY) - H(Y) = H(X) - I(X;Y)$	

4.1 互信息量和平均互信息量

平均互信息量

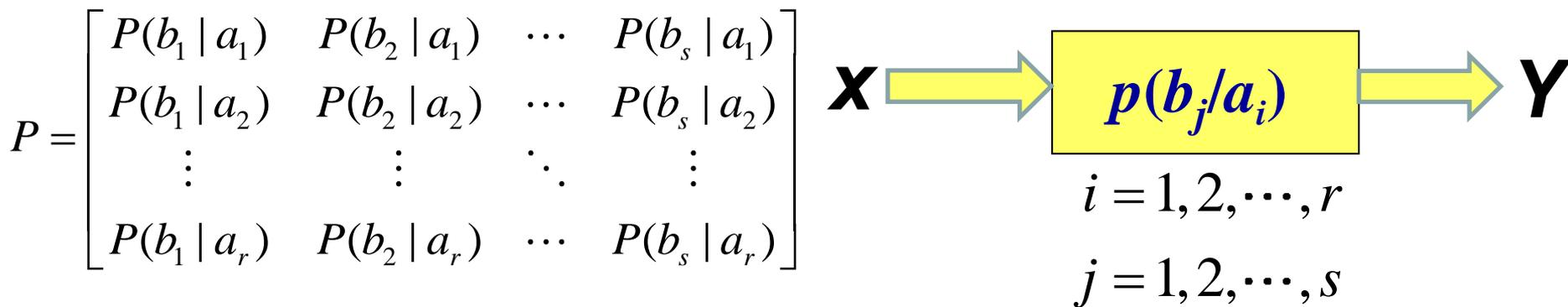
名称	符号	关系式	图示
联合熵	$H(XY)$	$H(XY) = H(X) + H(Y/X) = H(Y) + H(X/Y)$ $= H(X) + H(Y) - I(X;Y)$ $= H(X/Y) + H(Y/X) + I(X;Y)$	
交互熵	$I(X;Y)$ $= I(Y;X)$	$I(X;Y) = H(X) - H(X/Y) = H(Y) - H(Y/X)$ $= H(XY) - H(Y/X) - H(X/Y)$ $= H(X) + H(Y) - H(XY)$	



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 单符号离散信道容量的定义

设单符号离散信道输入空间 $X = \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$, 相应的输出空间 $Y = \{b_1, b_2, \dots, b_s\}$, 信道特性可用转移概率来描述



信道的数学模型可表示为: $\{X, P, Y\}$

信道传输**率** (信息率) $R = I(X; Y) = H(X) - H(X | Y)$

信息传输**速率** $R_t = \frac{1}{t} I(X; Y)$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 单符号离散信道容量的定义

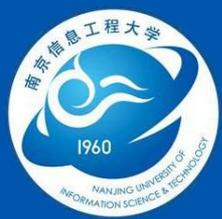
信道传输率（信息率）： $R = I(X;Y) = H(X) - H(X|Y) = f[p(a), p(b|a)]$

当信道特性 $p(b|a)$ 固定后，总能找到一种信源概率分布 $p(a)$ ，使得信道所能传输的信息率最大。

信道容量，定义为这个最大的信息传输率，即

$$C = \max_{p(a)} R = \max_{p(a)} I(X;Y)$$

信道的最大信息传输速率 $C_t = \frac{1}{t} \max_{p(a)} I(X;Y)$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

1 离散无噪信道的信道容量

1 具有一一对应关系的无噪信道

$$X \in \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \quad Y \in \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

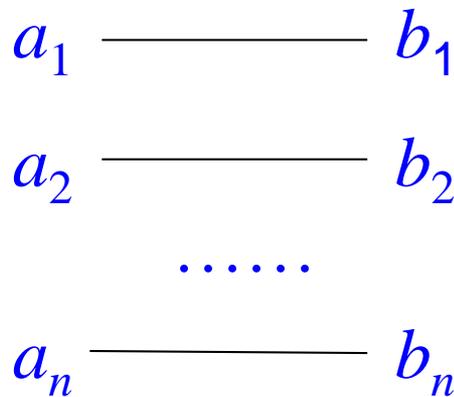
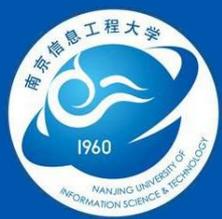


