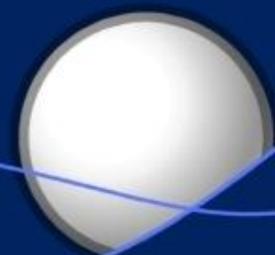


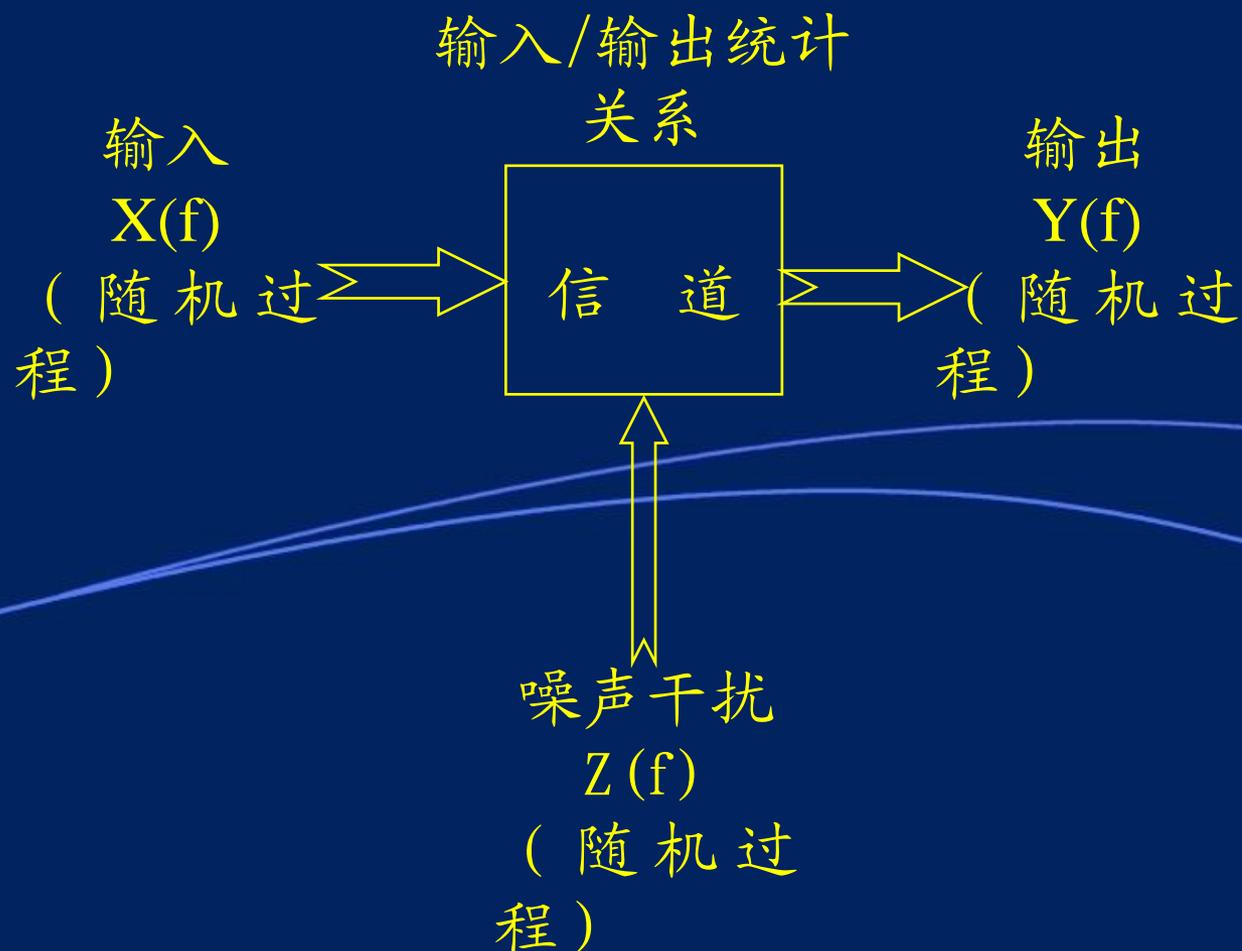
第3章 信道模型和信道容量



主要内容

- 1、信道模型与信道分类
- 2、离散无记忆信道
- 3、概率关系
- 4、信道的疑义度、散布度和平均互信息
- 5、平均互信息的性质
- 6、信道容量C
- 7、扩展信道及其信道容量
- 8、信道的组合
- 9、信道剩余度
- 10、连续信道的信道容量
- 11、波形信道及其信道容量

1、信道模型与信道分类



常见的分类方法有以下几种:

(1) 根据信号在时间和幅值上的离散或连续来划分

信道	时间离散信道	时间离散、幅值离散信道 简称 离散信道 (discrete channel)
		时间离散、幅值连续信道 简称 连续信道 (continuous channel)
	时间连续信道	时间连续、幅值离散信道
		时间连续、幅值连续信道 简称 波形信道 (waveform channel)

