



哈爾濱工業大學(深圳)  
HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY, SHENZHEN

# 通 信 安 全

## L2—信息论基础



- 教师：崔爱娇
- 编号：ELEC3019
- 学时：32学时



# 概要



## 信息论基础

信息的特征

信息量

保密通信系统

小结

## 信息论基础

信息的特征

信息量

保密通信系统

小结

# 信息的特征



信息奠基人香农认为：信息是用来消除随机不确定性的东西。[1]



依附性



可再生



可传递性



可贮存性



[1] Claud Shannon, “A mathematical theory of communication,” in *Bell System Technical Journal*, 1948.

# 信息的特征



可压缩性



可共享性



可预测性

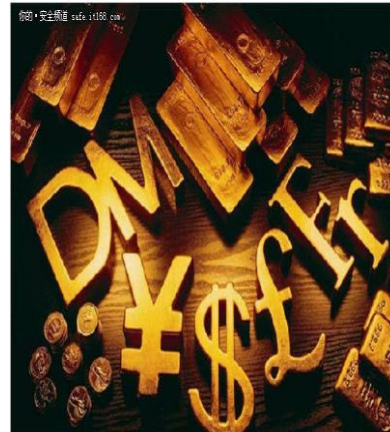


有效性和无效性

# 信息的特征



可处理性



有价值

# 概要



## 信息论基础

信息的特征

信息量

保密通信系统

小结



# 信息量



信息：指音讯、消息、通讯系统传输和处理的对象，泛指人类社会传播的一切内容[1]

信息可以被量化吗？



信息量：信息多少的量度。[2]

信息量  $\xleftrightarrow{\text{直接}}$  不确定性

⚡ 信息量的度量就等于不确定性的多少

$I(x) \rightarrow p(x)$  单调函数；  $I(x,y) = I(x) + I(y)$ ,  $p(x,y) = p(x)p(y)$

$I(x) = -\log p(x)$  负号是用来保证信息量是正数或者零，基数为2，信息单位bits



$I(x)$ :也被称为自信息量：随机变量的某个事件发生所带来的信息量。

单调关系图？





# 信息熵



平均信息量：
$$H(X) = -\sum_x p(x) \log p(x) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i)$$



$H(x)$ : 随机变量 $x$ 的熵, 它表示随机变量不确定性;  
对所有可能发生的事件产生的信息量的期望。

- 随机变量的取值个数越多, 状态数也就越多, 信息熵就越大, 混乱程度就越大;
- 当随机分布为均匀分布时, 熵最大;
- $0 \leq H(x) \leq \log n$
- 熵只依赖于随机变量的分布, 与随机变量取值无关, 所以也可以将  $X$  的熵记作  $H(p)$
- 令  $0 \log 0 = 0$  (因为某个取值概率可能为0)。

一维——多维



联合熵：
$$H(X, Y) = -\sum_{x, y} p(x, y) \log p(x, y) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i, y_j) \log p(x_i, y_j)$$



# 性质

Eg1. 考虑一个随机变量  $x$ 。这个随机变量有4种可能的状态，每个状态都是等可能的。为了把  $x$  的值传给接收者，我们需要传输几比特的消息？

$$H(X) = -4 \times \frac{1}{4} \log_2 \frac{1}{4} = 2bits$$

Eg2. 现在考虑一个具有4种可能的状态  $\{a, b, c, d\}$  的随机变量，每个状态各自的概率为  $(1/2, 1/4, 1/8, 1/8)$

$$H(X) = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{4} \log_2 \frac{1}{4} - \frac{1}{8} \log_2 \frac{1}{8} - \frac{1}{8} \log_2 \frac{1}{8} = 1.75bits$$

**非均匀分布比均匀分布的熵要小**

非均匀分布比均匀分布的熵要小

???

使用更短的编码来描述更可能的事件，使用更长的编码来描述不太可能的事件。

Eg2.现在考虑一个具有4种可能的状态  $\{a, b, c, d\}$  的随机变量，每个状态各自的概率为  $(1/2, 1/4, 1/8, 1/8)$

0、10、110、111来表示状态  $\{a, b, c, d\}$ 。传输的编码的平均长度就是

$$\text{平均码长} = \frac{1}{2} \times 1 + \frac{1}{4} \times 2 + \frac{1}{8} \times 3 \times 2 = 1.75 \text{bits}$$

熵和最短编码长度的关系??

