

信息论与编码

Information Theory and Coding

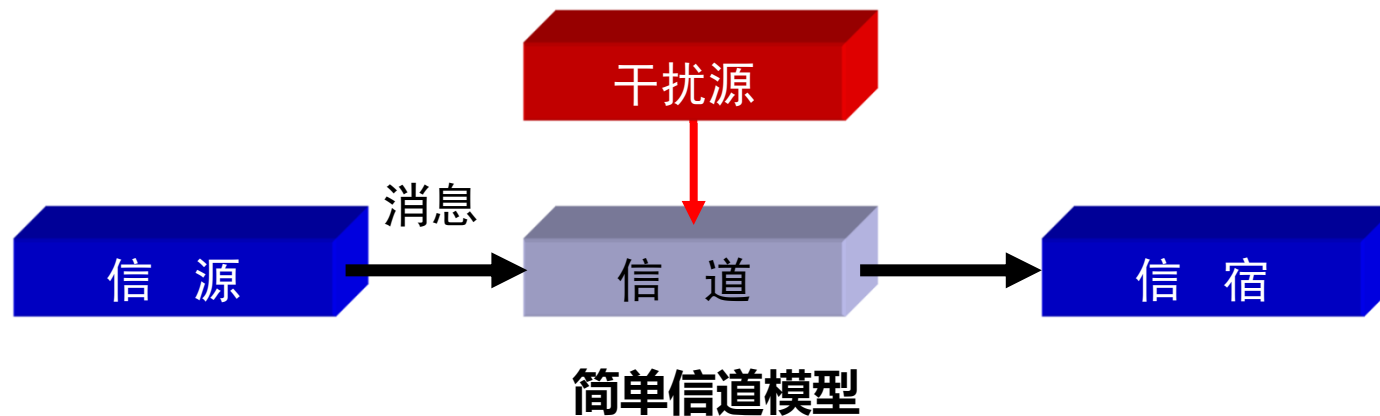
西南交通大学

电子信息工程专业

2020

第3章 信道与信道容量

3-1 引言



【1】什么是信道？

信道是传送信息的载体——信号所通过的通道。信息是抽象的，信道则是具体的。

【2】信道的作用

在信息系统中信道主要用于传输与存储信息。而在通信系统中则主要用于传输。

【3】信道的分类

- 无噪声信道—信宿收到信源发出的全部消息，获取全部信息量(可等效为信源本身)。
- 有噪声信道—传递作用，体现信源信宿间的噪声随机干扰作用。

【4】研究信道的目的

在通信系统中研究信道，主要是为了描述、度量、分析不同类型信道，**计算其容量，即极限传输能力，并分析其特性。**

【5】研究信道的主要问题

- 信道的建模（信道的统计特性的描述）
- 信道的传输信息的能力（信道容量）的计算
- 在有噪声的信道中能否实现可靠传输？
- 如何在有噪声的信道中实现可靠传输？

3-2 信道的数学模型

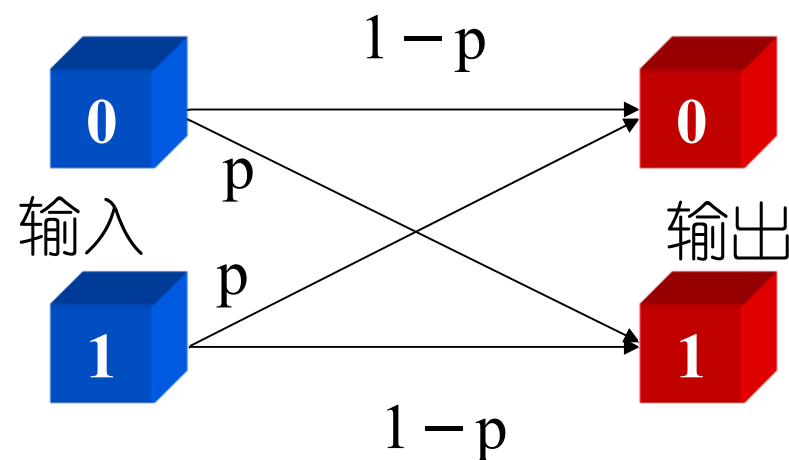
3.2.1 二进制对称信道

(BSC Binary Symmetric Channel)

输入符号集合 $X=\{0,1\}$

输出符号集合 $Y=\{0,1\}$

构成最常用的二进制
单消息对称信道



3-2 信道的数学模型

3.2.2 离散无记忆信道

(DMC Discrete Memory-less Channel)

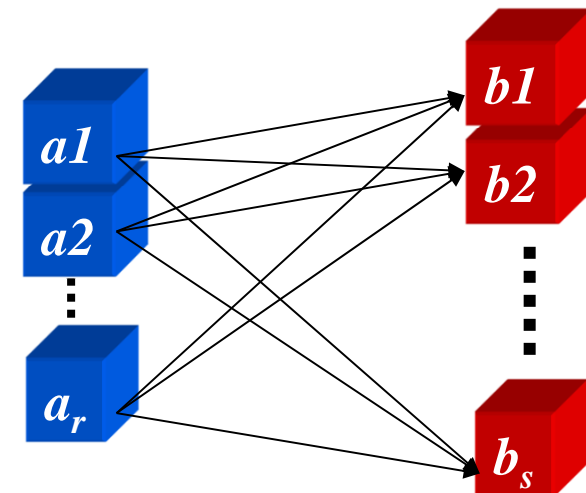
输入符号集 $X : \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$

输出符号集 $Y : \{b_1, b_2, \dots, b_s\}$

输入输出特性由 $r \times s$ 种

条件概率描述：

$$P\{Y = b_j / X = a_i\} = p(b_j / a_i)$$



3-2 信道的数学模型

- a) 条件概率 $p(b_j / a_i)$ 体现了信道对输入符号 a_i 的传递作用，也将条件概率称为传递概率。
- b) 信道的总体传递特性，由随机变量 X 和随机变量 Y 的 $r \times s$ 个条件概率 $p(b_j / a_i)$ 构成的转移概率矩阵表示。

转移概率矩阵

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

3-2 信道的数学模型

由于转移概率矩阵完全描述了离散无记忆信道的传递特性，又称为**信道矩阵**。

信道矩阵具有以下特性：

[1] $0 \leq p(b_j / a_i) \leq 1$

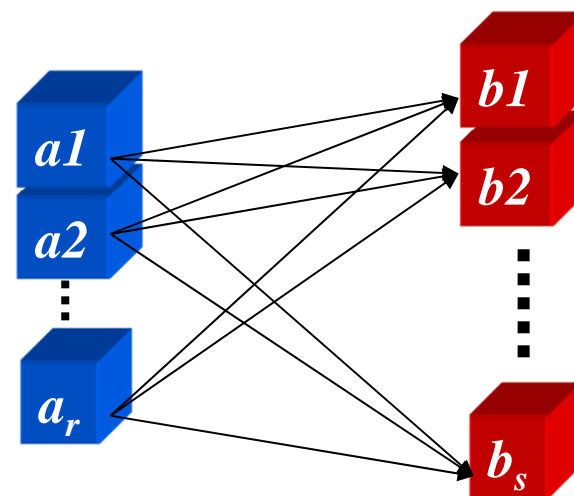
当 $p(b_j / a_i)=0$ 时，

表示输入 a_i 时不可能输出 b_j

当 $p(b_j / a_i)=1$ 时，

表示输入 a_i 输出 b_j 是必然事件

[2] $\sum_{j=1}^s p(b_j / a_i) = 1$



信道传递图

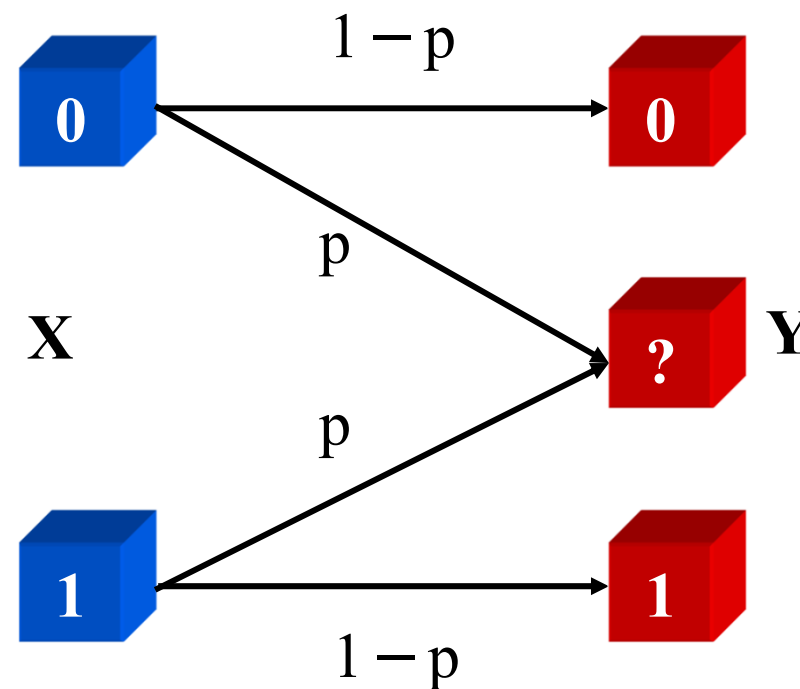
3-2 信道的数学模型

例题：二进制删除信道(Binary Erasure Channel)

输入符号集合 $X=\{0,1\}$

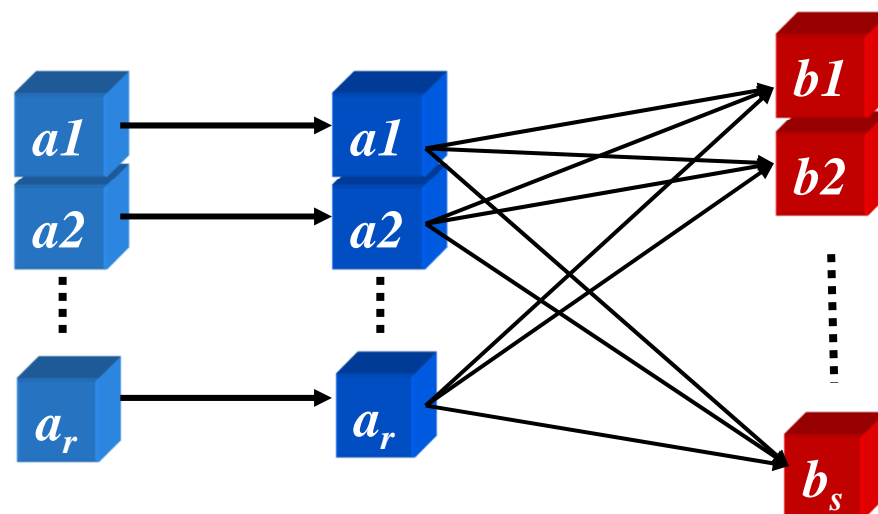
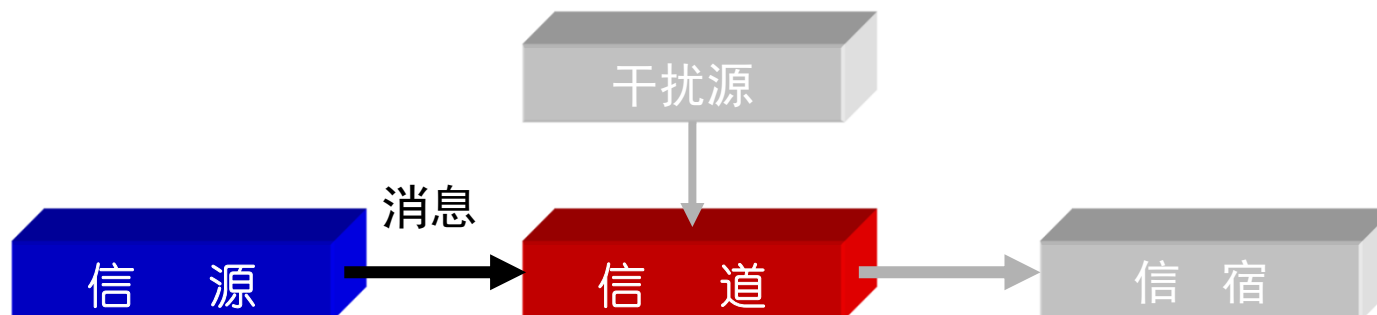
输出符号集合 $Y=\{0,?,1\}$