(2) 根据信道的记忆特性划分

无记忆信道 信道当前的输出只与当前的输入有关。

有记忆信道 信道当前的输出不但与当前的输入有关，还与当前时刻以前的输入有关。

(3) 根据信道的输入/输出的关系划分

无噪声信道 信道的输入/输出关系是确定关系。

有噪声信道 信道的输入/输出关系是统计依存关系。

(4) 根据信道物理组成划分

可分为很多类，较常见的有：有线信道、无线信道、光纤信道等

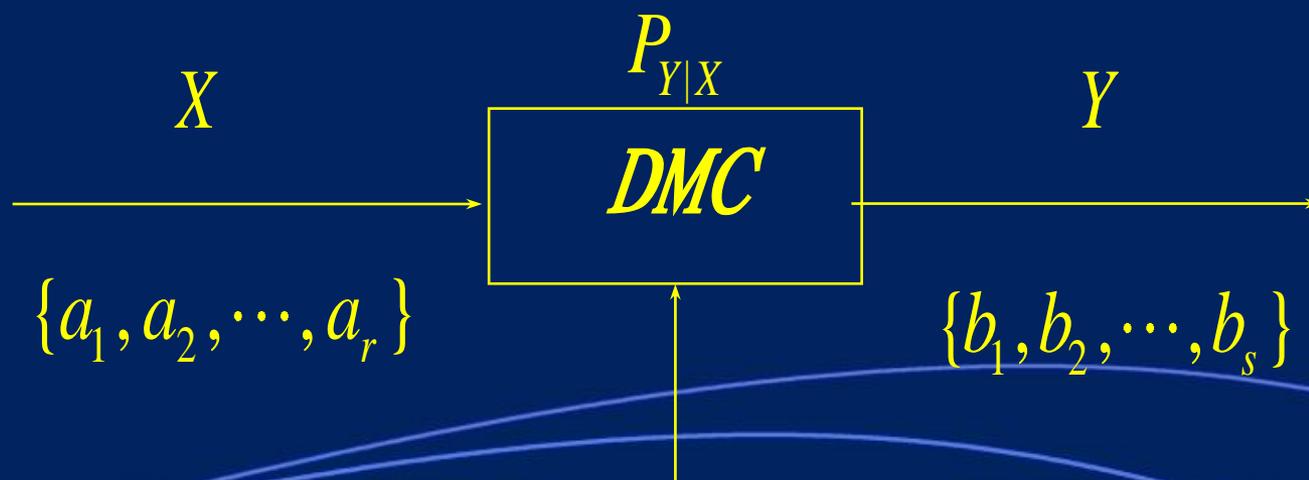
(5) 根据信道的用户类型划分

两端（单用户）信道 只有一个输入端和一个输出端的单向信道。

多端（多用户）信道 有多个输入端和多个输出端的单向或双向信道。



2、离散无记忆信道 (*DMC*, discrete memoryless channel)



*DMC*的数学模型记为

$$\{X, P_{Y|X}, Y\}$$

转移（概率）矩阵

$$[P_{Y|X}] = \begin{matrix} & \begin{matrix} b_1 & b_2 & \cdots & b_s \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} P(b_1 | a_1) & P(b_2 | a_1) & \cdots & P(b_s | a_1) \\ P(b_1 | a_2) & P(b_2 | a_2) & \cdots & P(b_s | a_2) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ P(b_1 | a_r) & P(b_2 | a_r) & \cdots & P(b_s | a_r) \end{bmatrix} & \begin{matrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_r \end{matrix} \end{matrix}$$

信道加一个输入，必然会产生一个输出，因此，转移矩阵中各行s个转移概率自身是完备的，即各行s个转移概率之和为1。

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

3、概率关系

输入概率: $P(a_i); i = 1, 2, \dots, r$

输出概率: $P(b_j); j = 1, 2, \dots, s$

联合概率: $P(a_i, b_j); i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s$

转移概率: $P(b_j | a_i); i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s$

后验概率: $P(a_i | b_j); i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s$

根据概率的乘法公式:

$$P(a_i, b_j) = P(a_i)P(b_j | a_i) = P(b_j)P(a_i | b_j)$$

得到联合概率矩阵:

$$[P_{XY}] = \begin{matrix} & \begin{matrix} b_1 & b_2 & \cdots & b_s \end{matrix} \\ \begin{matrix} P(a_1, b_1) & P(a_1, b_2) & \cdots & P(a_1, b_s) \\ P(a_2, b_1) & P(a_2, b_2) & \cdots & P(a_2, b_s) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ P(a_r, b_1) & P(a_r, b_2) & \cdots & P(a_r, b_s) \end{matrix} & \begin{matrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_r \end{matrix} \end{matrix}$$