香农编码定理表明：

熵是传输一个随机变量状态值所需的比特位下界（最短平均编码长度）

信息熵可应用在信息压缩领域。



# 条件熵



条件熵 $H(Y|X)$ ：表示在已知随机变量 $X$ 的条件下随机变量 $Y$ 的不确定性。

$H(Y|X)$  定义为 $X$  给定条件下 $Y$  的条件概率分布的熵对 $X$  的数学期望。

$$H(Y|X) = - \sum_{x,y} p(x,y) \log p(y|x)$$

- 条件熵相当于联合熵 $H(X,Y)$ 减去单独的熵 $H(X)$ ，即 $H(Y|X) = H(X,Y) - H(X)$
- 描述 $X$ 和 $Y$ 所需的信息是描述 $X$ 自己所需的信息，加上给定 $X$ 的条件下具体化 $Y$ 所需的额外信息；



# 熵的性质

## 1. 非负性

$H(x) \geq 0$ 。事件概率为1时，熵为0。

## 2. 可加性

统计独立的信源，联合信源的熵等于它们各自的熵之和。

## 3. 对称性

熵与具体自变量的出现位置的差异无关。熵只与随机变量的总体结构有关，与信源总体的统计特性有关。

## 4. 最大熵特性（极值性）

信源各状态为等概率分布时，熵值最大。  $H(x) \leq \log n$

# 互信息量

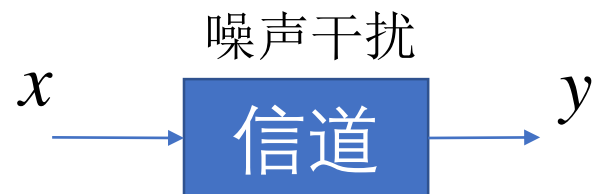


互信息：一个随机变量中包含的关于另一个随机变量的信息量，或者说是一个随机变量由于已知另一个随机变量而减少的不肯定性。

$$I(x; y) = H(x) - H(x / y)$$



它反映了处理器处理信息的能力

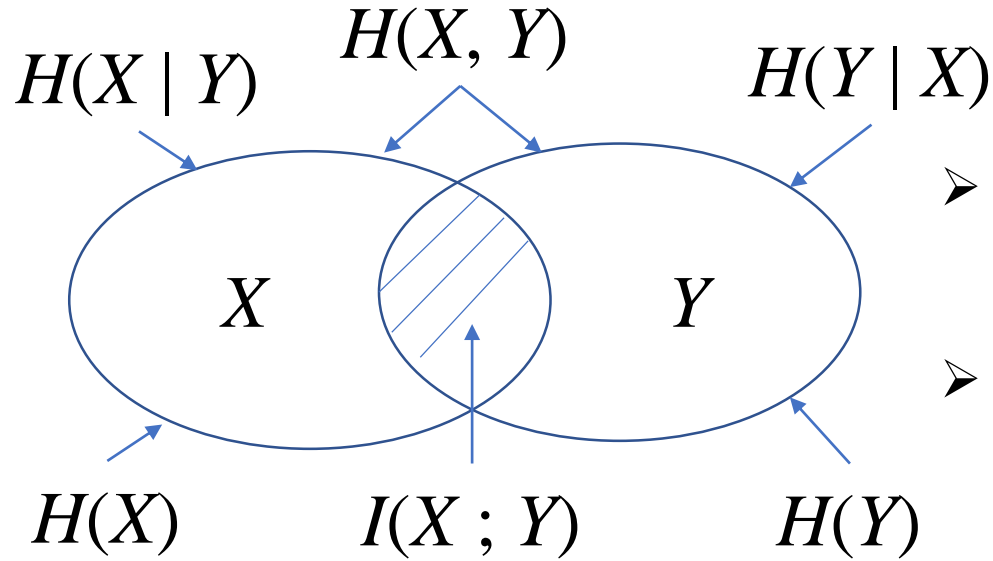


先验概率：信源发出 $x$ 的概率 $p(x)$

后验概率：信宿收到 $y$ 后推测信源发出 $x$ 的概率

$y$  对  $x$  的互信息： $x$  的后验概率与先验概率比值的对数

# 互信息量



- 信息接受处理后，必能减少事件的不确定性（增加负熵，至多不变）；
- 处理次数足够多的，不确定量一定趋于零，根本上消除不确定性。

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

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

$$= H(X) + H(Y) - H(X, Y)$$

$$= \sum_x p(x) \log \frac{1}{p(x)} + \sum_y p(y) \log \frac{1}{p(y)} - \sum_{x,y} p(x, y) \log \frac{1}{p(x, y)}$$