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



3-3 互信息量和平均互信息量

3.3.1 互信息量(Mutual Information)



3-3 互信息量和平均互信息量

离散信源 X 的信源空间为：

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

给定信道矩阵为：

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

3-3 互信息量和平均互信息量

【一】输入输出符号间的统计特性表示为：

- [1] 输入符号 a_i , 输出符号 b_j 的联合概率;
- [2] 输出符号 b_j 的概率;
- [3] 输出符号 b_j 后, 推测输入符号为 a_i 的后验概率;

3-3 互信息量和平均互信息量

[1]“输入符号 a_i ,输出符号 b_j ”的联合概率

$$P\{X = a_i, Y = b_j\} = p(a_i, b_j)$$

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

其中：

$p(a_i)$ 是信源 X 的“先验概率”分布

$p(b_j / a_i)$ 是信道的传递概率，也称为“前向概率”

3-3 互信息量和平均互信息量

[2] “输出符号 b_j ” 的概率

$$P\{Y = b_j\} = p(b_j) = \sum_{i=1}^r p(a_i, b_j) = \sum_{i=1}^r p(a_i) p(b_j / a_i)$$

$$\begin{aligned} & [p(b_1) \quad p(b_2) \quad \cdots \quad p(b_s)] \\ &= [p(a_1) \quad p(a_2) \quad \cdots \quad p(a_r)] \cdot \mathbf{P} \end{aligned}$$

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

3-3 互信息量和平均互信息量

[3] “输出符号 b_j 后，推测输入符号 a_i ”的后验概率

$$\begin{aligned} P\{X = a_i / Y = b_j\} &= p(a_i / b_j) \\ &= \frac{p(a_i, b_j)}{p(b_j)} = \frac{p(b_j / a_i) p(a_i)}{\sum_{i=1}^r p(a_i) p(b_j / a_i)} \end{aligned}$$

$$\text{并且} \sum_{i=1}^r p(a_i / b_j) = 1$$

$p(a_i / b_j)$ 称为“输出 b_j 后，推测输入符号 a_i ”
的后验概率

课堂小测

信宿收到 b_j 后，从 b_j 中获取的关于信源发出 a_i 的信息量

信宿收到 b_j 前，对信源发出 a_i 的先验不确定性

信宿收到 b_j 后，对信源发出 a_i 仍然存在的后验不确定性

信宿收到 b_j 前后，对信源发 a_i 的不确定性的消除

全概率公式、贝叶斯概率公式

3-3 互信息量和平均互信息量

【二】互信息量

定义：

$I(a_i; b_j)$: 信宿收到 b_j 后，从 b_j 中获取的关于信源发出 a_i 的信息量

$I(a_i)$: 信宿收到 b_j 前，对信源发出 a_i 的先验不确定性

$I(a_i / b_j)$: 信宿收到 b_j 后，对信源发出 a_i 仍然存在的后验不确定性



$$I(a_i; b_j) = [I(a_i) - I(a_i / b_j)]$$

= 信宿收到 b_j 前后，对信源发 a_i 的不确定性的消除

3-3 互信息量和平均互信息量

先验不确定性

$I(a_i)$ = 信源发 a_i 先验概率 $p(a_i)$ 的倒数的对数;

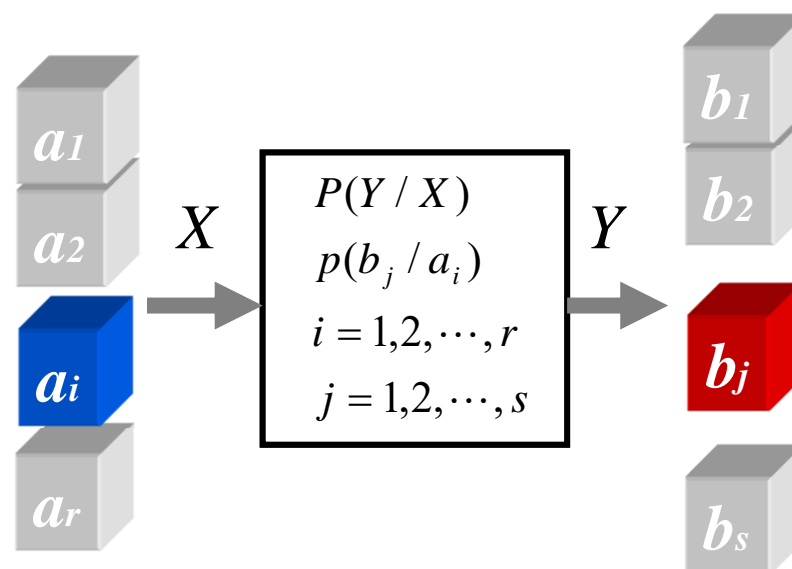
后验不确定性

$I(a_i / b_j)$ = 后验概率 $p(a_i / b_j)$ 的倒数的对数;

$$I(a_i; b_j) = [I(a_i) - I(a_i / b_j)]$$

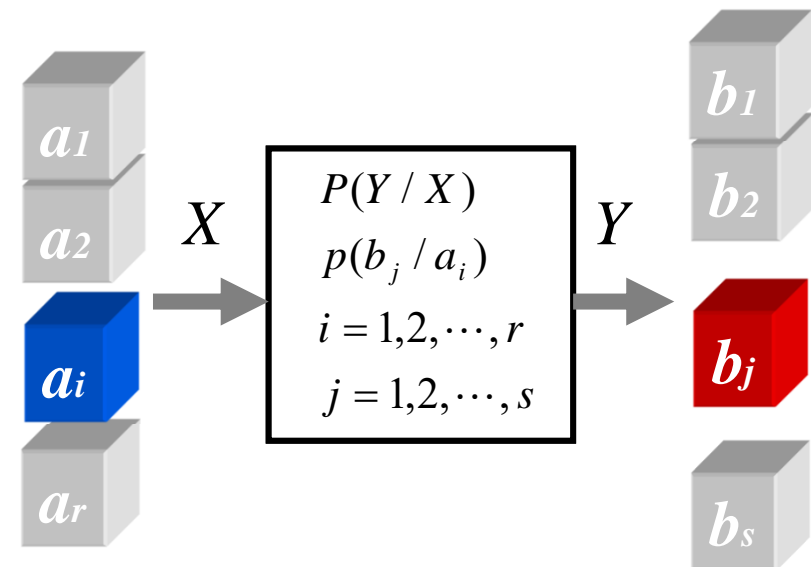
$$= \log \frac{1}{p(a_i)} - \log \frac{1}{p(a_i / b_j)}$$

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



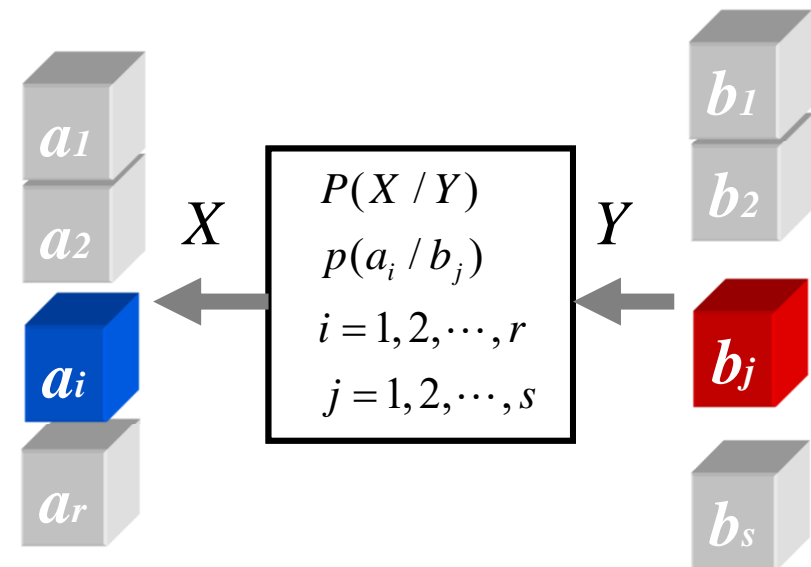
3-3 互信息量和平均互信息量

$$\begin{aligned} I(a_i; b_j) &= [I(a_i) - I(a_i / b_j)] = \log \frac{p(a_i / b_j)}{p(a_i)} \\ &= \log \frac{p(a_i / b_j) p(b_j)}{p(a_i) p(b_j)} = \log \frac{p(a_i, b_j)}{p(a_i) p(b_j)} \\ &= \log \frac{1}{p(a_i) p(b_j)} - \log \frac{1}{p(a_i, b_j)} \end{aligned}$$



3-3 互信息量和平均互信息量

$$\begin{aligned} I(a_i; b_j) &= [I(a_i) - I(a_i / b_j)] = \log \frac{p(a_i, b_j)}{p(a_i)p(b_j)} \\ &= \log \frac{p(b_j / a_i)p(a_i)}{p(a_i)p(b_j)} = \log \frac{p(b_j / a_i)}{p(b_j)} \\ &= \log \frac{1}{p(b_j)} - \log \frac{1}{p(b_j / a_i)} \end{aligned}$$

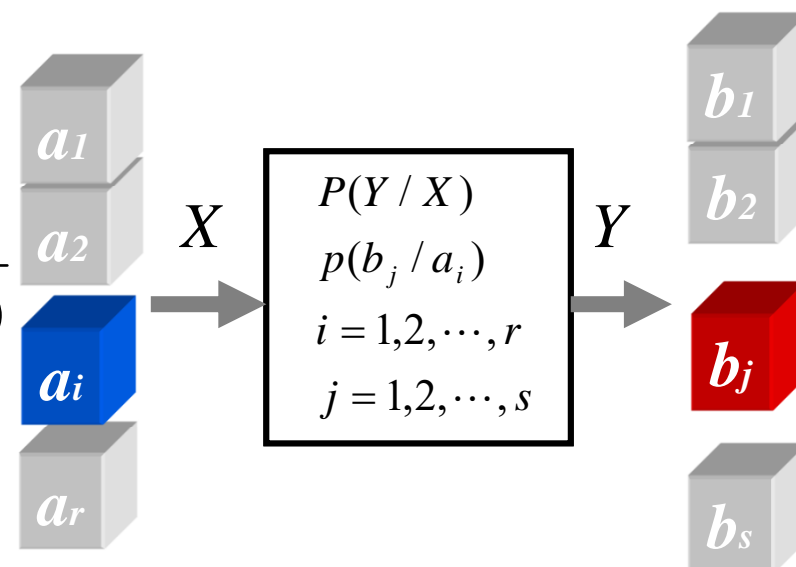


3-3 互信息量和平均互信息量

$$I(a_i; b_j) = \log \frac{1}{p(a_i)} - \log \frac{1}{p(a_i / b_j)}$$

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

$$I(a_i; b_j) = \log \frac{1}{p(b_j)} - \log \frac{1}{p(b_j / a_i)}$$



显然 $I(a_i; b_j) = I(b_j; a_i)$

说明了由传递概率 $P(X/Y)$ 、 $P(Y/X)$ 联系的随机变量 X, Y 从 b_j 中获取的关于 a_i 的信息量 $I(a_i; b_j)$ 与从 a_i 中获取的关于 b_j 的信息量 $I(b_j; a_i)$ ，“你中有我，我中有你”且二者相等因此称 $I(a_i; b_j)$ 和 $I(b_j; a_i)$ 为 a_i 、 b_j 之间的互信息量。

