

2.1 掷硬币。抛掷一枚均匀的硬币，直到第一次出现正面为止，设 X 表示所需的抛掷次数

(a)求熵 $H(X)$ ，单位为比特。下面的两个表达式可能会用到：

$$\sum_{n=0}^{\infty} r^n = \frac{1}{(1-r)}, \sum_{n=0}^{\infty} nr^n = \frac{r}{(1-r)^2}$$

(b)假定随机变量 X 服从该分布。试找出一个“有效”的是否型问题序列，其问题形式如“ X 包含于集合 S 吗”，将 $H(X)$ 与确定 X 取值所需问题数的期望值进行比较。

解：

(a)

根据题意我们知道这是一个典型的几何分布：在伯努利试验中，记每次试验中事件 A 发生的概率为 p ，试验进行到事件 A 出现时停止，此时所进行的试验次数为 X ，其分布列为：

$P(X = k) = (1-p)^{k-1} p, k = 1, 2, \dots$ 因此，我们有：

$$\begin{aligned} H(X) &= -\sum_{n=1}^{\infty} p(1-p)^{n-1} \log(p(1-p)^{n-1}) \\ &= -\left[\sum_{n=0}^{\infty} p(1-p)^{n-1} \log p + \sum_{n=0}^{\infty} (n-1) p(1-p)^{n-1} \log(1-p) \right] \\ &= \frac{-p \log p}{p} - \frac{(1-p) \log(1-p)}{p} \\ &= H(p) / p \text{ bits.} \end{aligned}$$

又 $p = 1/2$ ， $H(X) = 2 \text{ bits}$

(b) 啥意思没读懂题目

2.2 函数的熵。设 X 是取有限个值的随机变量。如果

(a) $Y = 2^X$ (b) $Y = \cos X$

$H(X)$ 和 $H(Y)$ 的不等关系(或一般关系)是什么？

解：

事实上本题可直接利用下面的**习题 4**，即随机变量函数的熵， $Y = g(X) \Rightarrow H(Y) \leq H(X)$

当且仅当 X 和 $g(X)$ 一一对应时等式成立。但我们希望从另一个角度进行严格推导。

因为：

$H(X) = -\sum_x p(x) \log p(x)$ 因此，我们需要找到 $p(x)$ 与 $p(y)$ 之间的关系。

而根据题意 Y 都是关于 X 的函数，即 $y = f(x)$ ，而根据离散型随机变量的函数分布计算公

式: $p(y) = \sum_{x \in \{y=f(x)\}} p(x)$, 接下来的变形没想到, 重新做。。。

2.3 最小熵。求 $H(p_1, \dots, p_n) = H(\mathbf{p})$ 的最小值, 其中 \mathbf{p} 的取值域为 n 维概率向量集合。请找出所有达到这个最小值时的 \mathbf{p} 。

根据熵的极值性我们知道, 当取等概的时候, 熵最大。而本题是想要我们找到最小值, 根据

$H(\mathbf{P}) = -\sum_i p_i \log p_i \geq 0$ 因此最小值如果能取到 0, 那么本题就解决了。而我们知道当

$p_i = 1$ 时, $p_j = 0, i \neq j$, 刚好取到。又因为 p_i 的取值范围是 n 维概率向量集合, 因此

$$\mathbf{p} = (1, 0, \dots, 0), (0, 1, \dots, 0), \dots, (0, 0, \dots, 1)$$

2.4 随机变量的函数的熵, 设 X 为离散型随机变量。请通过验证如下步骤证明 X 的函数的熵必小于或等于 X 的熵:

$$\begin{aligned} H(X, g(X)) &= H(X) + H(g(X)|X) \\ &= H(X) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} H(X, g(X)) &= H(g(X)) + H(X|g(X)) \\ &\geq H(X) \end{aligned}$$

因有 $H(g(X)) \leq H(X)$ 。

解:

证明: 因为

$$\begin{aligned} H(X, g(X)) &= H(X) + H(g(X)|X) \\ &= H(X) + \sum_x p(x) H(g(X)|X=x) \end{aligned}$$