$$= \sum_{x,y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}$$



# 互信息的性质

1. 对称性  $I(x; y) = I(y; x)$

2.  $x$  与  $y$  独立时,  $I(x; y) = 0$

3. 非负性,  $I(x; y) \geq 0$



# 概要



## 信息论基础

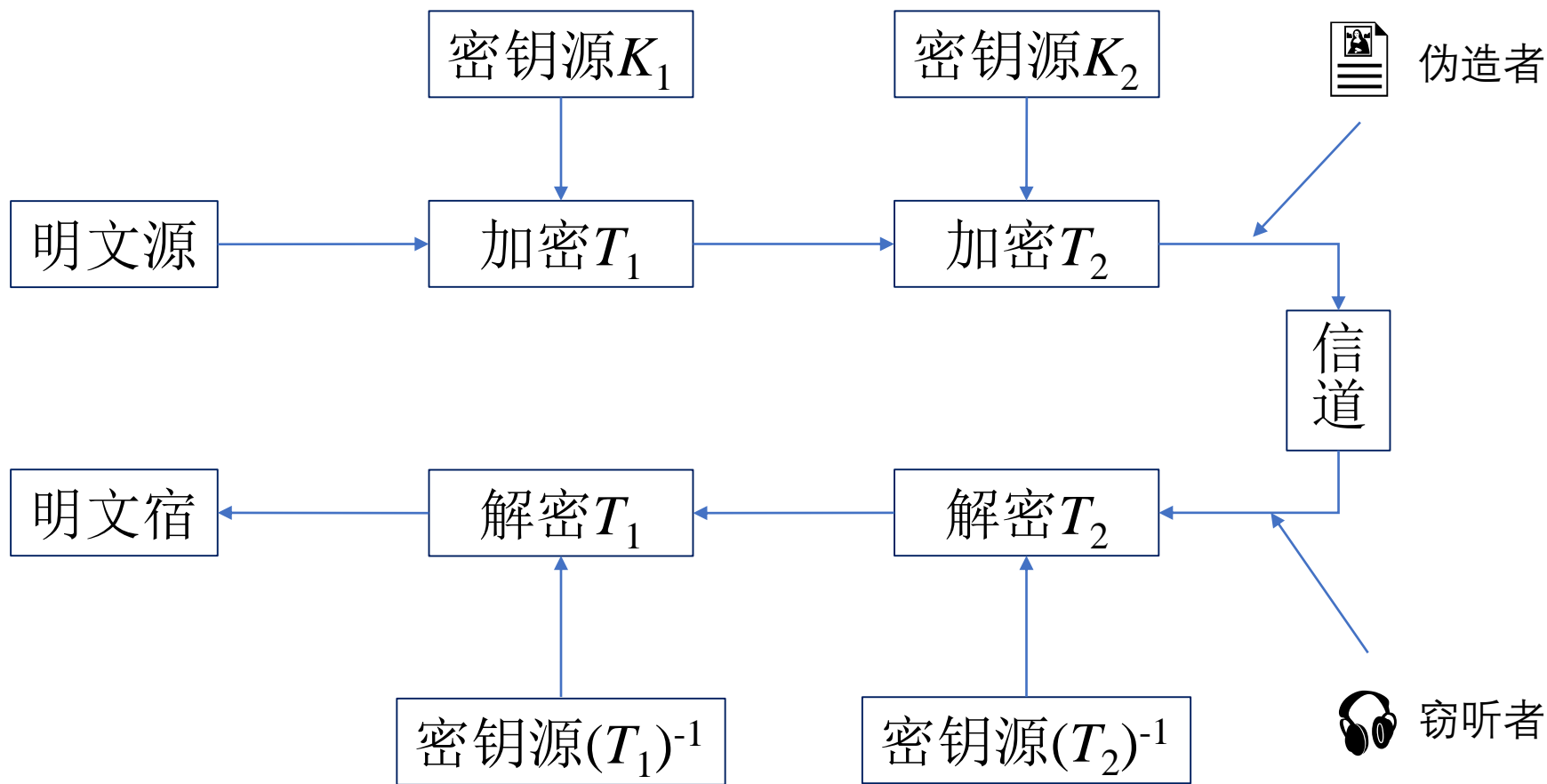
信息的特征

信息量

保密通信系统

小结

# 保密通信结构

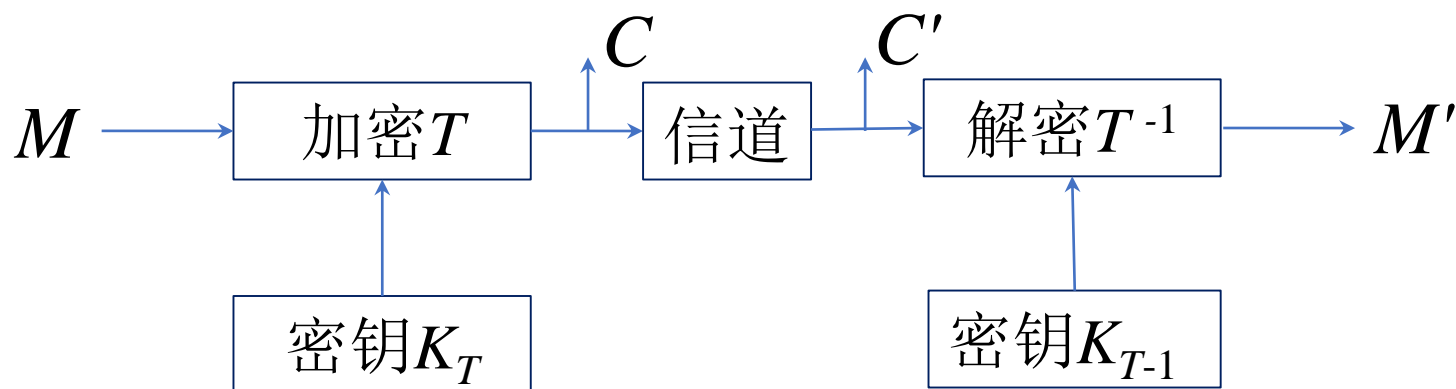




# 香农保密定理

保密系统需满足的两个要求：

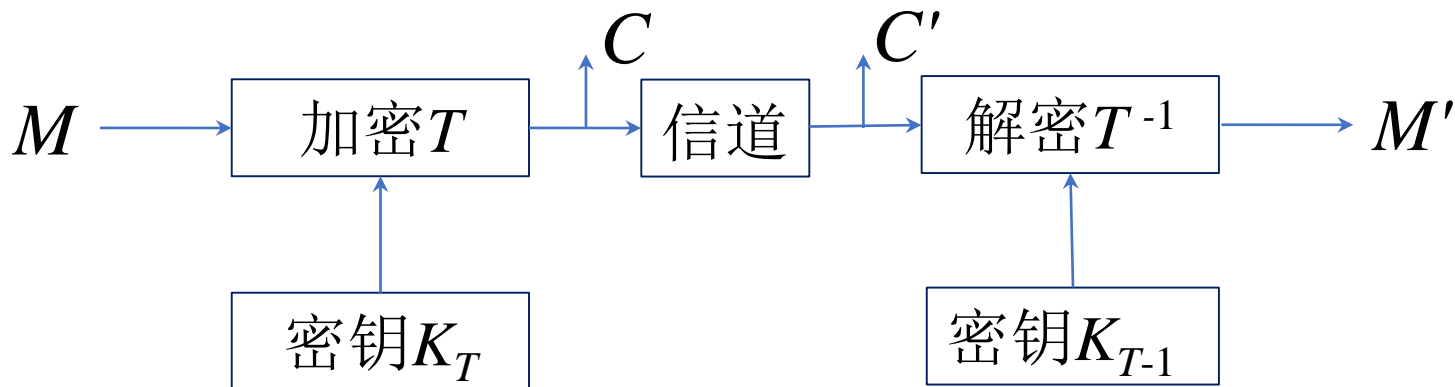
- 1) 非目的用户不能通过密文直接获得明文；
- 2) 目的用户通过密钥解密密文获得明文。



定理： 不考虑信道干扰等条件下，具有加、解密对  $(T, T_1)$  的保密通信系统，当明文和密文互相独立时，系统达到完全保密状态；当加密与解密的关系满足  $T_1=T^{-1}$  时，保密系统对目的用户能完全获得发送信息。



# 香农保密定理



一个完全保密系统的充要条件:

$$I(M; C') = 0 \quad (\text{非目的用户})$$