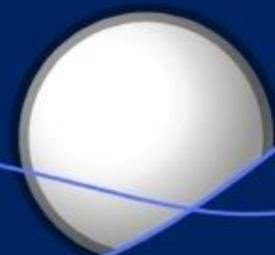
$[P_{XY}]$ 的第*i*行元素相加得输入概率 $P(a_i)$

的第*j*列元素相加得输出概率 $P(b_j)$

将 $[P_{XY}]$ 的第*j*列除以 $P(b_j)$, 得到后验概率矩阵:

$$[P_{X|Y}] = \begin{matrix} & b_1 & b_2 & \cdots & b_s \\ \begin{bmatrix} P(a_1 | b_1) & P(a_1 | b_2) & \cdots & P(a_1 | b_s) \\ P(a_2 | b_1) & P(a_2 | b_2) & \cdots & P(a_2 | b_s) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ P(a_r | b_1) & P(a_r | b_2) & \cdots & P(a_r | b_s) \end{bmatrix} & a_1 \\ & a_2 \\ & \vdots \\ & a_r \end{matrix}$$

$$[P_Y] = [P_X][P_{YX}]$$



4、信道的疑义度、散布度和平均互信息

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

X的实用信息 损失的部分

$H(X|Y)$ 既代表收到输出Y后对输入X还存有的疑义，又代表信道在传输过程中的信息损失，因此，通常把 $H(X|Y)$ 称为信道的疑义度或损失熵。

$$\begin{aligned} H(X | Y) &= \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i, b_j) I(a_i | b_j) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i, b_j) \log \frac{1}{P(a_i | b_j)} \\ &= \sum_{j=1}^s P(b_j) \sum_{i=1}^r P(a_i | b_j) \log \frac{1}{P(a_i | b_j)} = \sum_{j=1}^s P(b_j) H(X | Y = b_j) \end{aligned}$$

无损信道：损失熵为零的信道。

根据平均互信息的另一表达式

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

化为 $H(Y) = I(X;Y) + H(Y|X)$

$H(Y)$: 输出Y中含有的全部信息

$I(X;Y)$: 关于X的信息也包含由噪声引入的无用信息。

$H(Y|X)$: 信道的散布度或噪声熵，表明信道因噪声干扰所呈现的无序性程度。

$H(Y|X)$ 是条件自信息量 $I(b_j|a_i)$ 的统计平均:

$$\begin{aligned} H(Y|X) &= \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i, b_j) I(b_j|a_i) \\ &= \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i, b_j) \log \frac{1}{P(b_j|a_i)} \\ &= \sum_{i=1}^r P(a_i) \sum_{j=1}^s P(b_j|a_i) \log \frac{1}{P(b_j|a_i)} \\ &= \sum_{i=1}^r P(a_i) H(Y|X = a_i) \end{aligned}$$

噪声熵为零的信道称为确定信道。



5、平均互信息的性质

非负性: $I(X;Y) \geq 0$

极值性: $I(X;Y) = H(X) - H(X|Y) \leq H(X)$

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

凸状性: 由
$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i)P(b_j|a_i) \log \frac{P(b_j|a_i)}{P(b_j)}$$
$$= \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i)P(b_j|a_i) \log \frac{P(b_j|a_i)}{\sum_{i=1}^r P(a_i)P(b_j|a_i)}$$