3-3 互信息量和平均互信息量

【三】先验概率和后验概率对互信息量的影响

$$(1) \text{当 } p(a_i / b_j) = 1 \text{ 时, } I(a_i; b_j) = \log \frac{1}{p(a_i)} = I(a_i)$$

$$(2) \text{当 } p(a_i) < p(a_i / b_j) < 1 \text{ 时, } I(a_i; b_j) = \log \frac{p(a_i / b_j)}{p(a_i)} > 0$$

$$(3) \text{当 } p(a_i / b_j) = p(a_i) \text{ 时, } I(a_i; b_j) = \log \frac{p(a_i / b_j)}{p(a_i)} = 0$$

$$(4) \text{当 } p(a_i / b_j) < p(a_i) < 1 \text{ 时, } I(a_i; b_j) = \log \frac{p(a_i / b_j)}{p(a_i)} < 0$$

3-3 互信息量和平均互信息量

【三】先验概率和后验概率对互信息量的影响

互信息量的定义及其定量估算公式是解决信息度量的基本出发点，其中的自信息量及其信息函数只是互信息量中当后验概率等于1时的特例。互信息量将信息传输理论推向定量分析的范畴，为在深层次上揭示信息传递规律奠定了基础。

3-3 互信息量和平均互信息量

3.3.2 平均互信息量

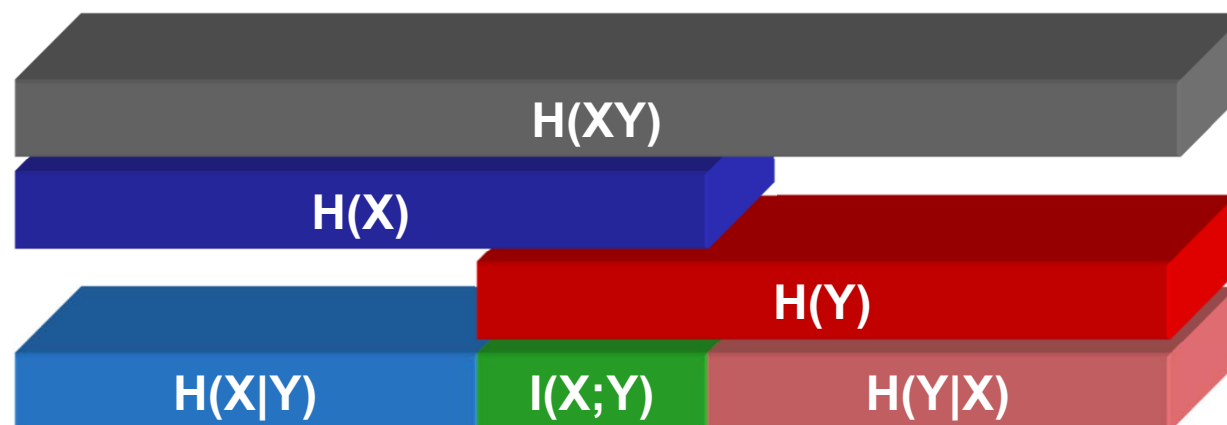
定义：信道每传递一个符号所传输的平均互信息量 $I(X;Y)$ 应该等于互信息量 $I(a_i;b_j)$ 在 X 和 Y 的联合概率空间 $P(XY)$ 中的统计平均值，也就是

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s p(a_i b_j) I(a_i; b_j)$$

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s p(a_i b_j) I(a_i; b_j)$$

$$= \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s p(b_j a_i) I(b_j; a_i) = I(Y; X)$$

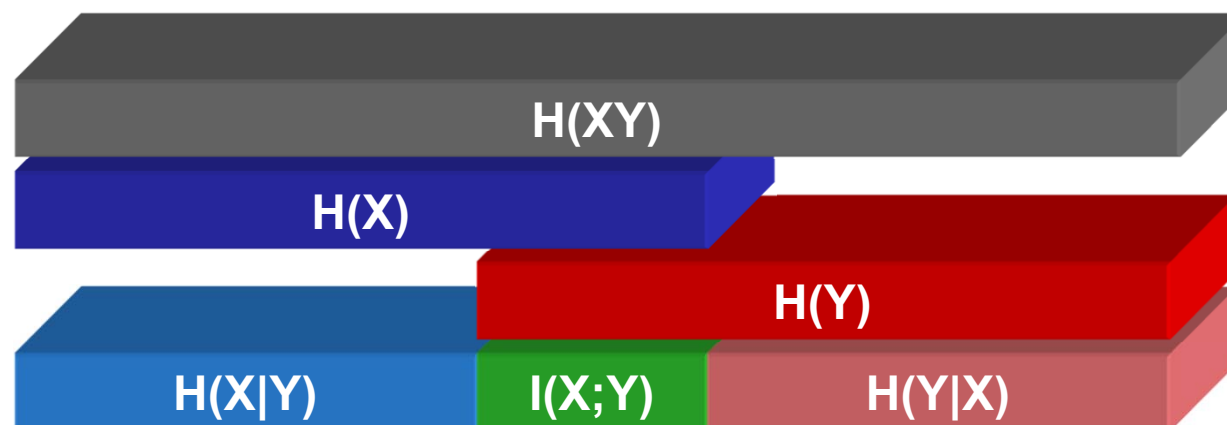
3-3 互信息量和平均互信息量



$$(1) I(X;Y) = H(X) - H(X/Y)$$

$H(X|Y)$ 表示收到随机变量 Y 后，对随机变量 X 仍然存在的平均不确定性，称为**疑义度**。

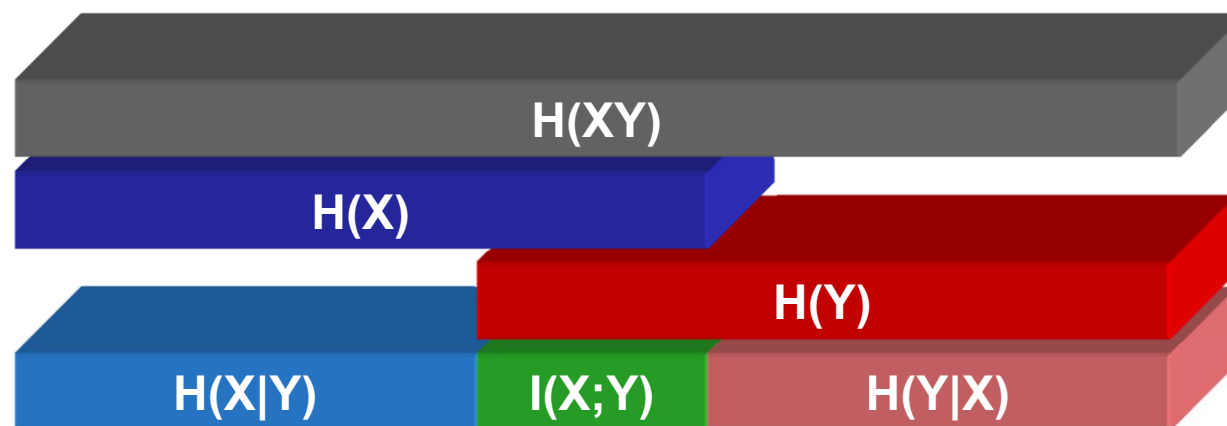
3-3 互信息量和平均互信息量



$$(2) I(X;Y) = H(X) + H(Y) - H(XY)$$

$H(XY)$ 表示随机变量 X 通过信道传递在输出端输出 Y ，信道两端同时出现 X 、 Y 平均不确定性，称为共熵。

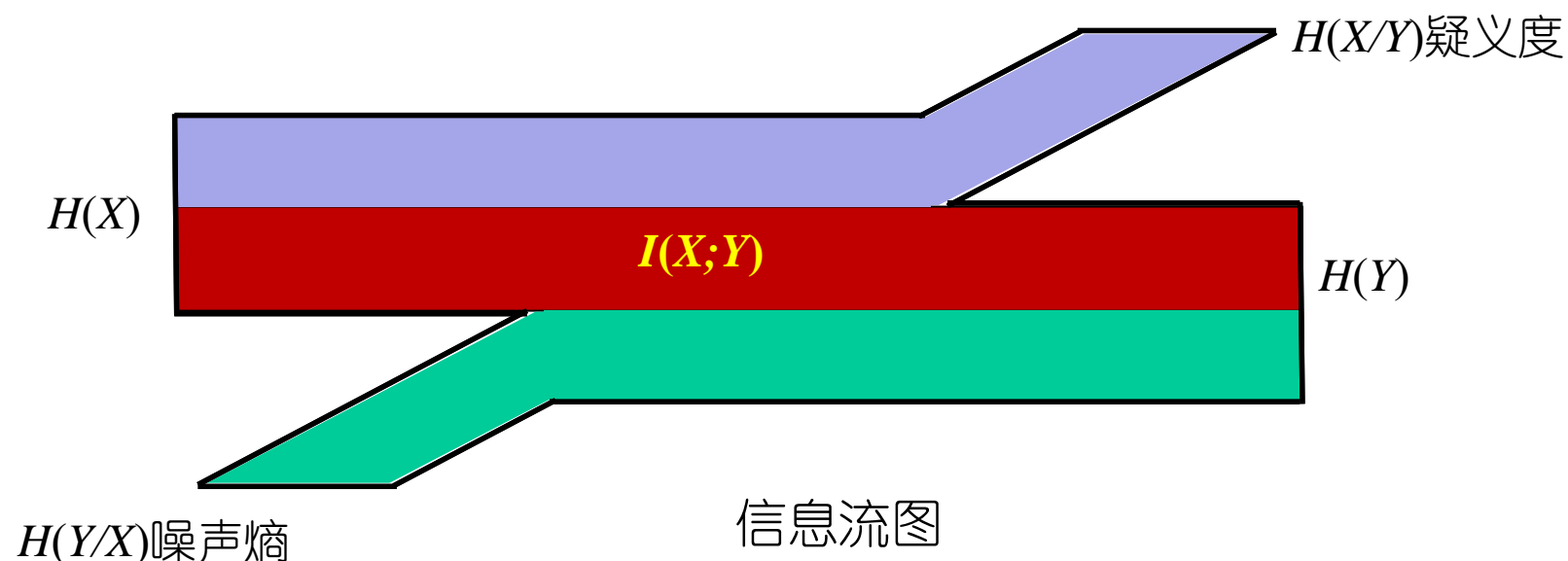
3-3 互信息量和平均互信息量



$$(3) I(X;Y) = H(Y) - H(Y/X)$$

$H(Y|X)$ 表示反向信道输出随机变量 X 后，对输入随机变量 Y 仍然存在的平均不确定性，称为**噪声熵**。

3-3 互信息量和平均互信息量



$H(X)$ 表示发送的信息量

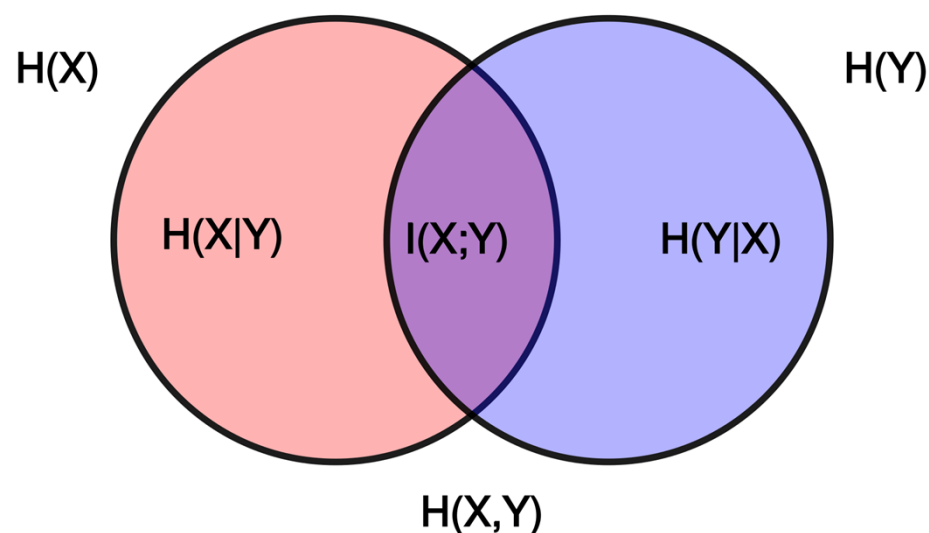
$H(Y)$ 表示接收的信息量

$I(X;Y)$ 表示信道中传递的信息量

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

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

3-3 互信息量和平均互信息量



$H(X)$ 表示发送的信息量

$H(Y)$ 表示接收的信息量

$I(X;Y)$ 表示信道中传递的信息量

$$I(X;Y) = H(X) - H(X|Y)$$

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y|X)$$

3-3 互信息量和平均互信息量

例题：掷骰子，如果结果是1, 2, 3或4，则掷一次硬币；如果结果是5或6则掷两次硬币，试计算从抛掷硬币的结果可以得到多少掷骰子的信息量.