$$H(M) = H(M') \quad (\text{目的用户})$$

$$C = C'$$

$$I(M; C') = H(M) - H(M | C') = H(M) - H(M | C) = 0$$

$$H(M) = H(M | C) \rightarrow p(m) = p(m|c) \quad \text{明文与密文互相独立!}$$

$$H(M') = H(T_1(C')) = H(T_1(C)) = H(T_1(T(M))) = H(M)$$

$$T_1(T(M)) = T_1 T(M) = M \rightarrow T_1 = T^{-1}$$

# 概要



## 信息论基础

信息的特征

信息量

保密通信系统

小结

# 作业



1. 信源消息 $X=\{0,1,2\}$ 的概率模型如下:  $p(x_i=0)=1/3, p(x_i=1)=1/6, p(x_i=2)=1/2$ , 计算该信源各消息的自信息量。

2. 根据下图的信源概率信息, 计算信源的熵。

$x_i$	000	001	010	011	100	101	110	111
$q(x_i)$	1/4	1/4	1/8	1/8	1/16	1/16	1/16	1/16

3. 当信源的 $n$ 个消息均匀分布时, 熵 $H(X)$ 最大, 据此, 请计算 $H(X)$  的最大值。

4. 从互信息的角度, 阐述处理器与输入输出信号之间的关系。