$I(X;Y)$ 可看成信道输入 X 的概率矢量 $P_X = \{P(a_i)\}_i$

和信道转移概率矢量 $P_{Y|X} = \{P(b_j|a_i)\}_{i,j}$ 的函数,

可以记为 $I(P_X, P_{Y|X})$

定理 如果信道给定（即给定 $P_{Y|X}$ ），那么 $I(P_X, P_{Y|X})$ 是输入概率 P_X 的上凸函数。

定理 如果信源给定（即给定 P_X ），那么 $I(P_X, P_{Y|X})$ 是转移概率 $P_{Y|X}$ 的下凸函数。



6、信道容量C

(1) 信道容量的定义

信道的信息率 R ，就是信道的平均互信息量：

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

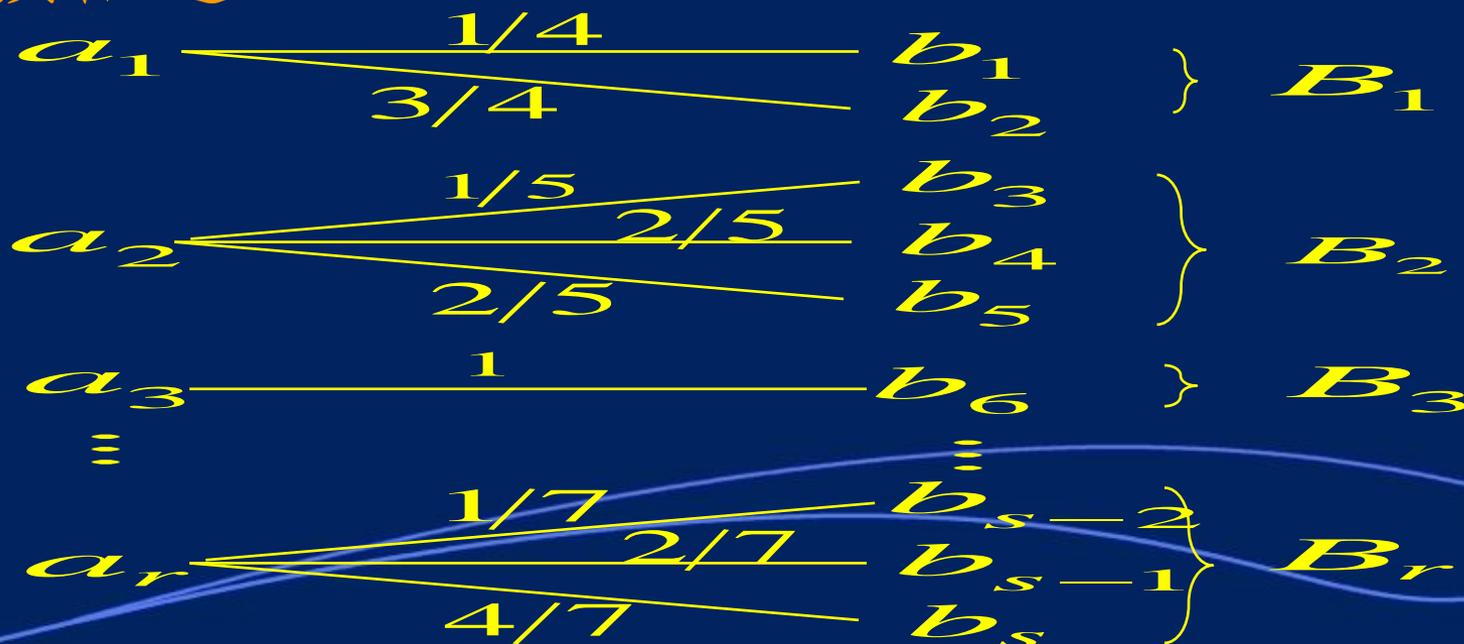
对于给定的信道，总存在一种信源分布（其概率分布为 P_X^* ），使信道的信息率 R 达到最大。这个最大的信息率定义为该信道的信道容量，记为 C ，即：

$$C = \max_{P_X} R = \max_{P_X} I(X;Y) \text{ bit/符号}$$

使得给定信道的达到信道容量的输入分布，称为最佳输入(概率)分布，记为 P_X^*

2) 几种特殊离散信道的信道容量

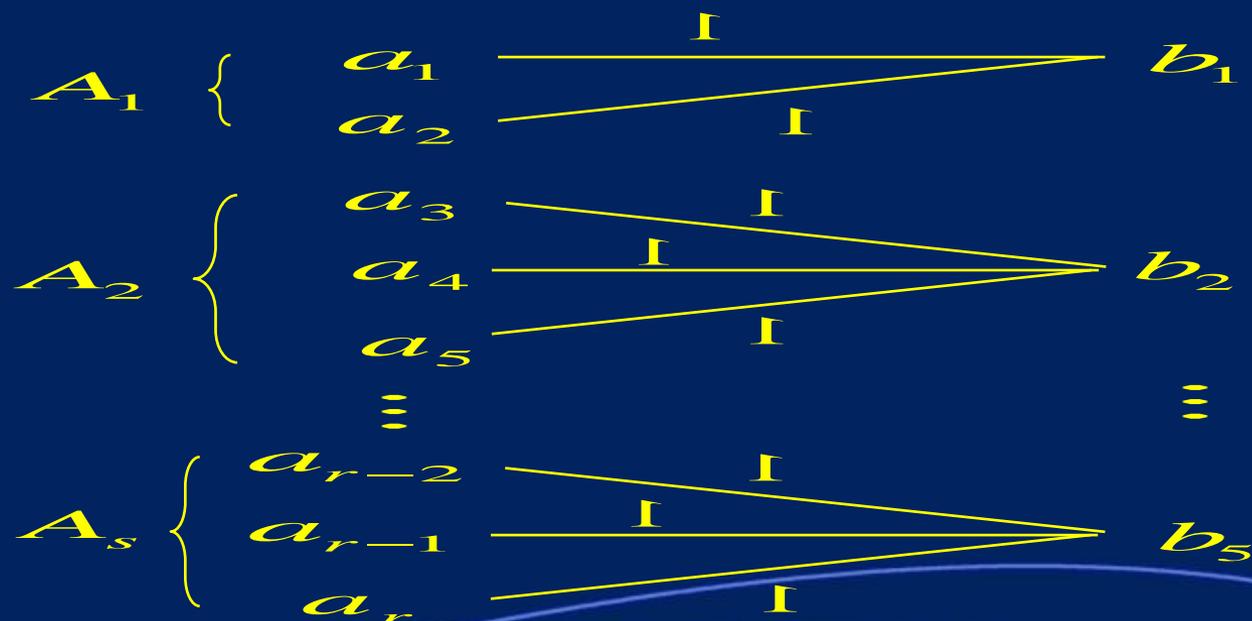
无损信道



信道容量为:

$$C = \max_{P_X} I(X;Y) = \max_{P_X} H(X) = H(X) \Big|_{P(a_i)=1/r} = \log r$$

无噪信道



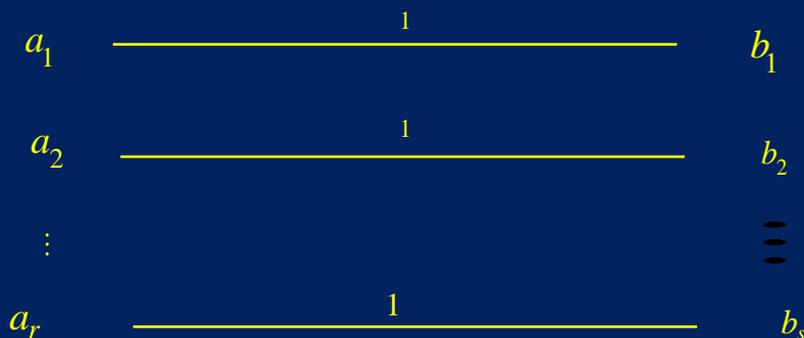
$H(Y|X)=0$ ，平均互信息量与输出熵相等：

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

当输出 Y 等概率分布，信道容量为：

$$C = \max_{P_X} I(X;Y) = \max_{P_X} H(Y) = H(Y) \Big|_{P(b_j)=1/s} = \log s$$

无损确定信道



噪声熵和损失熵均为0:

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

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

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

显然，当输入等概率分布时，信道达到信道容量:

$$C = \max_{P_X} I(X; Y) = \max_{P_X} H(X) = H(X) \Big|_{P(a_i)=1/r} = \log r$$

(3) 离散对称信道的信道容量

离散输入对称信道

各行所对应的条件熵都相等，噪声熵也与输入概率无关：

则信道容量为：

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

离散对称信道

$$[P_{Y|X}] = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

当输入等概率分布，即输出

$$P(b_j) = \sum_{i=1}^r P(a_i, b_j) = \sum_{i=1}^r P(a_i)P(b_j | a_i) = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r P(b_j | a_i) = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r q_i = \text{常数}$$

所以，输出等概。信道容量

$$C = \log s - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s)$$

强对称信道

$$[P_{Y|X}] = \begin{bmatrix} \bar{p} & \frac{p}{r-1} & \frac{p}{r-1} & \cdots & \frac{p}{r-1} \\ \frac{p}{r-1} & \bar{p} & \frac{p}{r-1} & \cdots & \frac{p}{r-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{p}{r-1} & \frac{p}{r-1} & \frac{p}{r-1} & \cdots & \bar{p} \end{bmatrix}$$

最佳输入分布为等概率分布，信道容量为：

$$C = \log s - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s)$$

$$= \log r - H\left(\bar{p}, \frac{p}{r-1}, \dots, \frac{p}{r-1}\right)$$

$$= \log r + p \log \frac{p}{r-1} + (1-p) \log(1-p)$$

离散准对称信道

定理 对于准对称DMC, 当输入等概时达到信道容量。

$$C = -\sum_{k=1}^n s_k \left(\frac{M_k}{r} \right) \log \left(\frac{M_k}{r} \right) - H(p'_1, p'_2, \dots, p'_s)$$

(4) 一般DMC达到信道容量的充要条件

定理 (Kuhn-Tucker) 设 $f(x)$ 是定义在所有分量均非负的半 n 维空间上的上凸函数, 其中 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 假定 $f(x)$ 的一阶偏导数均存在, 且在定义空间上连续, 则 $f(x)$ 在定义空间上点 $x = x^*$ 处取最大值的充要条件是

$$\left. \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} \right|_{x=x^*} = 0, \quad \text{当 } x_i^* > 0 \text{ 时}$$

$$\left. \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} \right|_{x=x^*} \leq 0, \quad \text{当 } x_i^* = 0 \text{ 时}$$

偏互信息 (partial mutual information)

$$I(a_i; Y) = \sum_{j=1}^s P(b_j | a_i) \log \frac{P(b_j | a_i)}{P(b_j)}$$

代表从输出中得到的关于输入的信息

$$\begin{aligned} I(X; Y) &= \sum_{i=1}^r P(a_i) \sum_{j=1}^s P(b_j | a_i) \log \frac{P(b_j | a_i)}{P(b_j)} \\ &= \sum_{i=1}^r P(x_i) I(a_i; Y) \end{aligned}$$