图4.2.2 一一对应的无噪信道



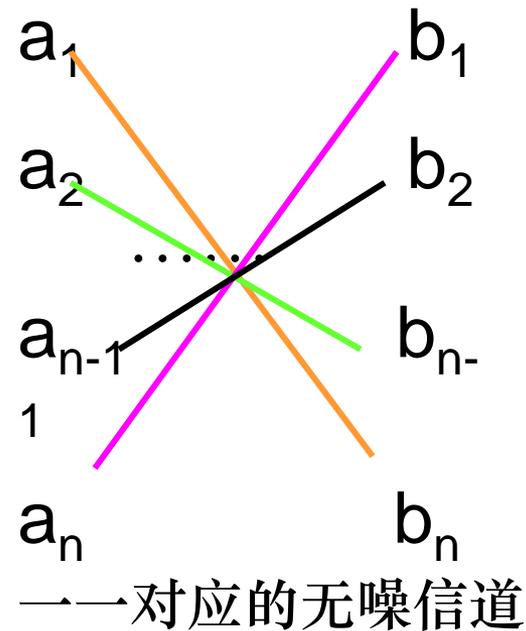
4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

$$\begin{bmatrix} 000\dots01 \\ 000\dots10 \\ \dots \\ 010\dots00 \\ 100\dots00 \end{bmatrix}$$

$$H(X | Y) = 0$$

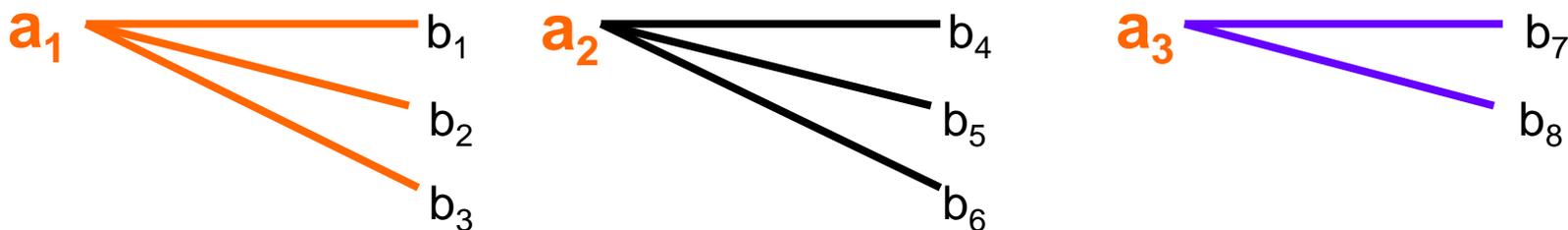
$$C = \max_{p(a_i)} I(X; Y) = \max_{p(a_i)} H(X) = \log n$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

② 具有扩展性能的无噪信道



一个输入对应多个输出

$$\begin{bmatrix} p(b_1/a_1) & p(b_2/a_1) & p(b_3/a_1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p(b_4/a_2) & p(b_5/a_2) & p(b_6/a_2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & p(b_7/a_3) & p(b_8/a_3) \end{bmatrix}$$

此时 $H(X/Y) = 0$, $H(Y/X) \neq 0$, 且 $H(X) < H(Y)$

$$C = \max_{p(a_i)} H(X) = \log n$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