当 X 确定之后 $g(X)$ 是被唯一确定的, 因此 $H(g(X)|X=x) = 0$, 从而,

$$\begin{aligned} H(X, g(X)) &= H(X) + H(g(X)|X) \\ &= H(X) + 0 \\ &= H(X) \end{aligned} \tag{1}$$

又因为

$$H(X, g(X)) = H(g(X)) + H(X|g(X))$$

$$\text{又 } H(X|g(X)) \geq 0$$

$$H(X, g(X)) = H(g(X)) + H(X|g(X)) \geq H(g(X)) \tag{2}$$

综 (1) 和 (2) 可得到 $H(g(X)) \leq H(X)$

2.5 零条件熵。证明: 若 $H(Y|X) = 0$, 则 Y 是 X 的函数 (即对于满足 $p(x) > 0$ 的任意 x , 仅存在一个可能取值 y , 使得 $p(x, y) > 0$)。

解：

证明：根据题意，我们首先想到用反证法来进行证明

假设对于任意满足 $p(x) > 0$ ，存在 y_1, y_2 使得 $p(x, y_1) > 0, p(x, y_2) > 0$

又因为 $p(x) = \sum_y p(X=x, Y=y) \geq p(x, y_1) + p(x, y_2) > 0$ ，因此

$$p(y_1 | x) = \frac{p(x, y_1)}{p(x)} > 0, p(y_2 | x) = \frac{p(x, y_2)}{p(x)} > 0$$

根据条件熵定义，我们有

$$\begin{aligned} H(Y | X) &= - \sum_x p(x) \sum_y p(y | x) \log p(y | x) \\ &\geq p(x) (-p(y_1 | x) \log p(y_1 | x) - p(y_2 | x) \log p(y_2 | x)) > 0 \end{aligned}$$

这与题意矛盾，因此原命题得证。

2.6 条件互信息与无条件互信息。试给出联合随机变量 X, Y 和 Z 的例子，使得

(a) $I(X; Y | Z) < I(X; Y)$;

(b) $I(X; Y | Z) > I(X; Y)$;

解：

(a)

$$I(X; Y | Z) < I(X; Y)$$

这个不等式首先会让我们想到课本：Theorem 2.8.1 最后一个推论：If $X \rightarrow Y \rightarrow Z$ then

$I(X; Y | Z) \leq I(X; Y)$ 当且仅当 X, Z 相互独立时等号成立。而我们恰恰不需要等号成立，因此我们需要找到 X 和 Z 相关的例子。因此我们假设 $Y=Z=X$ ，且 X 是服从伯努利分布 $B \sim (\frac{1}{2})$ ，则

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

$$I(X; Y | Z) = H(Y | Z) - H(Y | X, Z) = 0$$

因此有 $I(X; Y | Z) < I(X; Y)$

(b)

我们知道(a)中的不等式是本质上就是 Theorem 2.8.1 最后一个推论的特殊情况，条件是 X, Y, Z 构成马尔科夫链。那么我们很容易想到，当三者不构成马尔科夫链时，等式很可能不成立，即 $I(X; Y | Z) > I(X; Y)$ ，例如：设 X, Y 是相互独立的二元随机变量， $Z = X + Y$ 则

$$I(X; Y) = H(X) - H(X | Y) = 0$$

而

$$\begin{aligned} I(X;Y|Z) &= H(X|Z) - H(X|Y,Z) \\ &= H(X|Z) = P(Z=1)H(X|Z=1) = \frac{1}{2} \text{ bits} \end{aligned}$$

因此有: $I(X;Y|Z) > I(X;Y)$

2.7 硬币称重。假定有 n 枚硬币, 可能有一枚或者没有假币。如果是假币, 那么它的重量要么重于其他的硬币, 要么轻于其他的硬币。用天平对硬币称重。

(a) 若称重 k 次就能发现假币(如果存在), 且能正确判断出该假币是重于还是轻于其他硬币, 试求硬币数 n 的上界。

(b) (较难) 试给出对 12 枚硬币仅称 $k = 3$ 次就能发现假币的称重策略。

分析: 根据熵的可加性, 一个复合事件的不确定性可以通过多次试验逐步解除。如果每次实验所获的信息量都是可以获得的最大信息量, 那么所需要的实验次数就可以最少。基于这个原理考虑这个问题, 天平一次称重会有三种结果, 且每一种结果的概率都是 $1/3$, 那么进行一次称重所获的信息量是 x , k 次称重所获得的最大信息量是 kx 。如果一共有 n 个硬币, 且已知有一枚假币(不知道是否轻或重), 那么找到这枚假币所需的信息量是多少, 就是我们要求解的问题。