解：根据抛掷硬币出现正面的次数Y来获得关于掷骰子结果X的信息。

设掷骰子的结果是1,2,3,4的事件为 $X=0$,

结果是5, 6 的事件为 $X=1$;

随机变量 $Y=0$ 表示抛硬币出现正面0次,

$Y=1$, $Y=2$ 分别表示出现正面1次和2次;

可见，随机变量X的概率空间

$$\begin{bmatrix} X \\ P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 2/3 & 1/3 \end{bmatrix}$$

3-3 互信息量和平均互信息量

条件概率矩阵 $\mathbf{P} = P(Y / X) = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{bmatrix}$

随机事件 Y 的概率分布为:

$$P(Y) = P(X)\mathbf{P} = [2/3 \quad 1/3] \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{bmatrix} = \left(\frac{5}{12} \quad \frac{1}{2} \quad \frac{1}{12} \right)$$

因此, Y 的信息熵 $H(Y) = -\sum_{j=1}^3 p(y_j) \log p(y_j) = 1.325 \text{ bit / sym}$

$$\begin{aligned} \text{噪声熵 } H(Y / X) &= -\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^3 p(x_i) p(y_j / x_i) \log p(y_j / x_i) \\ &= -\frac{2}{3} \left(\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2} \right) - \frac{1}{3} \left(\frac{1}{4} \log \frac{1}{4} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{4} \log \frac{1}{4} \right) = 1.166 \text{ bit / sym} \end{aligned}$$

因此: $I(X; Y) = H(Y) - H(Y / X) = 0.159 \text{ bit / sym}$

3-3 互信息量和平均互信息量

平均互信息的性质

【1】非负性 $I(X;Y) \geq 0$

根据凸函数的性质： $f\left(\sum_{i=1}^r p_i x_i\right) \geq \sum_{i=1}^r p_i f(x_i)$

即定义域中 r 个变量在由 r 个概率分量构成的完备的概率空间中的统计平均值，大于或等于这 r 个变量的函数值在这一概率空间中的统计平均值。

$$\begin{aligned} -I(X;Y) &= \sum_i^r \sum_j^s p(x_i y_j) \log \frac{p(x_i) p(y_j)}{p(x_i y_j)} \\ &\leq \log \sum_i^r \sum_j^s p(x_i y_j) \frac{p(x_i) p(y_j)}{p(x_i y_j)} \\ &= \log \sum_i^r \sum_j^s p(x_i) p(y_j) = 0 \end{aligned}$$

3-3 互信息量和平均互信息量

由于 $I(X;Y) \geq 0$, 因此由

$$I(X;Y) = H(X) - H(X/Y) \geq 0$$

$$\Rightarrow H(X/Y) \leq H(X) \quad \text{疑义度} \leq \text{输入熵}$$

$$I(X;Y) = H(X) + H(Y) - H(XY) \geq 0$$

$$\Rightarrow H(XY) \leq H(X) + H(Y)$$

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y/X) \geq 0$$

$$\Rightarrow H(Y/X) \leq H(Y) \quad \text{噪声熵} \leq \text{信宿熵}$$

即 **有条件的熵小于等于无条件的熵**

3-3 互信息量和平均互信息量

【2】对称性 $I(X;Y) = I(Y;X)$

$$\begin{aligned} I(X;Y) &= \sum_i^r \sum_j^s p(x_i y_j) \log \frac{p(x_i / y_j)}{p(x_i)} \\ &= \sum_i^r \sum_j^s p(x_i y_j) \log \frac{p(x_i y_j)}{p(x_i) p(y_j)} \\ &= \sum_i^r \sum_j^s p(x_i y_j) \log \frac{p(y_j / x_i)}{p(y_j)} \\ &= I(Y;X) \end{aligned}$$

3-3 互信息量和平均互信息量

【3】极值性 $I(X;Y) \leq H(X)$; $I(X;Y) \leq H(Y)$

由于 $I(X;Y) = H(X) - H(X/Y) = H(Y) - H(Y/X)$

考虑到条件熵 $H(X/Y)$ 和 $H(Y/X)$ 的非负性,

即由于 $0 \leq p(a_i b_j) \leq 1, 0 \leq p(a_i / b_j) \leq 1 \Rightarrow p(a_i b_j) \log p(a_i / b_j) \leq 0$

则
$$H(X/Y) = -\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s p(a_i b_j) \log p(a_i / b_j) \geq 0$$

因此可有以下两种表现形式:

$$I(X;Y) = H(X) - H(X/Y) \leq H(X)$$

$$I(X;Y) = H(Y) - H(Y/X) \leq H(Y)$$

可以得到 $I(X;Y) \leq H(X)$; $I(X;Y) \leq H(Y)$

3-3 互信息量和平均互信息量

【3】极值性 $I(X;Y) \leq H(X)$; $I(X;Y) \leq H(Y)$

说明：从一个事件获得的关于另一个事件得到信息量，至多只能是另一个事件的平均自信息量，不会超过事件本身所含有的信息量。

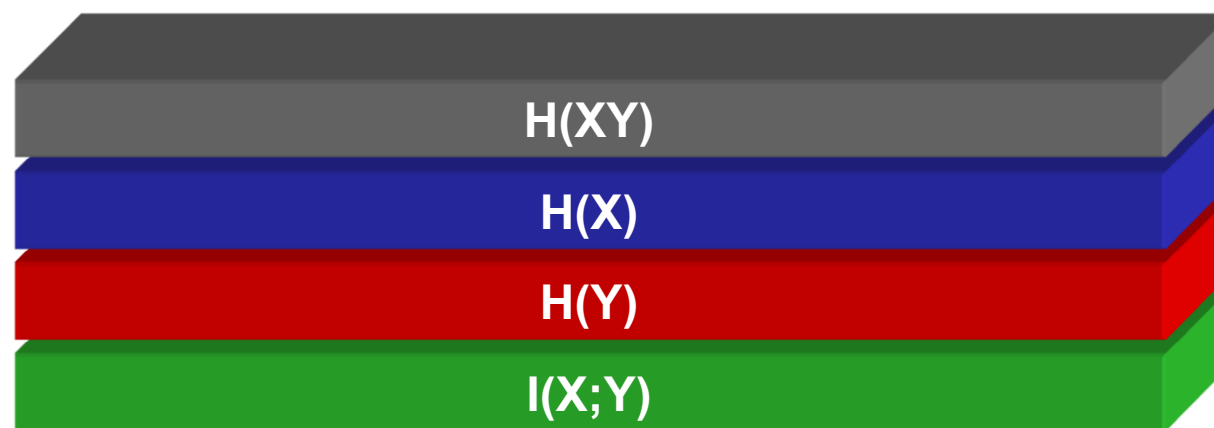
最好情况：通信后 $I(X;Y) = H(X) = H(Y)$ 无损信道

最差情况：通信后 $I(X;Y) = 0$ 全损信道

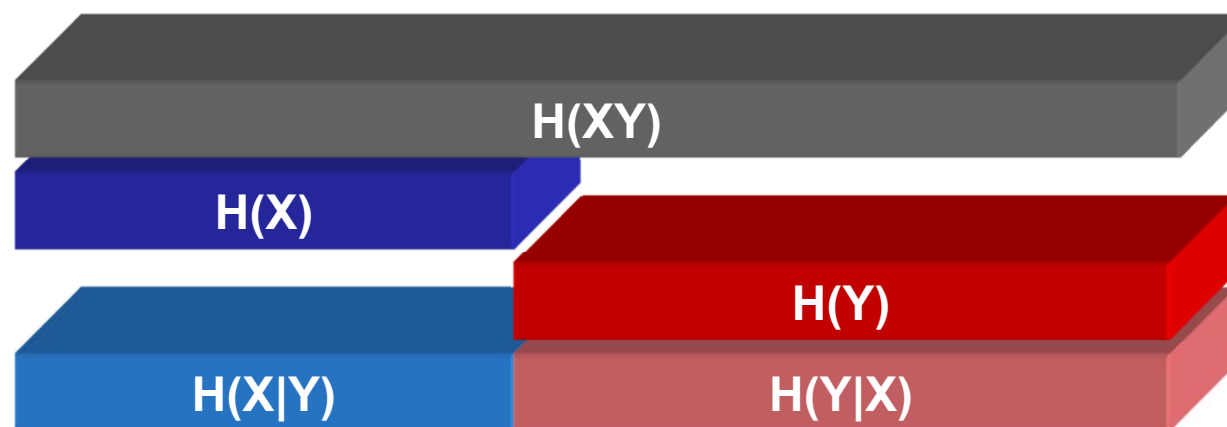
【4】上凸性 对于传递概率给定的信道，其平均交互信息量 $I(X;Y)$ 是输入信源 X 的概率分布 $P(X)$ 上凸函数

3-3 互信息量和平均互信息量

无损信道



全损信道



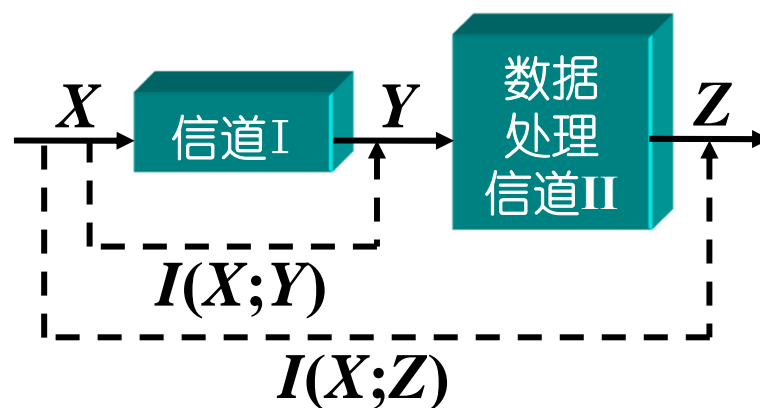
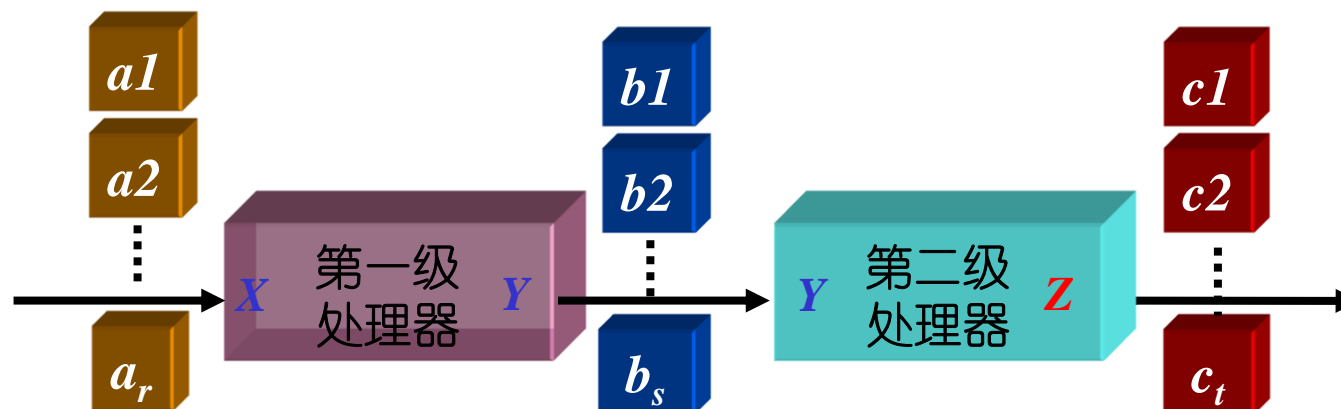
课堂测试：
已知信源空间和信道矩阵分别为

$$\begin{bmatrix} X \\ P(X) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 = 0 & x_2 = 1 \\ 1/2 & 1/2 \end{bmatrix}$$