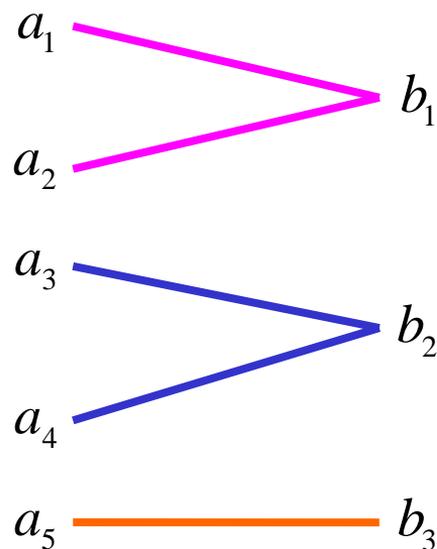
■ 几种特殊离散信道的信道容量

③ 具有归并性能的无噪信道

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H(X/Y) \neq 0, H(Y/X) = 0$$

$$C = \max_{p(a_i)} H(Y) = \log m$$



多个输入变成一个输出



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

2 强对称离散信道的信道容量

$$X \in \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \quad Y \in \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$$

$$\begin{bmatrix} 1-p & \frac{p}{n-1} & \dots & \frac{p}{n-1} \\ \frac{p}{n-1} & 1-p & \dots & \frac{p}{n-1} \\ & \dots & \dots & \\ \frac{p}{n-1} & \frac{p}{n-1} & \frac{p}{n-1} & 1-p \end{bmatrix}_{n \times n}$$

p : 总体错误概率

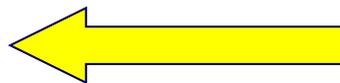


4.2 单符号离散信道的信道容量

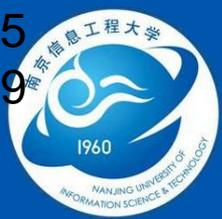
■ 几种特殊离散信道的信道容量

$$\begin{aligned} H(Y / X) &= -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(a_i) p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) = -\sum_{i=1}^n p(a_i) \sum_{j=1}^n p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) \\ &= -\sum_{i=1}^n p(a_i) [(1-p) \log(1-p) + (\frac{p}{n-1} \log \frac{p}{n-1})(n-1)] \\ &= -\sum_{i=1}^n p(a_i) [(1-p) \log(1-p) + p \log \frac{p}{n-1}] \\ &= -[(1-p) \log(1-p) + p \log \frac{p}{n-1}] = H_{ni} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C &= \max_{p(a_i)} I(X; Y) = \max_{p(a_i)} [H(Y) - H(Y / X)] \\ &= \max_{p(a_i)} [H(Y) - H_{ni}] = \log n - H_{ni} \end{aligned}$$



 相应的 $p(a_i) = \frac{1}{n}$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

二进制均匀信道容量 $C=1-H(p)$,
其中 $H(p)=-((1-p)\log(1-p)+p\log p)$

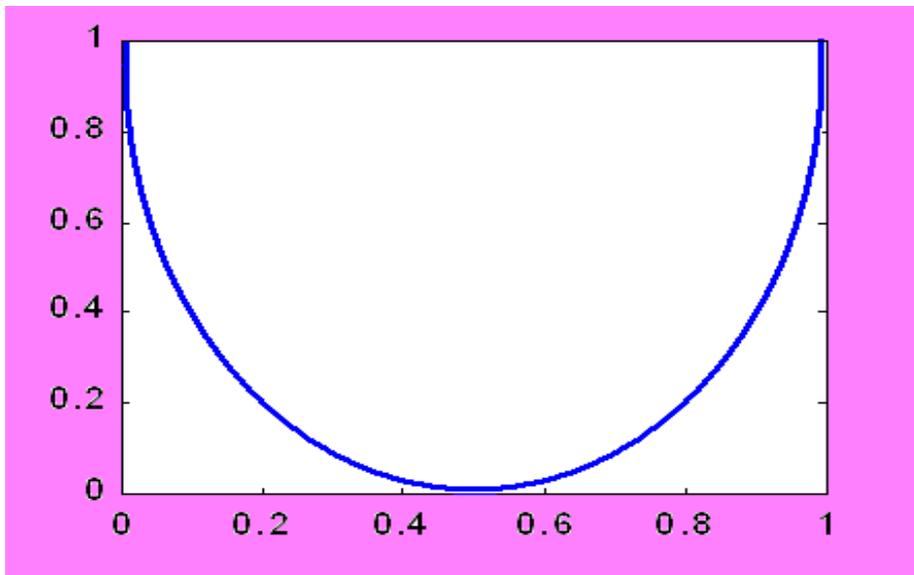
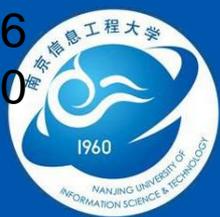