解:

(a)

方法一: 天平一次称重会有三种结果 (重, 相等, 轻), 且每一种结果的概率都是 $1/3$ 时, 熵最大 (等概的时候上最大) 为:

$$H(X) = -\frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} = \log_2 3$$

n 枚硬币, 一共有 $2n+1$ 中情况, 每种情况发生概率相等, $\frac{1}{2n+1}$ 因此信息量为 $\log_2(2n+1)$,

而每次使用天秤称, 信息量就会少 $\log_2 3$, 因此需要称 $k = \frac{\log_2(2n+1)}{\log_2 3}$

方法二:

本质上这其实是一个优化问题, 根据我们之前的分析, 可以建立一个优化模型

$$\begin{aligned} \min \quad & k \\ \text{s.t} \quad & k \log_2 3 \geq \log_2(2n+1) \\ & k \in N^+, n \geq 3 \end{aligned}$$

我们只需要设计一个算法求解上述优化问题即可。

(b) 分析: 12 枚硬币, 需要称 3 次给出结果, 我们需要设计三次称重方案:

这是一个很经典的数学问题, 查了一些资料, 还没整理好

2.8 有放回与无放回抽取。一个容器里面装有 r 个红球, w 个白球和 b 个黑球。若从容器中抽取 k 个球($k \geq 2$), 对有放回和无放回两种情形, 哪种情形的熵更大?请回答并给予证明。

解:

当求有放回时, 我们可以求得各个小球的概率, 本质上时无条件熵, 而有放回小球是条件熵, 并且不是相互独立, 根据, $H(X|Y) \leq H(X)$, 条件作用使熵减小, 因此, 有放回条件熵更小。

2.9 度量, 对于任意的 x 和 y , 满足

$$\rho(x, y) \geq 0$$

$$\rho(x, y) = \rho(y, x)$$

当且仅当 $x = y, \rho(x, y) = 0$

$$\rho(x, y) + \rho(y, z) \geq \rho(x, z)$$

则称函数 $\rho(x, y)$ 为一个度量。

(a) 证 $\rho(X, Y) = H(X|Y) + H(Y|X)$ 满足上述第一条、第二条和第四条性质。如果存在从 X 到 Y 的一对一函数映射, 我们说 $X = Y$, $\rho(X, Y)$ 也满足也满足第三条性质, 因而它是度量。

(b) 验证 $\rho(X, Y)$ 可表示为

$$\begin{aligned} \rho(X, Y) &= H(X) + H(Y) - 2I(X; Y) \\ &= H(X, Y) - I(X; Y) \\ &= 2H(X, Y) - H(X) - H(Y) \end{aligned}$$

解:

(a)

证明:

因为 $\rho(X, Y) = H(X|Y) + H(Y|X)$ 对于第一条因为条件熵大于等于 0, 所以

$$\rho(X, Y) \geq 0$$

对于第二条: $\rho(X, Y) = H(X|Y) + H(Y|X) = H(Y|X) + H(X|Y) = \rho(Y, X)$ 得证。

对于第四条:

$$\rho(X, Y) = H(X|Y) + H(Y|X)$$

$$\rho(Y, Z) = H(Y|Z) + H(Z|Y)$$

$$\rho(X, Z) = H(X|Z) + H(Z|X)$$

$$\Rightarrow \rho(X, Y) + \rho(Y, Z) = H(X|Y) + H(Y|X) + H(Y|Z) + H(Z|Y)$$

因此我们只需证明

$$H(X|Y) + H(Y|Z) \geq H(X|Z) \text{ 即可}$$

因为

$$H(X|Y) + H(Y|Z)$$

对于第四条：根据第五题，我们知道当 Y 是 X 的函数时我们有 $H(X|Y)=0$ ，因此当 $x=y$ 时

$$\rho(x, y) = 0$$

(b)

$$\text{因为 } \rho(X, Y) = H(X|Y) + H(Y|X) - H(X, Y)$$

$$\text{又 } I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) = I(Y; X) = H(Y) - H(Y|X)$$

$$\text{因此 } \rho(X, Y) = H(X) + H(Y) - 2I(X; Y)$$

$$\text{由 } H(X, Y) = H(X) + H(Y|X) \Rightarrow I(X; Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y)$$