定理 一般DMC $\{X, Y, P_{Y|X}\}$, 其平均互信息量 $I(X; Y)$ 在输入分布为

$$P_X^* = \{P^*(a_1), P^*(a_2), \dots, P^*(a_r)\}$$

时取最大值的充要条件是

$$I(a_i; Y) \Big|_{P_X = P_X^*} = C, \quad \text{当 } P^*(a_i) > 0 \text{ 时}$$

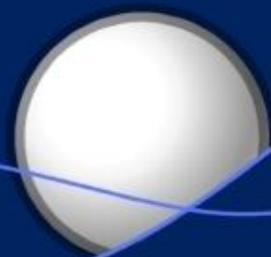
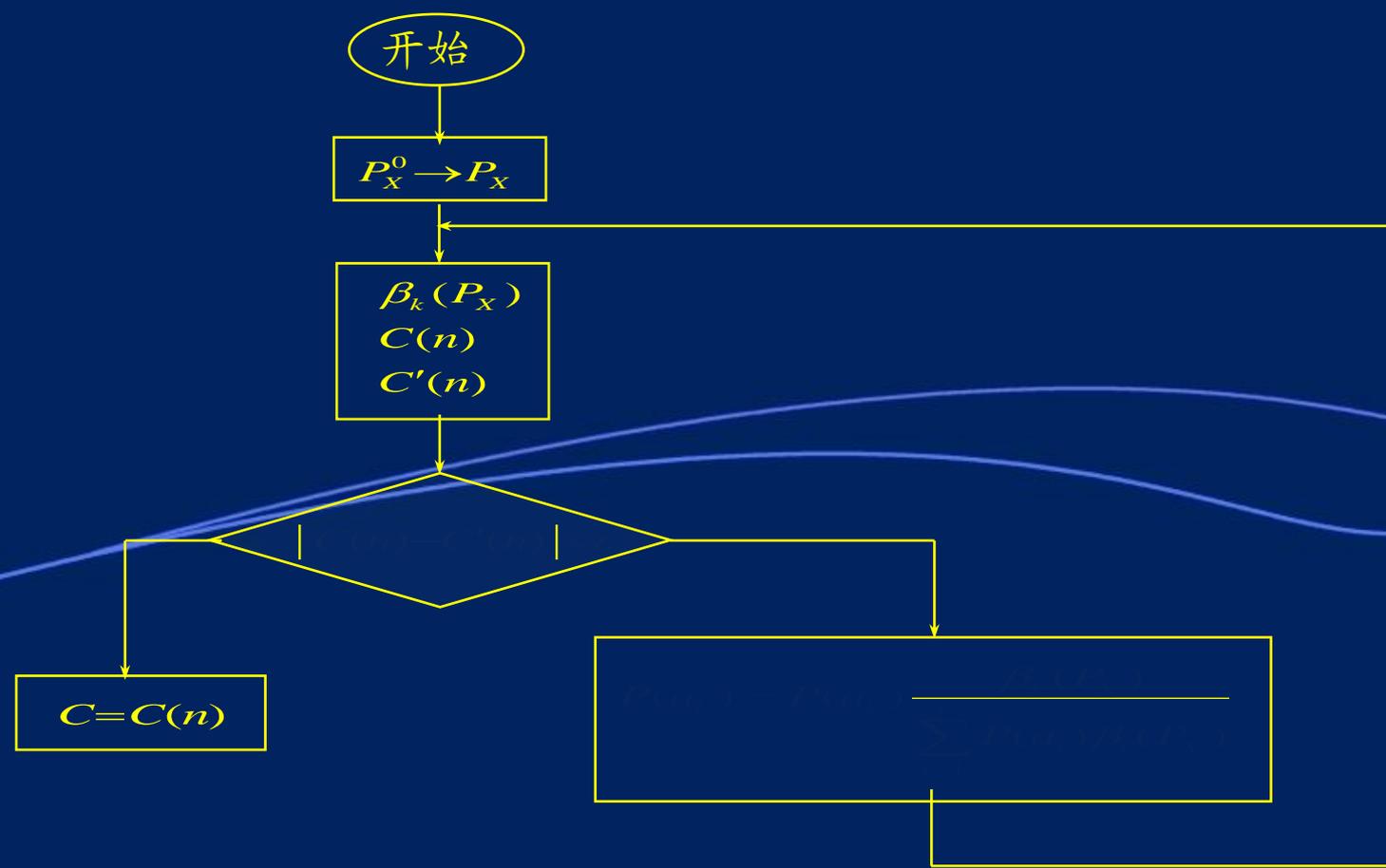
$$I(a_i; Y) \Big|_{P_X = P_X^*} \leq C, \quad \text{当 } P^*(a_i) = 0 \text{ 时}$$