图4.2.5 二进制均匀信道容量曲线



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

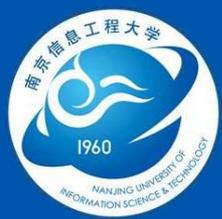
3 对称离散信道的信道容量

矩阵中的每行都是集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 中的诸元素的不同排列，称矩阵的行是可排列的。

矩阵中的每列都是集合 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$ 中的诸元素的不同排列，称矩阵的列是可排列的。

如果矩阵的行和列都是可排列的，称矩阵是可排列的。如果一个信道矩阵具有可排列性，则它所表示的信道称为 **对称信道**

对称信道中，当 $n < m$ 时， P 是 Q 的子集；当 $n > m$ ， Q 是 P 的子集；当 $n = m$ 时， $P = Q$ 。



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

练习：判断下列矩阵表示的信道是否是对称信道？

$$[p_1] = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$



$$[p_2] = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$



$$[p_3] = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$



$$[p_4] = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.7 \end{bmatrix}$$



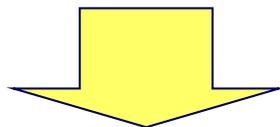


4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

对称离散信道的信道容量

$$\begin{aligned} H(Y / X) &= -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i) p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) \\ &= -\sum_{i=1}^n p(a_i) \left[\sum_{j=1}^m p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) \right] \\ &= H_{mi} \end{aligned}$$



$$C = \max_{p(a_i)} [H(Y) - H_{mi}] = \log m - H_{mi}$$

 相应的 $p(a_i) = \frac{1}{n}$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

强对称信道与对称信道比较

强对称	对称
$n=m$	n 与 m 未必相等
矩阵对称	矩阵未必对称
$P=Q$	P 与 Q 未必相等
行之和，列之和均为1	行之和为1



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

4 准对称离散信道的信道容量

若信道矩阵的行是可排列的，但列不可排列，如果把列分成若干个不相交的子集，且由 n 行和各子集的诸列构成的各个子矩阵都是可排列的，则称相应的信道为准对称信道。

例如下面的矩阵：

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} & \vdots & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \vdots & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \end{bmatrix}$$

$$H(Y / X) = H_{mi}$$

$$C = \max_{p(a_i)} [H(Y) - H_{mi}]$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 几种特殊离散信道的信道容量

假设此时将矩阵的列分为 S 个子集，每个子集的元素个数分别是

$$m_1, m_2, \dots, m_s.$$

$$H(Y) = -\sum_j p(b_j) \log p(b_j) = -\sum_{j_1}^{m_1} p(b_{j_1}) \log p(b_{j_1}) - \dots - \sum_{j_s}^{m_s} p(b_{j_s}) \log p(b_{j_s})$$

例4.2.1

信道矩阵

$$[P] = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.25 & 0.125 & 0.125 \\ 0.25 & 0.5 & 0.125 & 0.125 \end{bmatrix}$$

分成子矩阵 $[P_1] = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.25 \\ 0.25 & 0.5 \end{bmatrix}$ $[P_2] = \begin{bmatrix} 0.125 & 0.125 \\ 0.125 & 0.125 \end{bmatrix}$

$$\overline{p(b_1)} = \frac{\sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^2 p(a_i) p(b_j/a_i)}{m_k} = 0.5 \times (0.5 + 0.25) = 0.375$$

$$\overline{p(b_2)} = 0.5 \times (0.125 + 0.125) = 0.125$$

$$C = 0.0612(\text{bit/sign})$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