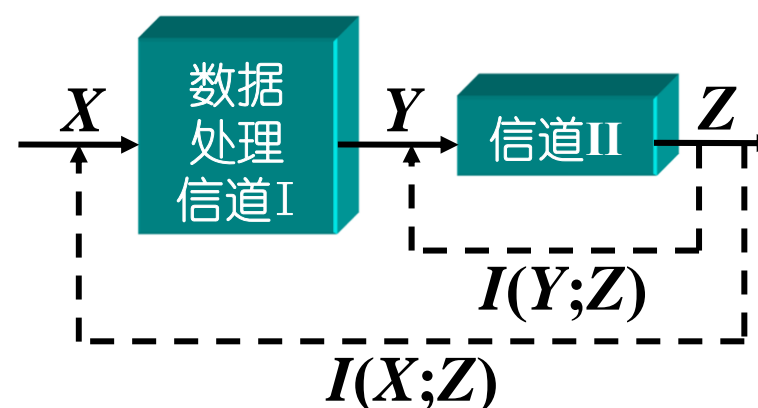
$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-p & p \end{bmatrix}$$

求平均互信息量 $I(X;Y)$

3-4 数据处理中信息的变化



$$I(X;Z) ? I(X;Y)$$



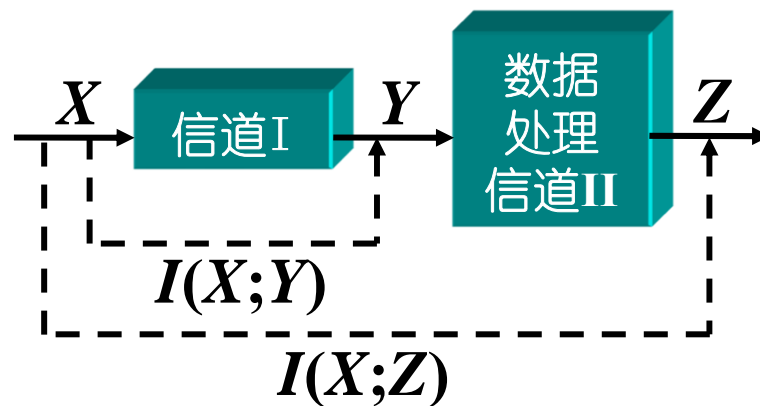
$$I(X;Z) ? I(Y;Z)$$

3-4 数据处理中信息的变化

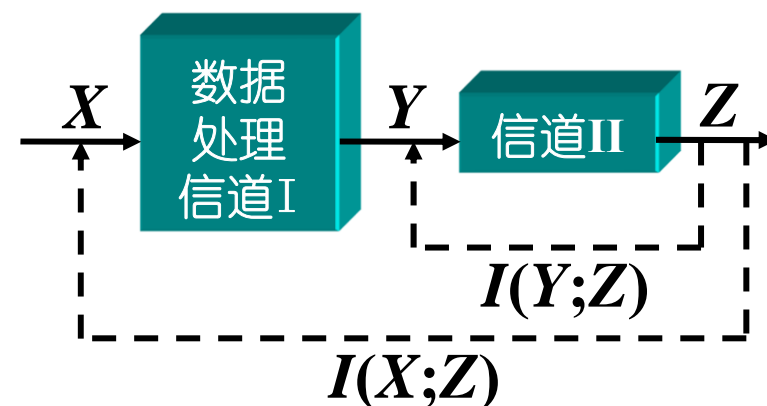
定理： 如果随机变量 XYZ 构成一个马尔可夫链，则有以下关系成立，并且仅当 $p(x|yz)=p(x|z)$ 或 $p(z|xy)=p(z|x)$ 时，等号成立。

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

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

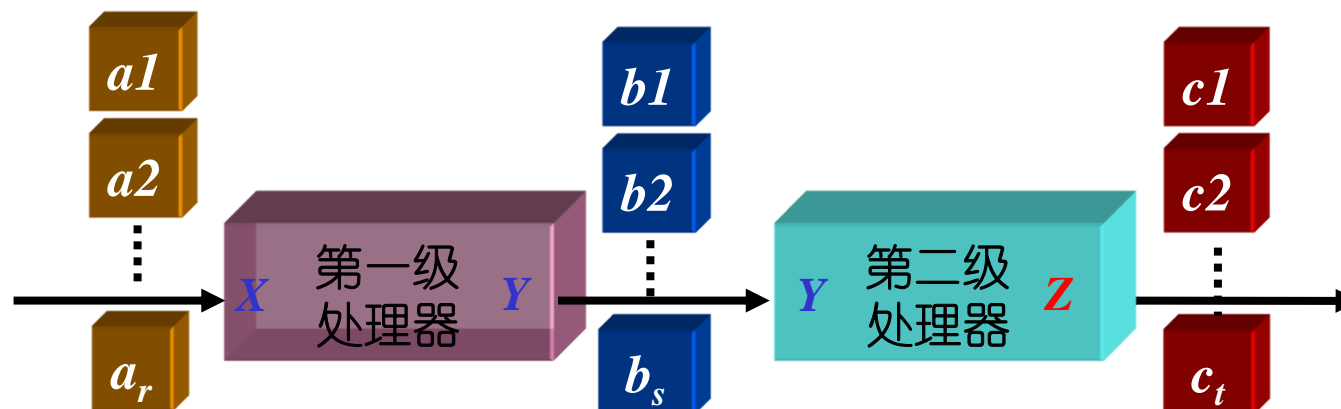


$$I(X;Z) \leq I(X;Y)$$



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

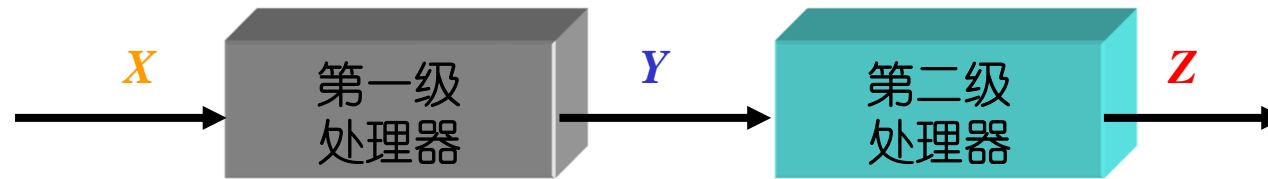
3-4 数据处理中信息的变化



在已知事件 c_k 给定的条件下，收到 b_j 后得到关于某

事件 a_i 的**条件互信息量**为：
$$I(a_i; b_j / c_k) = \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i / c_k)}$$

3-4 数据处理中信息的变化



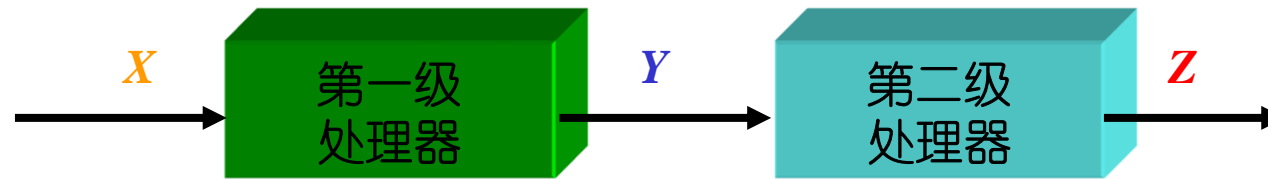
在已知事件 c_k 给定的条件下，收到 b_j 后得到关于某事件 a_i 的条件互信息为：
$$I(a_i; b_j / c_k) = \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i / c_k)}$$

$$I(a_i; b_j / c_k) = \log \frac{1}{p(a_i / c_k)} - \log \frac{1}{p(a_i / b_j c_k)}$$

$$I(a_i; b_j / c_k) = \log \frac{1}{p(a_i / c_k)} + \log \frac{1}{p(b_j / c_k)} - \log \frac{1}{p(a_i b_j / c_k)}$$

$$I(a_i; b_j / c_k) = \log \frac{1}{p(b_j / c_k)} - \log \frac{1}{p(b_j / a_i c_k)}$$

3-4 数据处理中信息的变化

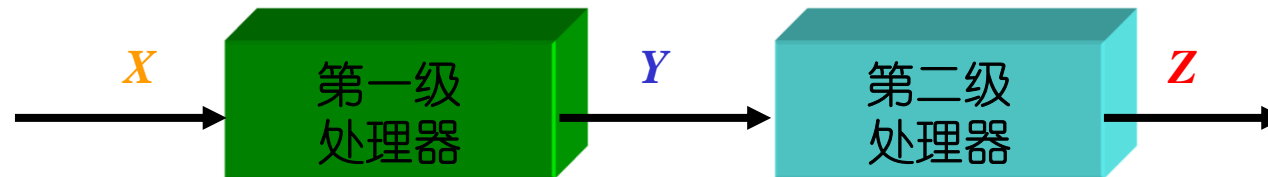


在已知事件 b_j 、 c_k 以后，总共获得的关于事件 a_i 的相关互信息量为：

$$\begin{aligned}
 I(a_i; b_j c_k) &= \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i)} = \log \frac{p(a_i / c_k) p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i) p(a_i / c_k)} \\
 &= \log \frac{p(a_i / c_k)}{p(a_i)} + \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i / c_k)} = I(a_i; c_k) + I(a_i; b_j / c_k) \\
 I(a_i; b_j c_k) &= \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i)} = \log \frac{p(a_i / b_j) p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i) p(a_i / b_j)} \\
 &= \log \frac{p(a_i / b_j)}{p(a_i)} + \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i / b_j)} = I(a_i; b_j) + I(a_i; c_k / b_j)
 \end{aligned}$$



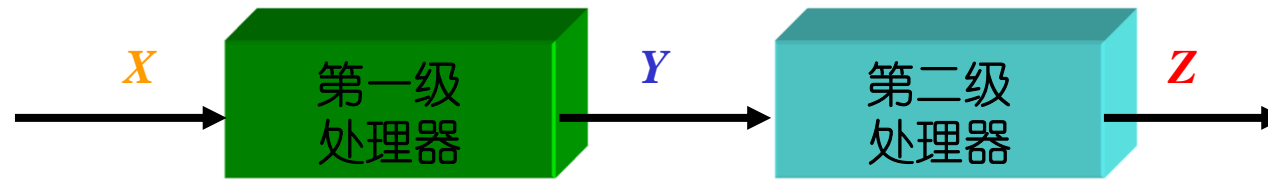
3-4 数据处理中信息的变化



在已知事件 c_k 以后，获得的关于事件 $a_i b_j$ 的**相关互信息量**为：

$$\begin{aligned}
 I(a_i b_j; c_k) &= \log \frac{p(a_i b_j / c_k)}{p(a_i b_j)} = \log \frac{p(a_i b_j c_k)}{p(a_i b_j) p(c_k)} \\
 &= \log \frac{p(c_k / a_i b_j) p(a_i b_j)}{p(a_i b_j) p(c_k)} = \log \frac{p(c_k / a_i b_j) p(c_k / b_j)}{p(c_k) p(c_k / b_j)} \\
 &= \log \frac{p(c_k / b_j)}{p(c_k)} + \log \frac{p(c_k / a_i b_j)}{p(c_k / b_j)} = I(c_k; b_j) + I(c_k; a_i / b_j) \\
 I(a_i b_j; c_k) &= \log \frac{p(c_k / a_i b_j) p(a_i b_j)}{p(a_i b_j) p(c_k)} = \log \frac{p(c_k / a_i b_j) p(c_k / a_i)}{p(c_k) p(c_k / a_i)} \\
 &= \log \frac{p(c_k / a_i)}{p(c_k)} + \log \frac{p(c_k / a_i b_j)}{p(c_k / a_i)} = I(c_k; a_i) + I(c_k; b_j / a_i)
 \end{aligned}$$