因此有

$$\begin{aligned} \rho(X, Y) &= H(X) + H(Y) - 2I(X; Y) \\ &= H(X, Y) - I(X; Y) \\ &= 2H(X, Y) - H(X) - H(Y) \end{aligned}$$

证毕。

2.10 不相交组合的熵。 设离散型随机变量 X_1, X_2 的概率密度函数分别为 $p_1(\cdot), p_2(\cdot)$ 字母表分别为 $\mathcal{X}_1 = \{1, 2, \dots, m\}, \mathcal{X}_2 = \{m+1, \dots, n\}$ 。设

$$X = \begin{cases} X_1 & \text{概率为 } \alpha \\ X_2 & \text{概率为 } 1 - \alpha \end{cases}$$

试求 $H(X)$ 关于 $H(X_1), H(X_2)$ 和 α 表达式。

试对 α 进行最大化，证明 $2^{H(X)} \leq 2^{H(X_1)} + 2^{H(X_2)}$ 利用 $2^{H(X)}$ 为有效的字母表大小这个概念对此进行解释。

2.11 相关性的度量。 设 X_1, X_2 同分布，但不一定独立。设

$$\rho = 1 - \frac{H(X_2|X_1)}{H(X_1)}$$

证明 $\rho = \frac{I(X_1; X_2)}{H(X_1)}$ 。

证明 $0 \leq \rho \leq 1$ 。

何时 $\rho = 0$?

何时 $\rho = 1$?

解：

(1)

$$\begin{aligned}\rho &= 1 - \frac{H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} \\ &= \frac{H(X_1) - H(X_2 | X_1)}{H(X_1)}\end{aligned}$$

又因为 X_1 和 X_2 同分布，因此有 $H(X_1) = H(X_2)$ ，因此

$$\begin{aligned}\rho &= 1 - \frac{H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} = \frac{H(X_1) - H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} \\ &= \frac{H(X_2) - H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} \\ &= \frac{I(X_1; X_2)}{H(X_1)}\end{aligned}$$

(2)

因为 $I(X_1; X_2) = H(X_2) - H(X_2 | X_1) \geq 0$

因此有

$$\begin{aligned}0 &\leq H(X_2 | X_1) \leq H(X_2) = H(X_1) \\ \Rightarrow 0 &\leq \frac{H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} \leq 1\end{aligned}$$

$$\Rightarrow 0 \leq \rho = 1 - \frac{H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} \leq 1$$

(3)

$$\rho = 0 \Rightarrow \rho = \frac{I(X_2; X_1)}{H(X_1)} \Rightarrow I(X_2; X_1) = 0$$

根据定理 2.6.3 推论（互信息的非负性）对任意两个随机变量 X 和 Y 有： $I(X_2; X_1) \geq 0$ 当且仅当 X 和 Y 相互独立时等号成立。

(4)

$$\rho = 1 \Rightarrow \rho = \frac{H(X_2) - H(X_2 | X_1)}{H(X_1)} \Rightarrow H(X_2 | X_1) = 0 \text{ 根据题⑤当且仅当 } X_1 \text{ 是 } X_2 \text{ 的函数}$$

时，也就是一一映射的函数关系，反之也可以。

2.12 联合熵的例子。 设 $\rho(x, y)$ 由右表给出，

试计算：

(a) $H(X), H(Y)$

(b) $H(X|Y), H(Y|X)$

(c) $H(X, Y)$

X \ Y	0	1
0	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$
1	0	$\frac{1}{3}$

$$(d) H(Y) - H(Y|X)$$

$$(e) I(X; Y)$$

(f) 画出(a)~(e)中所有量的文氏图。

解：

(a) 根据边际概率公式我们有

$$p(x=0) = \sum_{y \in Y} p(0, y) = \frac{2}{3}$$

$$p(x=1) = \sum_{y \in Y} p(1, y) = \frac{1}{3}$$

$$\Rightarrow H(X) = -\frac{2}{3} \log \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log \frac{1}{3} = H(Y)$$