对一般离散信道而言，求信道容量，就是在固定信道的条件下，对所有可能的输入概率分布 $\{p(a_i)\}$ ，求平均互信息的极大值。采用拉各朗日乘子法来计算。

$$\phi = I(X;Y) - \lambda \left[\sum_i^n P(a_i) - 1 \right], \text{ 令 } \frac{\partial \phi}{\partial P(a_i)} = 0, \text{ 则有}$$

$$\frac{\partial}{\partial p(a_i)} \left\{ -\sum_{j=1}^m p(b_j) \log p(b_j) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i) p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) - \lambda \left[\sum_{i=1}^n p(a_i) - 1 \right] \right\} = 0$$

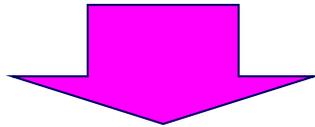
$$\because p(b_j) = \sum_{i=1}^n p(a_i) p(b_j / a_i), \quad \frac{dp(b_j)}{dp(a_i)} = p(b_j / a_i), \quad \log x = \ln x \log e$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

$$\begin{aligned} \therefore \frac{\partial \phi}{\partial p(a_i)} = & - \left\{ \sum_j^m \left[p(b_j / a_i) \log p(b_j) + p(b_j / a_i) \log e \right] \right\} \\ & + \sum_j^m p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) - \lambda = 0 \end{aligned}$$



$$\sum_{j=1}^m p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) - \sum_{j=1}^m p(b_j / a_i) \log p(b_j) = \log e + \lambda \quad (4.2.23)$$

两边乘 $p(a_i)$ ，并求和有：

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i) p(b_j / a_i) \log_2 p(b_j / a_i) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(a_i) p(b_j / a_i) \log_2 p(b_j) = \log_2 e + \lambda \quad (4.2.24)$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

$$I(X;Y) = \log_2 e + \lambda \quad \longleftrightarrow \quad C = \log_2 e + \lambda \quad (4.2.25)$$

将(4.2.25)代入(4.2.23)，则有：

$$\begin{aligned} \sum_j^m p(b_j/a_i) \log p(b_j/a_i) &= \sum_j^m p(b_j/a_i) \log p(b_j) + C \\ &= \sum_j^m p(b_j/a_i) [\log p(b_j) + C] \end{aligned}$$

$$\text{令} \quad \beta_j = \log p(b_j) + C \quad (4.2.26)$$

$$\text{则} \quad \sum_j^m p(b_j/a_i) \log p(b_j/a_i) = \sum_j^m p(b_j/a_i) \beta_j \quad (4.2.27)$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

由(4.2.27)求出 β_j , 再由(4.2.26)求出 $p(b_j)$ 。

$$p(b_j) = 2^{\beta_j - C} \quad (4.2.28)$$

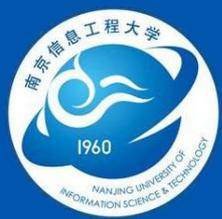
$$\log p(b_j) = \beta_j - C \rightarrow \sum_j^m p(b_j) = \sum_j^m 2^{\beta_j - C} = 1 \rightarrow 2^C = \sum_j^m 2^{\beta_j}$$

$$C = \log_2 \sum_{j=1}^m 2^{\beta_j} \quad (4.2.29)$$

由 $p(b_j) = \sum_{i=1}^n p(a_i) p(b_j / a_i)$ 求出 $p(a_i)$

。如果 $p(a_i)$ 满足概率约束条件, 则 C 正确, 求解结束

。



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

总结C的求法，过程如下：

1 由 $\sum_j^m p(b_j/a_i) \log p(b_j/a_i) = \sum_j^m p(b_j/a_i) \beta_j$ 求 β_j ;

2 由 $c = \log_2 \sum_{j=1}^m 2^{\beta_j}$ 求 C ;

3 由 $p(b_j) = 2^{\beta_j - C}$ 求 $p(b_j)$;