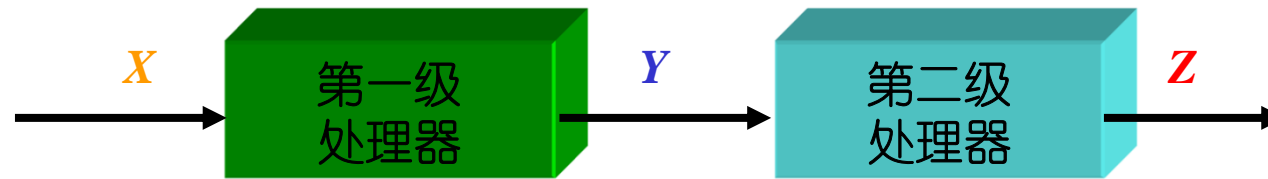
3-4 数据处理中信息的变化



在已知事件 c_k 以后，获得的关于事件 $a_i b_j$ 的相关互信息为：

$$\begin{aligned} I(a_i b_j; c_k) &= \log \frac{p(a_i b_j / c_k)}{p(a_i b_j)} = \log \frac{p(a_i b_j c_k)}{p(a_i) p(b_j / a_i) p(c_k)} \\ &= \log \frac{p(a_i c_k) p(b_j / a_i c_k)}{p(a_i) p(b_j / a_i) p(c_k)} = \log \frac{p(c_k) p(a_i / c_k) p(b_j / a_i c_k)}{p(a_i) p(b_j / a_i) p(c_k)} \\ &= \log \frac{p(a_i / c_k)}{p(a_i)} + \log \frac{p(b_j / a_i c_k)}{p(b_j / a_i)} = I(a_i; c_k) + I(b_j; c_k / a_i) \end{aligned}$$

3-4 数据处理中信息的变化



在已知事件 c_k 以后, 获得的关于事件 $a_i b_j$ 的相关互信息为:

$$\begin{aligned} I(a_i b_j; c_k) &= \log \frac{p(a_i b_j / c_k)}{p(a_i b_j)} = \log \frac{p(a_i b_j c_k)}{p(b_j) p(a_i / b_j) p(c_k)} \\ &= \log \frac{p(b_j c_k) p(a_i / b_j c_k)}{p(b_j) p(a_i / b_j) p(c_k)} = \log \frac{p(c_k) p(b_j / c_k) p(a_i / b_j c_k)}{p(b_j) p(a_i / b_j) p(c_k)} \\ &= \log \frac{p(b_j / c_k)}{p(b_j)} + \log \frac{p(a_i / b_j c_k)}{p(a_i / b_j)} = I(b_j; c_k) + I(a_i; c_k / b_j) \end{aligned}$$

3-4 数据处理中信息的变化

将上述互信息在概率空间XYZ中求统计平均，得到：

平均条件互信息量

$$I(X;Y/Z) = \sum_X \sum_Y \sum_Z p(a_i b_j c_k) I(a_i; b_j / c_k)$$

平均相关（平均联合）互信息量

$$I(X;YZ) = \sum_X \sum_Y \sum_Z p(a_i b_j c_k) I(a_i; b_j c_k)$$

$$I(XY;Z) = \sum_X \sum_Y \sum_Z p(a_i b_j c_k) I(a_i b_j; c_k)$$

3-4 数据处理中信息的变化

得到

$$\begin{aligned} I(X;YZ) &= I(X;Y) + I(X;Z/Y) \\ &= I(X;Z) + I(X;Y/Z) \end{aligned}$$



得到

$$\begin{aligned} I(XY;Z) &= I(X;Z) + I(Y;Z/X) \\ &= I(Y;Z) + I(X;Z/Y) \end{aligned}$$



最终得到

$$I(X;Z) = I(X;Y) + I(X;Z/Y) - I(X;Y/Z)$$

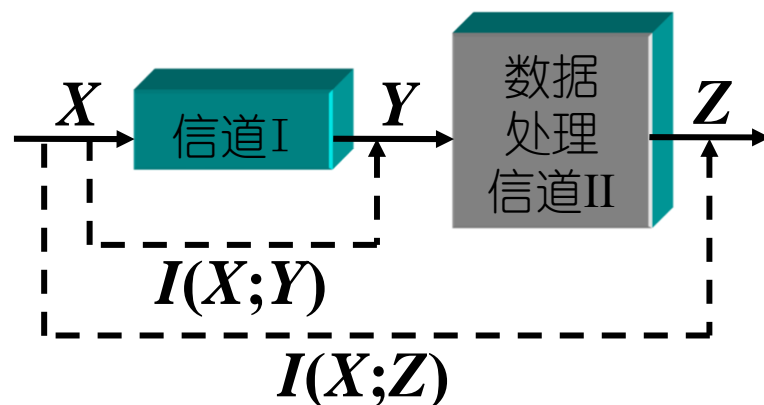
$$I(X;Z) = I(Y;Z) + I(X;Z/Y) - I(Y;Z/X)$$

3-4 数据处理中信息的变化

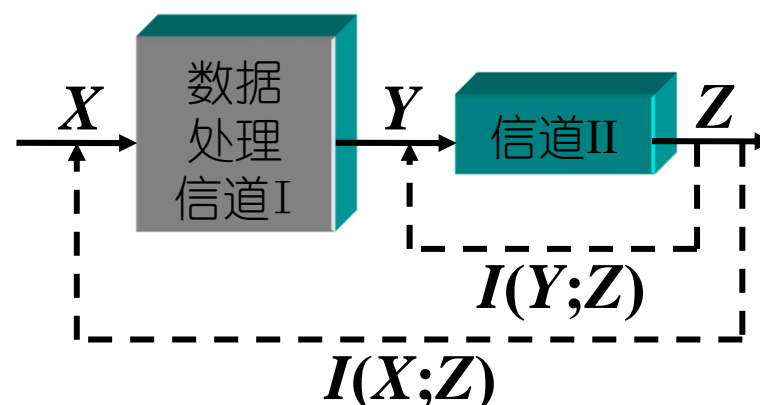
根据平均互信息量的非负性和 XYZ 为马尔可夫链的性质（在 Y 条件下 X 和 Z 相互独立），则 $I(X;Z/Y)=0$ ，于是得到

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

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



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



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

3-4 数据处理中信息的变化

定理：当消息通过多级处理器时，随着处理器数目的增加，输入消息与输出消息之间的平均互信息量趋于减小，丢失的信息可能越多。

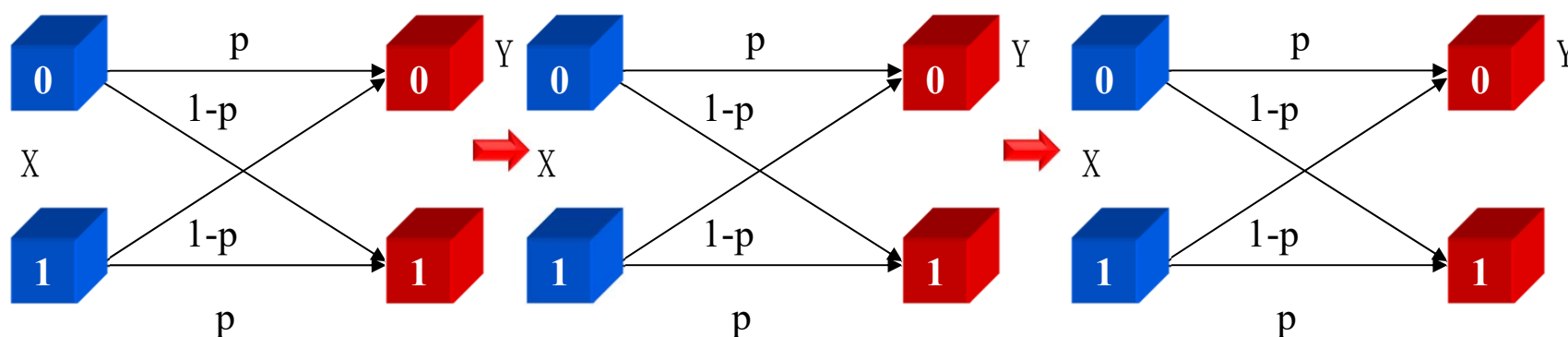
也可表述为：

任何无源数据处理都不会增加信息量（信息不增性原理）。

将这个结论称为**信息处理定理**。

3-4 数据处理中信息的变化

例题：设有一个二进制对称离散信道，串接组成下图所示串接信道，随机变量序列 $X-Y-Z-W$ 是Markov链，如果信源 $X: \{0,1\}$ 是等概率信源，试求平均交互信息量 $I(X;Y), I(X;Z), I(X;W)$ 并比较其大小。



3-4 数据处理中信息的变化

解题：

1、由题可知信源空间和信道I的信道矩阵分别为：

$$\begin{bmatrix} X \\ P(X) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 = 0 & x_2 = 1 \\ 1/2 & 1/2 \end{bmatrix} \quad \mathbf{P} = \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-p & p \end{bmatrix}$$

可知输出符号Y的先验概率为：

$$[p(y_1 = 0), p(y_2 = 1)] = [p(x_1 = 0), p(x_2 = 1)] \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-p & p \end{bmatrix} = \left[\frac{1}{2}, \frac{1}{2} \right]$$

因此，

$$H(Y) = -\sum_{j=1}^2 p(y_j) \log p(y_j) = H\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = 1 \text{ bit} / \text{sym}$$

3-4 数据处理中信息的变化

由信道I信道矩阵P, 可知

$$\begin{aligned} H(Y / X) &= - \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 p(x_i) p(y_j / x_i) \log p(y_j / x_i) \\ &= -\frac{1}{2} (p \log p + (1-p) \log(1-p)) - \frac{1}{2} (p \log p + (1-p) \log(1-p)) \\ &= H(p) \text{ bit / sym} \end{aligned}$$

因此, 信道I符号间的平均互信息量为:

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

$$\begin{aligned} &= H\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) - H(p) \\ &= 1 - H(p) \text{ bit / sym} \end{aligned}$$

3-4 数据处理中信息的变化

由信道间符号为马尔科夫链，故信道I和II的串接信道（X-Z）间的信道矩阵为PI与PII的连乘，即：

$$\begin{aligned}\mathbf{P}_{I,II} &= \mathbf{P}_I \cdot \mathbf{P}_{II} = \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-p & p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-p & p \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} p^2 + (1-p)^2 & 2p(1-p) \\ 2p(1-p) & p^2 + (1-p)^2 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

信道II输出符号Z的概率分布：

$$[p(z_1 = 0), p(z_2 = 1)] = [p(x_1 = 0), p(x_2 = 1)]\mathbf{P}_{I,II} = \left[\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$$

符号Z的信息熵：

$$H(Z) = H\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = 1\text{bit} / \text{sym}$$

3-4 数据处理中信息的变化

由信道I和II的串接信道矩阵可得：

$$\begin{aligned} H(Z / X) &= - \sum_{i=1}^2 \sum_{k=1}^2 p(x_i) p(z_k / x_i) \log p(z_k / x_i) \\ &= -\frac{1}{2} \left[(p^2 + (1-p)^2) \log(p^2 + (1-p)^2) + 2p(1-p) \log(2p(1-p)) \right] \\ &\quad -\frac{1}{2} \left[(p^2 + (1-p)^2) \log(p^2 + (1-p)^2) + 2p(1-p) \log(2p(1-p)) \right] \\ &= H(2p(1-p)) = H \left[0.5 - 0.5(1-2p)^2 \right] \text{bit / sym} \end{aligned}$$