(b)

$$p(y=0) = \sum_{x \in X} p(x, 0) = \frac{1}{3}$$

$$p(y=1) = \sum_{x \in X} p(x, 1) = \frac{2}{3}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow H(X|Y) &= P(y=0)H(X|Y=0) + P(y=1)H(X|Y=1) \\ &= P(y=0) \sum_{x \in X} p(x|y) \log p(x|y) + P(y=1) \sum_{x \in X} p(x|y) \log p(x|y) \end{aligned}$$

又因为

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

$$\Rightarrow p(x=0|y=0) = \frac{p(x=0, y=0)}{p(y=0)} = \frac{\frac{1}{3}}{\frac{1}{3}} = 1$$

$$\Rightarrow p(x=1|y=0) = \frac{p(x=1, y=0)}{p(y=0)} = \frac{0}{\frac{1}{3}} = 0$$

$$\Rightarrow p(x=0|y=1) = \frac{p(x=0, y=1)}{p(y=1)} = \frac{\frac{1}{3}}{\frac{2}{3}} = \frac{1}{2}$$

$$\Rightarrow p(x=1|y=1) = \frac{p(x=1, y=1)}{p(y=1)} = \frac{\frac{1}{3}}{\frac{2}{3}} = \frac{1}{2}$$

$$\text{综上 } H(X|Y) = \frac{2}{3} \quad (H(X|Y) \text{ 同求})$$

(c)

$$\begin{aligned}
H(X, Y) &= - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log p(x, y) \\
&= p(x=0, y=0) \log p(x=0, y=0) + p(x=0, y=1) \log p(x=0, y=1) \\
&\quad + p(x=1, y=0) \log p(x=1, y=0) + p(x=1, y=1) \log p(x=1, y=1) \\
&= 3 \times \frac{1}{3} \log 3 = \log 3
\end{aligned}$$

(d) 根据 (a) 和 (b) 即可得 $H(Y) - H(Y|X)$ ，这里不再赘述。

(e) $I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) = H(Y) - H(Y|X)$ (同 e 中的答案)

(f) 课本上有，图就省略了。

2.13 不等式。 证明对任意的 $x > 0, \ln x \geq 1 - \frac{1}{x}$ 。

解：

此题有多种解法，在这里利用相对简单的一种即求导
令

$$\begin{aligned}
f(x) &= \ln x + \frac{1}{x} - 1 \\
\Rightarrow f'(x) &= \frac{x-1}{x^2}
\end{aligned}$$

因此在 $x \in (0, 1)$ $f(x)$ 单调递减 $x \in [1, \infty]$ $f(x)$ 单调递增，因此 $f(x=1) = 0$ 是最最小值

因此

$$\begin{aligned}
f(x) &\geq 0 \\
\Rightarrow \ln x &\geq 1 - \frac{1}{x}
\end{aligned}$$

2.14 和的熵。 设随机变量 X, Y 的取值分别为 x_1, x_2, \dots, x_r 和 y_1, y_2, \dots, y_s 设 $Z = X + Y$ 。

(a) 证明 $H(Z|X) = H(Y|X)$ ，并讨论如果 X, Y 独立；则 $H(Y) \leq H(Z)$ 及 $H(X) \leq H(Z)$

由此说明独立随机变量的和增加不确定度。

(b) 给出一个(必须是相关)随机变量例子，使得 $H(X) > H(Z)$ 且 $H(Y) > H(Z)$ 。

在什么条件下 $H(Z) = H(X) + H(Y)$?