4 由 $p(b_j) = \sum_{i=1}^n p(a_i) p(b_j/a_i)$ 求出 $p(a_i)$, 并验证。



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

例4.2.2

有一信道矩阵 $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \varepsilon & 1-\varepsilon \end{bmatrix}$ 求 C 。

$$\text{① } 1 \times \beta_1 + 0 \times \beta_2 = 1 \times \log 1 + 0 \times \log 0 = 0 \rightarrow \beta_1 = 0$$

$$\varepsilon \beta_1 + (1 - \varepsilon) \beta_2 = \varepsilon \log \varepsilon + (1 - \varepsilon) \log(1 - \varepsilon)$$

$$\therefore \beta_2 = \frac{\varepsilon}{1 - \varepsilon} \log \varepsilon + \log(1 - \varepsilon) = \log \left[(1 - \varepsilon) \cdot \varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1 - \varepsilon}} \right]$$

$$\text{② } C = \log_2 \left(\sum_{j=1}^m 2^{\beta_j} \right) = \log_2 \left[1 + (1 - \varepsilon) \varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1 - \varepsilon}} \right]$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

3

$$p(b_j) = 2^{\beta_j - C}$$

$$p(b_1) = 2^{\beta_1 - C} = 2^{-C} = \frac{1}{1 + (1 - \varepsilon)\varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1-\varepsilon}}}$$

$$p(b_2) = 1 - p(b_1) = \frac{(1 - \varepsilon)\varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1-\varepsilon}}}{1 + (1 - \varepsilon)\varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1-\varepsilon}}}$$

4

$$p(b_1) = p(a_1)p(b_1/a_1) + p(a_2)p(b_1/a_2)$$

$$p(b_2) = p(a_1)p(b_2/a_1) + p(a_2)p(b_2/a_2)$$



4.2 单符号离散信道的信道容量

■ 离散信道容量的一般计算方法

$$p(b_1) = p(a_1) + \varepsilon p(a_2) \quad p(b_2) = (1 - \varepsilon) p(a_2)$$

$$\therefore p(a_1) = \frac{1 - \varepsilon^{\frac{1}{1-\varepsilon}}}{1 + (1 - \varepsilon)\varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1-\varepsilon}}}$$

$$p(a_2) = \frac{\varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1-\varepsilon}}}{1 + (1 - \varepsilon)\varepsilon^{\frac{\varepsilon}{1-\varepsilon}}}$$

$$\because 0 \leq \varepsilon \leq 1 \quad \longrightarrow \quad p(a_1), p(a_2) \geq 0$$



4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 多符号离散信道容量的数学模型

$$\vec{X} = X_1 X_2 \cdots X_K \cdots X_N$$

$$X_K \in \{a_1, a_2, \cdots, a_n\}$$

$$\alpha_i = \{a_{i_1} a_{i_2} \cdots a_{i_N}\}$$

$$i = 1, 2, \cdots, n^N$$

$$i_1, i_2, \cdots, i_N = 1, 2, \cdots, n$$

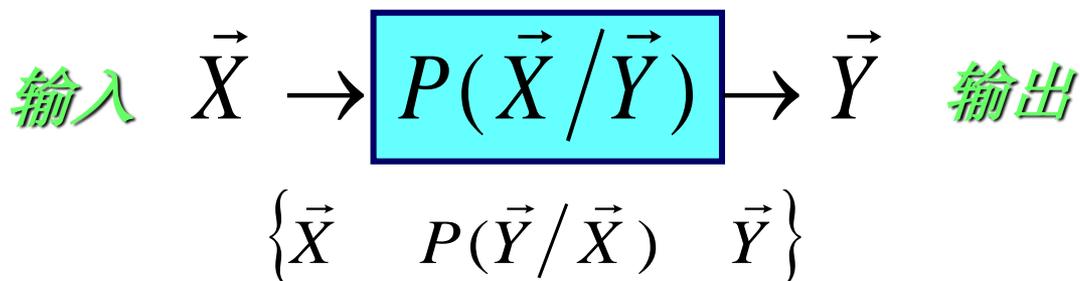
$$\vec{Y} = Y_1 Y_2 \cdots Y_K \cdots Y_N$$