信道I, II之间符号的平均互信息量：

$$\begin{aligned} I(X; Z) &= H(Z) - H(Z / X) \\ &= 1 - H \left[0.5 - 0.5(1-2p)^2 \right] \text{bit / sym} \end{aligned}$$

3-4 数据处理中信息的变化

同理可得信道I和III的串接信道符号间平均互信息量：

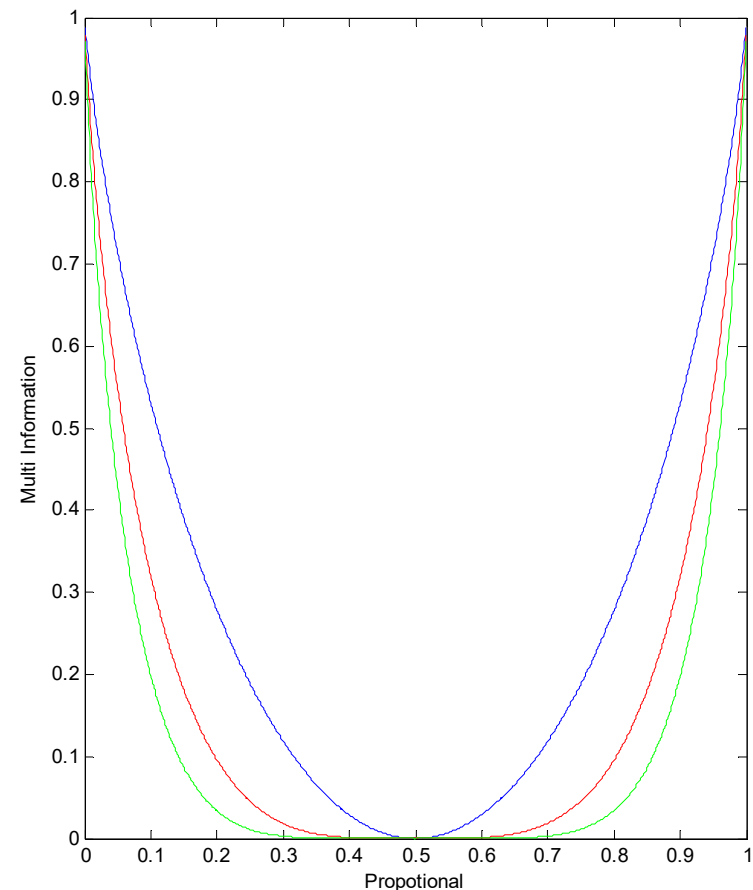
$$\begin{aligned} I(X;W) &= H(W) - H(W/X) \\ &= 1 - H\left[0.5 - 0.5(1-2p)^3\right] \text{ bit / sym} \end{aligned}$$

因此，可见信道I， II， III
符号间平均互信息量：

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

同时，可知随着串接信道数目N
增加，符号间平均互信息为：

$$\begin{aligned} I(X;M) &= H(M) - H(M/X) \\ &= 1 - H\left[0.5 - 0.5(1-2p)^N\right] \text{ bit / sym} \end{aligned}$$



3-5 信道容量

3.5.1 定义

信道的**信息传输率** R ，即**平均互信息量**，指信道中平均每个符号所能传送的信息量，即

$$\begin{aligned} R &= I(X; Y) = H(X) - H(X / Y) \\ &= H(X) + H(Y) - H(XY) \\ &= H(Y) - H(Y / X) &= I(Y; X) \\ &= -\sum p(a_i) \log p(a_i) + \sum \sum p(a_i b_j) \log p(a_i / b_j) \\ &= -\sum p(a_i) \log p(a_i) + \sum \sum p(a_i) p(b_j / a_i) \log \frac{p(a_i) p(b_j / a_i)}{p(b_j)} \\ &= -\sum p(a_i) \log p(a_i) + \sum \sum p(a_i) p(b_j / a_i) \log \frac{p(a_i) p(b_j / a_i)}{\sum_i p(a_i b_j)} \end{aligned}$$

3-5 信道容量

引理： 给定转移概率矩阵 \mathbf{P} 以后，平均互信息量 $I(X;Y)$ 是信道输入变量 X 的概率分布 $P(X)$ 的上凸函数。

定义： 对于一切可能的输入信号概率分布而言，信道传输率 $I(X;Y)$ 所能达到的最大值，称为信道容量 (*Channel Capacity*)

$$C = \max_{p(x)} \{I(X;Y)\} \quad \text{单位 } bit / Symbol$$

信道容量是信道最大传输能力，是信道自身的特性

3-5 信道容量

定义：

如果已知一个信道传递一个符号需要 t 秒钟时间，则信道每秒钟能传递的**平均互信息量**称为信道的**信息传输速率** R_t

$$R_t = \frac{I(X;Y)}{t} \quad (bit / 秒)$$

显然，信道的**最大信息传输速率** $R_{t \max}$

$$R_{t \max} = \frac{C}{t} = \max_{p(x)} \left\{ \frac{I(X;Y)}{t} \right\} \quad (bit / 秒)$$

3-5 信道容量

3.5.2 一般信道的信道容量计算方法

根据信道容量的定义为在**信道固定的条件下**，平均互信息量 $I(X;Y)$ 对所有可能的输入分布 $p(x)$ 的极大值。由于**平均互信息量为输入分布概率的上凸函数**，因此存在极大值。

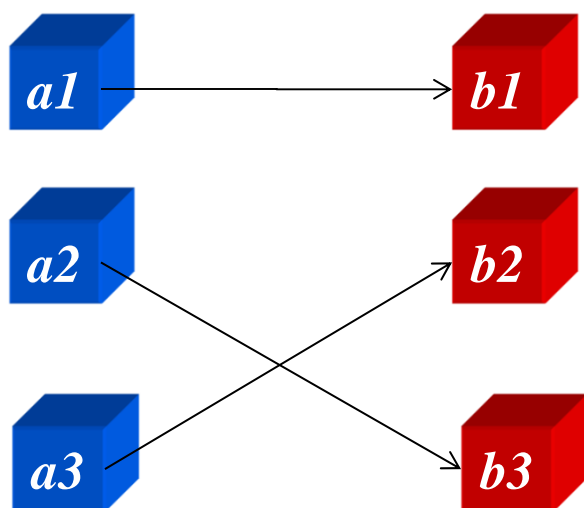
在信道固定的条件下，平均互信息量是 r 个变量 $p(x_i)$ 的多元函数，且满足约束条件 $\sum_{i=1}^r p(x_i) = 1$ ，因此可采用设立辅助函数： $F = I(X;Y) - \lambda \sum_i p(x_i)$ 利用拉格朗日乘子法来求解条件极值。

当 $\partial F / \partial p(x_i) = 0$ 时求得的平均互信息量 $I(X;Y)$ 即为信道容量。

3-5 信道容量

3.5.3 特殊信道的信道容量计算方法

【1】无噪无损信道（一一对应关系）



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

疑义度 $H(X / Y) = 0$,

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

$$= \max_{p(x)} \{H(X) - H(X / Y)\}$$

$$= \max_{p(x)} \{H(X)\}$$

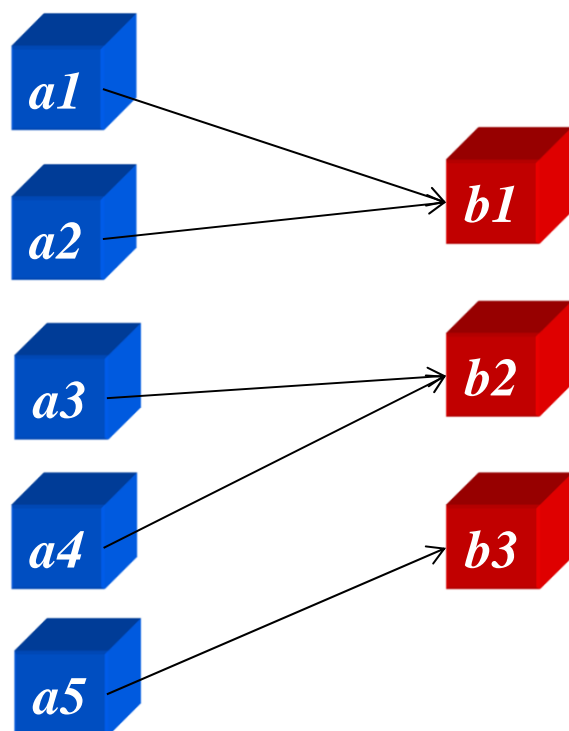
$$= \log r \quad (\text{bit} / \text{Symbol})$$

3-5 信道容量

【2】无噪有损信道（多个输入对应一个输出）

噪声熵 $H(Y / X) = 0$,

但疑义度 $H(X / Y) \neq 0$



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

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

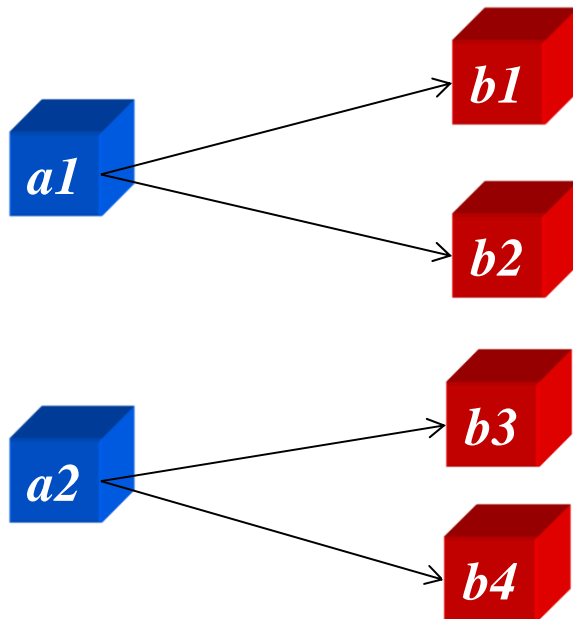
$$= \max_{p(x)} \{H(Y) - H(Y / X)\}$$

$$= \max_{p(x)} \{H(Y)\}$$

$$= \log s \quad (\text{bit} / \text{Symbol})$$

3-5 信道容量

【3】有噪无损信道（一个输入多个输出，每个输入对应的输出值不重合）



疑义度 $H(X / Y) = 0$,

但噪声熵 $H(Y / X) \neq 0$

$$P = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

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

$$= \max_{p(x)} \{H(X) - H(X / Y)\}$$

$$= \max_{p(x)} \{H(X)\}$$

$$= \log r \quad (\text{bit} / \text{Symbol})$$

3-5 信道容量

说明:

- 综上所述三种情况, 若严格区分, 凡疑义度 (损失熵) 等于零的信道称为无损信道; 凡噪声熵等于零的信道称为无噪信道, 而一一对应的信道则为无噪无损信道。
- 对于无损信道, 其信息传输率 R 就是输入信源 X 输出每个符号携带的信息量(信源熵 $H(X)$), 因此其信道容量为 $C = \log_2 r$ 式中假设输入信源 X 的符号共有 r 个, 所以等概率分布时信源熵最大。
- 对于无噪信道, 其信道容量为 $C = \log_2 s$ 式中假设输出信源 Y 的符号共有 s 个, 等概率分布时 $H(Y)$ 最大, 而且一定能找到一种输入分布使得输出符号 Y 达到等概率分布。
- 可见这些信道的信道容量 C 只取决于信道的输入符号数 r , 或输出符号数 s , 与信源无关。

3-5 信道容量

【4】对称DMC(Discrete Memoryless Channel)信道的容量(输入输出都对称)