其中, C 是信道容量。

定理说明, 当信道平均互信息量达到最大, 所有概率非零的输入符号都传送相同的平均互信息量。

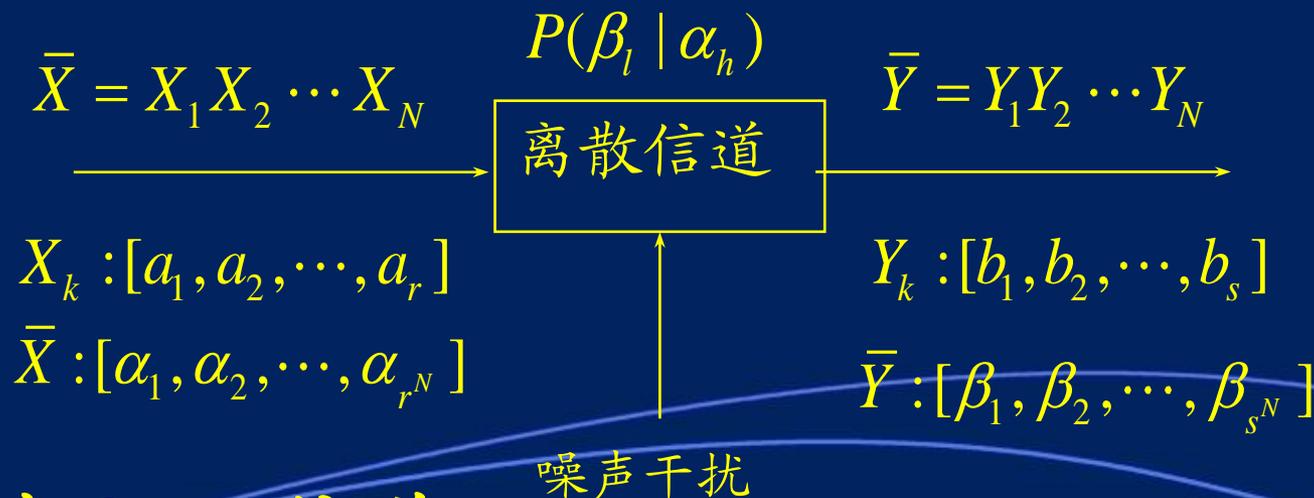
(5) 信道容量的迭代算法

迭代算法流程图



7、扩展信道及其信道容量

N次扩展信道的数学模型可记为 $\{\bar{X}, P_{\bar{Y}|\bar{X}}, \bar{Y}\}$



对于DMC信道

$$P(\beta_l | \alpha_h) = P(b_{l_1} b_{l_2} \dots b_{l_N} | a_{h_1} a_{h_2} \dots a_{h_N}) = \prod_{k=1}^N P(b_{l_k} | a_{h_k})$$

定理 信源发出的N元随机变量序列

$\bar{X} = X_1 X_2 \cdots X_N$, 通过信道传送, 输出N元随机变量序列 $\bar{Y} = Y_1 Y_2 \cdots Y_N$ 。若信道无记忆, 则有

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

定理 信源发出的N元随机变量序列

$\bar{X} = X_1 X_2 \cdots X_N$, 通过信道传送, 输出N元随机变量序列 $\bar{Y} = Y_1 Y_2 \cdots Y_N$ 。若信源无记忆, 则有

$$I(\bar{X}; \bar{Y}) \geq \sum_{k=1}^N I(X_k; Y_k)$$

推论 信源发出的N元随机变量序列

$\bar{X} = X_1 X_2 \cdots X_N$ ，通过信道传送，输出N元随机变量序列 $\bar{Y} = Y_1 Y_2 \cdots Y_N$ 。若信道和信源均无记忆，则有

$$I(\bar{X}; \bar{Y}) = \sum_{k=1}^N I(X_k; Y_k)$$

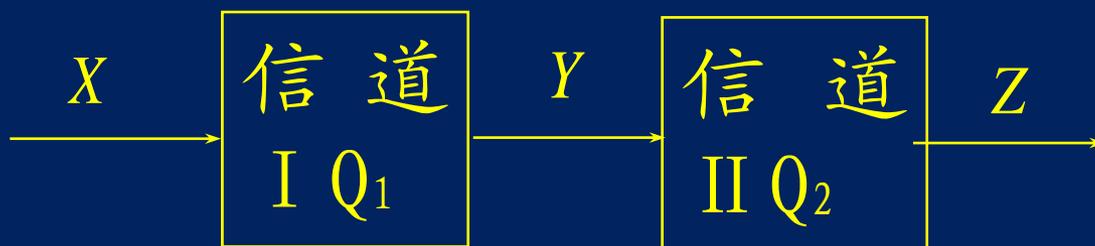
对于离散无记忆信道，次扩展信道的信道容量为

$$C^N = \max_{P_{\bar{X}}} I(\bar{X}; \bar{Y}) = \max_{P_{\bar{X}}} \sum_{k=1}^N I(X_k; Y_k) = \sum_{k=1}^N \max_{P_X} I(X_k; Y_k) = \sum_{k=1}^N C_k = NC$$