$$Y_K \in \{b_1, b_2, \cdots, b_m\}$$

$$\beta_j = \{b_{j_1} b_{j_2} \cdots b_{j_N}\}$$

$$j = 1, 2, \cdots, m^N$$

$$j_1, j_2, \cdots, j_N = 1, 2, \cdots, m$$





4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 多符号离散信道容量的数学模型

$$\begin{bmatrix} p(\beta_1/\alpha_1) & p(\beta_2/\alpha_1) & \cdots & p(\beta_{m^N}/\alpha_1) \\ p(\beta_1/\alpha_2) & p(\beta_2/\alpha_2) & \cdots & p(\beta_{m^N}/\alpha_2) \\ & \cdots & \cdots & \\ p(\beta_1/\alpha_{n^N}) & p(\beta_2/\alpha_{n^N}) & \cdots & p(\beta_{m^N}/\alpha_{n^N}) \end{bmatrix} \quad (4.3.6)$$



4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 多符号离散信道容量定义

多符号离散信道的平均互信息量

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^{n^N} \sum_{j=1}^{m^M} p(\alpha_i \beta_j) I(\alpha_i; \beta_j) = \sum_{i=1}^{n^N} \sum_{j=1}^{m^M} p(\alpha_i \beta_j) \frac{p(\alpha_i / \beta_j)}{p(\alpha_i)} \quad (4.3.7)$$

$$I(X;Y) = \sum_{i_1=1}^n \cdots \sum_{i_N=1}^n \sum_{j_1=1}^m \cdots \sum_{j_M=1}^m p(a_{i_1} \cdots a_{i_N} b_{j_1} \cdots b_{j_M}) \log_2 \frac{p(a_{i_1} \cdots a_{i_N} / b_{j_1} \cdots b_{j_M})}{p(a_{i_1} \cdots a_{i_N})} \quad (4.3.8)$$

定义多符号离散信道容量为

$$C = \max_{\{p(\alpha_i)\}} I(X;Y), \quad i = 1, 2, \dots, n^N \quad (4.3.11)$$

4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 离散无记忆扩展信道的信道容量

无记忆: Y_k 仅与 X_k 有关

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{Y}/\mathbf{X}) &= P(Y_1 Y_2 \cdots Y_N / X_1 X_2 \cdots X_N) \\
 &= P(Y_1 / X_1) P(Y_2 / X_2) \cdots P(Y_N / X_N) \\
 &= \prod_{k=1}^N P(Y_k / X_k)
 \end{aligned}$$