定义：如果转移概率矩阵 \mathbf{P} 的每一行都是由同一符号集 $\{p_1, p_2, \dots, p_s\}$ 诸元素的不同排列组成，每一列也是由同一集合 $\{q_1, q_2, \dots, q_r\}$ 诸元素的不同排列组成，将这种DMC信道称为**对称DMC信道**。

$$P_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

$$P_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{2} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

$$P_3 = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

$$P_4 = \begin{bmatrix} 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0.3 \\ 0.2 & 0.1 & 0.4 & 0.3 \end{bmatrix}$$

3-5 信道容量

对称DMC信道的相关性质:

- (1) 对称DMC信道的条件熵 $H(Y / X)$ 与信道输入符号的概率分布无关, 且 $H(Y / X) = H(Y / a_i)$ 其中 $i = 1, 2, \dots, r$

$$\begin{aligned} H(Y / X) &= -\sum_i \sum_j p(a_i b_j) \log p(b_j / a_i) \\ &= -\sum_i \sum_j p(a_i) p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) \\ &= -\sum_i p(a_i) \sum_j p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) \end{aligned}$$

(每行元素相同, $\sum_j p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i)$ 与 i 无关)

$$= -\sum_j p(b_j / a_i) \log p(b_j / a_i) = H(Y / a_i)$$

$$\begin{aligned} C &= \max_{p(a_i)} \{I(X; Y)\} = \max_{p(a_i)} \{H(Y) - H(Y / X)\} \\ &= \max_{p(a_i)} H(Y) - H(Y / a_i) \end{aligned}$$

3-5 信道容量

[2] 对称DMC信道的输入符号等概率分布时，信道的输出符号也等概率分布；反之，若信道的输出符号等概率分布，信道的输入符号必定也是等概率分布

[3] 对称DMC信道的输入符号等概率分布时，对称DMC信道达到其信道容量，为：

$$\begin{aligned} C &= \log s - H(Y / a_i) \\ &= \log s - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s) \\ &= \log s + \sum_{j=1}^s p_{ij} \log p_{ij} \end{aligned}$$

3-5 信道容量

【5】强对称DMC信道的容量 (BSC信道 Binary Symmetric Channel)

定义：如果单符号离散对称信道的输入符号集 $X : \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$, 输出符号集 $Y : \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$, 每一输入符号的正确传递概率均为 $(1 - \varepsilon)$, 总的错误传输概率均匀分配在其它 $(r - 1)$ 个错误传输概率上, 可得到信道矩阵是 $r \times r$ 阶对称矩阵

$$P = \begin{bmatrix} (1 - \varepsilon) & \frac{\varepsilon}{r - 1} & \dots & \frac{\varepsilon}{r - 1} \\ \frac{\varepsilon}{r - 1} & (1 - \varepsilon) & \dots & \frac{\varepsilon}{r - 1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\varepsilon}{r - 1} & \frac{\varepsilon}{r - 1} & \dots & (1 - \varepsilon) \end{bmatrix}$$

该信道称为强对称信道

3-5 信道容量

【5】强对称DMC信道的容量 (BSC信道容量)

$$\begin{aligned} H(Y / X) &= H(X / Y) = H \left[(1 - \varepsilon), \frac{\varepsilon}{r - 1}, \dots, \frac{\varepsilon}{r - 1} \right] \\ &= H(\varepsilon) + \varepsilon \log(r - 1) \\ C &= \max_{p(x)} \{ I(X; Y) \} = \max_{p(x)} \{ H(Y) - H(Y / X) \} \\ &= \max_{p(x)} \{ H(Y) - H(\varepsilon) - \varepsilon \log(r - 1) \} \\ &= \max_{p(x)} H(Y) - H(\varepsilon) - \varepsilon \log(r - 1) \\ &= \log r - H(\varepsilon) - \varepsilon \log(r - 1) \end{aligned}$$

3-5 信道容量

【5】强对称DMC信道的容量 (BSC信道容量)

- 对于强对称离散信道，当输入信源为等概分布时，其输出随机变量同时为等概分布，即当输入达到最大熵值时，输出亦达到最大熵值，同时离散信道达到信道容量C。
- 对于强对称离散信道，当输入信源等概分布时，输入信源X中任一符号 a_i 与输出信宿Y中任一符号 b_j 之间的正向概率 $p(b_j/a_i)$ 与反向概率 $p(a_i/b_j)$ 是相等的。
- 对于强对称离散信道，当输入信源等概分布时，信道的噪声熵和疑义度相等，且均为：

$$\begin{aligned} H(Y / X) &= H(X / Y) = H \left[(1 - \varepsilon), \frac{\varepsilon}{r-1}, \frac{\varepsilon}{r-1}, \dots, \frac{\varepsilon}{r-1} \right] \\ &= H(\varepsilon) + \varepsilon \log(r-1) \end{aligned}$$

3-5 信道容量

【6】准对称信道的信道容量

【定义】如果信道矩阵的**每一行元素**都是其他每行的置换，且可以分为 m 个 $r \times s_l$ 阶子矩阵 $P_l (l=1,2,\dots,m)$ ，子矩阵的**行列**都具有排列性，则由 m 个 $r \times s_l$ 阶子矩阵 P_l 组成的 r 行 s 列矩阵所代表的信道，称之为**准对称的信道**。

$$P = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & \frac{1}{6} \end{bmatrix}$$

$$P = \left[\begin{array}{cc|cc} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \end{array} \right]$$

$$P_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \end{bmatrix}$$

$$P_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \end{bmatrix}$$

3-5 信道容量

准对称信道的信道容量计算：

$$\begin{aligned} C &= \max_{p(x_i)} I(X;Y) = \max_{p(x_i)} [H(Y) - H(Y/X)] \\ &= \max_{p(x_i)} H(Y) - H(Y/X) = \max_{p(x_i)} H(Y) - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s) \end{aligned}$$

对于离散准对称信道，由于不确定存在一种输入使输出等概

$$\text{因此 } C \leq \max_{p(x_i)} H(Y) - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s)$$

可以证明当输入等概分布时，可以达到信道容量

$$C = \log r - \sum_{k=1}^m N_k \log M_k - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s)$$

其中 N_k 是 m 个子矩阵中第 k 个子矩阵中**行元素之和**， M_k 是第 k 个子矩阵中**列元素之和**

3-5 信道容量

【例题1】二进制对称信道容量计算

$$\text{信道矩阵 } \mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1-p & p \\ p & 1-p \end{bmatrix},$$

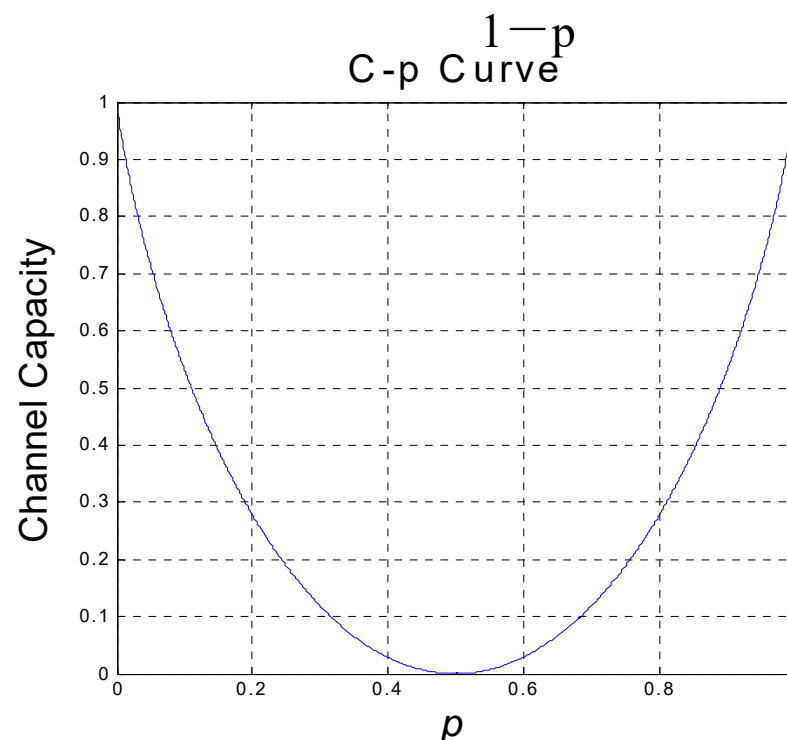
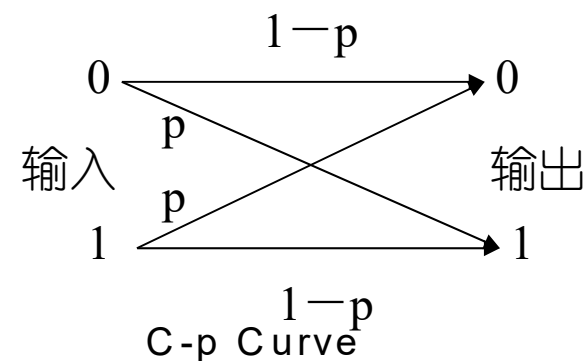
$$C = \max_{p(x)} \{I(X;Y)\}$$

$$= 1 - H(p)$$

C 与 p 的关系曲线如右

即： $p = 0.5$ 时，

$$C = 0$$



二进制对称信道的匹配信源是二元等概信源。该信道信道容量只是信道传输概率 p 的函数，不同的二进制对称信道其信道容量也将不同。

3-5 信道容量

【例题2】 设某离散对称信道的信道矩阵为 P ，计算信道容量

$$P = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/3 & 1/6 \\ 1/6 & 1/2 & 1/3 \\ 1/3 & 1/6 & 1/2 \end{bmatrix}$$

解：由信道矩阵可知为对称信道，故

$$C = \max_{p(x_i)} I(X;Y) = \max_{p(x_i)} [H(Y) - H(Y/X)]$$

$$H(Y/X) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s p(a_i b_j) \log \frac{1}{p(b_j/a_i)}$$

$$= \sum_{i=1}^r p(a_i) \sum_{j=1}^s p(b_j/a_i) \log \frac{1}{p(b_j/a_i)} = H(Y/a_i) = H\left(\frac{1}{2} \quad \frac{1}{3} \quad \frac{1}{6}\right)$$

$$C = \max_{p(x_i)} H(Y) - H(Y/X) = \log s - H(Y/a_i) = \log s - H\left(\frac{1}{2} \quad \frac{1}{3} \quad \frac{1}{6}\right)$$

$$= \log 3 + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{3} \log \frac{1}{3} + \frac{1}{6} \log \frac{1}{6} = 0.126 \text{ bit/sym}$$

3-5 信道容量

【例题3】 某二元擦除信道矩阵为 P

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

计算该信道信道容量 C

解：为准对称信道，信道矩阵划分为两个子矩阵组成的形式

$$P_1 = \begin{bmatrix} 1-p-q & p \\ p & 1-p-q \end{bmatrix} \quad P_2 = \begin{bmatrix} q \\ q \end{bmatrix}$$

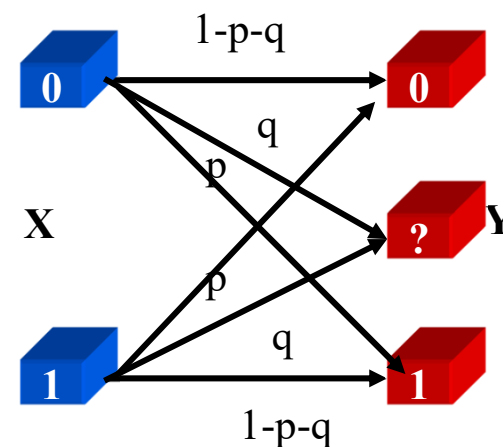
$$N_1 = 1-q \quad M_1 = 1-q$$

$$\text{则 } N_2 = q \quad M_2 = 2q$$

根据准对称信道容量计算公式

$$C = \log r - \sum_{k=1}^m N_k \log M_k - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s)$$

$$= \log 2 - (1-q) \log(1-q) - q \log(2q) - H(1-p-q, q, p)$$



通信的有效性和可靠性关系