8 信道的组合

(1) 串联信道



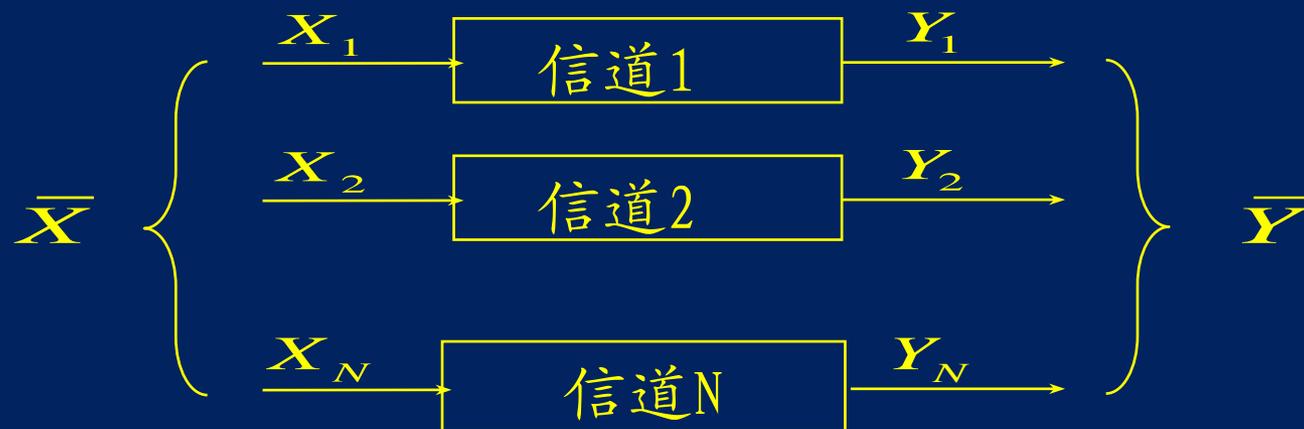
定理 若随机变量 XYZ 组成马尔可夫链, 则有

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

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

信息不增性原理: 通过信道的信息不会增加

(2) 独立并联信道



等效成一个N次扩展信道 $\{\bar{X}, P_{\bar{X}|\bar{Y}}, \bar{Y}\}$,
等效信道是无记忆的, 平均互信息量满足

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

独立并联信道的信道容量为

$$C = \max_{P_{\bar{X}}} I(\bar{X}; \bar{Y}) = \max \sum_{k=1}^N I(X_k; Y_k) = \sum_{k=1}^N C_k$$

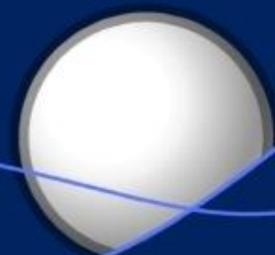


9、信道剩余度

$$C - I(X; Y)$$

信道相对剩余度

$$\frac{C - I(X; Y)}{C} \times 100\%$$



10、连续信道的信道容量

连续信道是时间离散、幅值连续的信道。



连续信道的数学模型 $\{X, f_{Y|X}(y|x), Y\}$

统计特性由转移概率密度函数

$f_{Y|X}(y|x)$ 描述，满足如下约束条件：

$$\int_{\mathcal{R}} f_{Y|X}(y|x) dy = 1$$

多维连续信道的数学模型记为 $\{\bar{X}, f_{\bar{Y}|\bar{X}}(\bar{y}|\bar{x}), \bar{Y}\}$

加性噪声信道的信道容量表达式

对于加性高斯噪声信道 $Y = X + Z$

根据概率论知识，可推导出联合概率密度函数为 $f_{XY}(x, y) = f_{XZ}(x, z) = f_X(x)f_Z(z)$

因此信道的转移概率密度函数：

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{f_{XY}(x, y)}{f_X(x)} = \frac{f_X(x)f_Z(z)}{f_X(x)} = f_Z(z) = f_Z(y-x)$$

加性高斯噪声信道的信道容量为

$$\begin{aligned} C(P_S) &= \frac{1}{2} \log \left[2\pi e (P_S + P_N) \right] - \frac{1}{2} \log (2\pi e P_N) \\ &= \frac{1}{2} \log \left(1 + \frac{P_S}{P_N} \right) \end{aligned}$$



11、波形信道及其信道容量

波形信道 (waveform channel)：输入/输出随时间连续取值、且取值集合是连续区间的信道。

波形信道 → 采样 (在持续时间内采 N 个样点) → 连续信道 → N 趋近于 ∞ 。

波形信道的平均互信息量

$$I(X(t); Y(t)) = \lim_{N \rightarrow \infty} I(\bar{X}; \bar{Y}) = \lim_{N \rightarrow \infty} I(X_1 X_2 \cdots X_N; Y_1 Y_2 \cdots Y_N)$$

持续时间为 T 的波形信道的信道容量为

$$C_T(P_S) = \lim_{N \rightarrow \infty} \max_{f_{\bar{X}}(\bar{x})} \{ I(\bar{X}; \bar{Y}); E(\bar{X}^2) \leq P_S \}$$

带限、加性高斯白噪声信道（无记忆）

$$I(X(t);Y(t)) = I(\bar{X};\bar{Y}) \leq \sum_{k=1}^{2BT} I(X_k;Y_k) \leq \sum C_k = \frac{1}{2} \sum \log\left(1 + \frac{P_{S_k}}{N_0/2}\right)$$

当所有输入分量的平均功率 P_{S_k} 都相等时，出现最大值。

$$\text{信道容量为 } C_T(P_S) = BT \log\left(1 + \frac{P_S}{N_0 B}\right) \text{ bit / Ts}$$

单位化为 “bit / s”，则为

$$C(P_S) = B \log\left(1 + \frac{P_S}{N_0 B}\right) \text{ bit / s}$$

上式就是有名的香农信道容量公式。