$$I(\mathbf{X}; \mathbf{Y}) = H(\mathbf{Y}) - H(\mathbf{Y}/\mathbf{X})$$

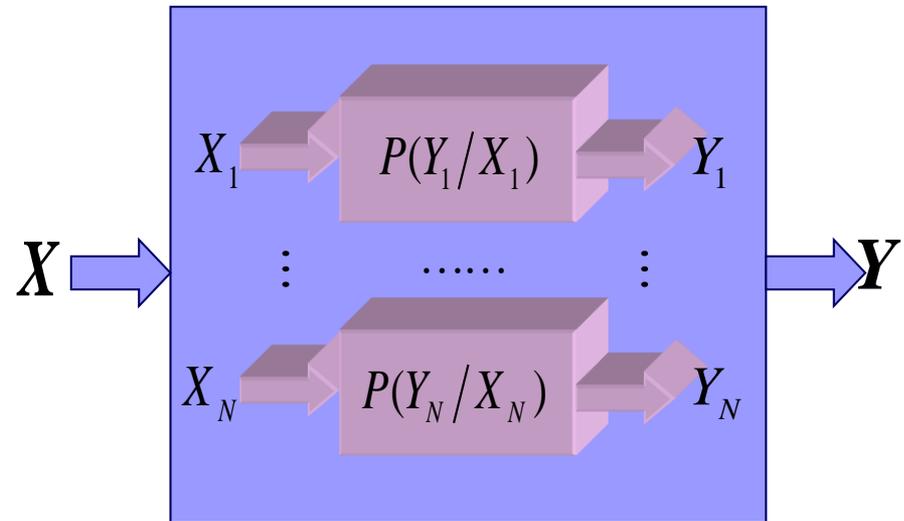


图4.3.2 单符号离散信道的N次扩展信道的实现模型



4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 多符号离散信道容量定义

$$\begin{aligned} H(\vec{Y}/\vec{X}) &= -\sum_{i_1=1}^n \dots \sum_{i_N=1}^n \sum_{j_1=1}^m \dots \sum_{j_N=1}^m p(a_{i_1} a_{i_2} \dots a_{i_N}) p(b_{j_1} b_{j_2} \dots b_{j_N} / a_{i_1} a_{i_2} \dots a_{i_N}) \cdot \log_2 p(b_{j_1} b_{j_2} \dots b_{j_N} / a_{i_1} a_{i_2} \dots a_{i_N}) \\ &= -\sum_{i_1=1}^n \dots \sum_{i_N=1}^n \sum_{j_1=1}^m \dots \sum_{j_N=1}^m p(a_{i_1} a_{i_2} \dots a_{i_N}) p(b_{j_1} / a_{i_1}) \dots p(b_{j_N} / a_{i_N}) \cdot \log_2 \left[p(b_{j_1} / a_{i_1}) \dots p(b_{j_N} / a_{i_N}) \right] \\ &= -\sum_{i_1}^n \sum_{j_1}^m p(a_{i_1}) p(b_{j_1} / a_{i_1}) \log_2 p(b_{j_1} / a_{i_1}) \dots - \sum_{i_N}^n \sum_{j_N}^m p(a_{i_N}) p(b_{j_N} / a_{i_N}) \log_2 p(b_{j_N} / a_{i_N}) \\ &= H(Y_1/X_1) + H(Y_2/X_2) + \dots + H(Y_K/X_K) \\ &= \sum_{K=1}^N H(Y_K/X_K) \end{aligned} \tag{4.3.13}$$

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y/X) = H(Y_1 Y_2 \dots Y_N) - \sum_{k=1}^N H(Y_k/X_k) \tag{4.3.14}$$



4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 多符号离散信道容量定义

$$H(Y_1 Y_2 \cdots Y_N) \leq \sum_{k=1}^N H(Y_k) \quad (4.3.17)$$

$$I(X; Y) \leq \sum_{k=1}^N H(Y_k) - H(Y_k / X_k) = \sum_{k=1}^N I(X_k; Y_k)$$

如果输出端 $Y_1 Y_2 \cdots Y_N$ 相互独立，式(4.3.17)等号成立。若输入端 $X_1 X_2 \cdots X_N$ 也是无记忆的，则有

$$I(X; Y) = NI(X; Y) \quad (4.3.24)$$

离散无记忆信道 N 次扩展信道的信道容量为

$$C^N = NC \quad (4.3.25)$$



4.3 多符号离散信道的信道容量

■ 独立并联信道的信道容量

将离散无记忆信道的 N 次扩展信道加以推广，即令信道输入和输出序列中的每个随机变量取值于不同的符号集合，就构成了独立并联信道。独立并联信道中输出端随机变量 Y_k 仅与对应的输入随机变量 X_k 有关，两者构成了一条独立的单符号离散信道，用 C_k 表示，

则

$$C^N \leq C_1 + C_2 + \cdots + C_N = \sum_{k=1}^N C_k \quad (4.3.26)$$

当 N 个输入随机变量相互独立，且每个输入随机变量的概率分布达到各自信道容量的最佳分布时，对独立并联信道容量最大

$$C_{\max}^N = \sum_{k=1}^N C_k \quad (4.3.27)$$