解：

(a)

分析：这种我们只能根据定义来证明，要么证：左=右或者右=左

解：

$$\begin{aligned}
H(Z|X) &= - \sum_{x \in X} p(x) H(Z|X=x) \\
&\Rightarrow - \sum_{x \in X} p(x) \sum_{z \in Z} p(z=x+y|x) \log(p(z=x+y|x))
\end{aligned}$$

由概率论基本知识我们知道当 $Z = X + Y$ ，有 $p(z = x + y | x) = p(y = z - x | x)$

(b)

根据题目已知信息，我们可以获得 $H(X) \geq 0, H(Y) \geq 0$ 要严格保证

$H(X) > H(Z), H(Y) > H(Z)$ 最稳妥的就是 $H(Z) = 0$ ，即保证 Z 是一个已知的确定事

件。因此我们尝试构造

随机变量 $X = -Y$ 且

$$P(X = -1) = \frac{1}{2} \Rightarrow P(Y = 1) = \frac{1}{2}$$

$$P(X = 1) = \frac{1}{2} \Rightarrow P(Y = -1) = \frac{1}{2}$$

$$H(X) = -\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log \frac{1}{2} = 1 = H(Y)$$

因此 Z 必然等于 0。因此 $H(Y) = 0$

(c)

2.15 数据处理。 设 $X_1 \rightarrow X_2 \rightarrow X_3 \rightarrow \dots \rightarrow X_n$ 依序构成马尔可夫链，即设

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = p(x_1) p(x_2 | x_1) \dots p(x_n | x_{n-1})$$

试将 $I(X_1; X_2, \dots, X_n)$ 简化到最简单形式。

解： 根据互信的链式法则我们有

$$\begin{aligned} I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y) &= I(X_1; Y) + I(X_2; Y | X_1) + I(X_3; Y | X_1, X_2), \dots, I(X_n; Y | X_1, X_2, \dots, X_{n-1}) \\ \Rightarrow I(X_1; X_2, \dots, X_n) &= I(X_1; X_2) + I(X_1; X_2 | X_3) + I(X_1; X_4 | X_2, X_3) \quad (3) \end{aligned}$$

又因为 $X_1 \rightarrow X_2 \rightarrow X_3 \rightarrow \dots \rightarrow X_n$ 依序构成马尔可夫链，根据马尔可夫链得性质：

即 $t+1$ 步的随机变量在给定第 t 步随机变量后与其余的随机变量条件独立 (conditionally

independent) 即 $P(X_{t+1} | X_t, X_{t-1}, \dots, X_1) = P(X_{t+1} | X_t)$

因此 (3) 中条件互信息全部为零，因此 $I(X_1; X_2, \dots, X_n) = I(X_1; X_2)$

备注： 这里补充一下，根据定理 2.6.3 (信息不等式的推论)：1：对任意两个随机变量 X 和

Y $I(X; Y) \geq 0$ 当且仅当 X 和 Y 相互独立等号成立。2： $I(X; Y | Z) \geq 0$ 当且仅当对给定随

机变量 Z ， X 和 Y 是条件独立得，等号成立。具体证明参加课本，利用相对熵直接证明即可。

2.16 瓶颈模型。 假定(非平稳)马尔可夫链起始于 n 个状态中的一个，然后第二步受到限制，转移到 k 个状态之一 ($k < n$)，第三步又放宽转移到 m 个状态中的一个 ($m > k$) 于是有 $X_1 \rightarrow X_2 \rightarrow X_3$ ，即对任意的 $x_1 \in \{1, 2, \dots, n\}, x_2 \in \{1, 2, \dots, k\}, x_3 \in \{1, 2, \dots, m\}$ 有

$$p(x_1, x_2, x_3) = p(x_1)p(x_2|x_1)p(x_3|x_2)。$$

(a)试通过证明 $I(X_1; X_3) \leq \log k$,说明 X_1 与 X_3 的相关程度受瓶颈作用的限制情况。

(b)当 $k = 1$ 时 $I(X_1; X_3)$ 并且得出结论:通过该瓶颈作用后 X_1 与 X_3 不再具有相关性。

解:

(a)

根据定理 2.8.1 (数据处理不等式) 若 $X \rightarrow Y \rightarrow Z$, 则有 $I(X; Z) \leq I(X; Y)$

因此我们可以得到

$$\begin{aligned} I(X_1; X_3) &\leq I(X_1; X_2) = H(X_2) - H(X_2 | X_1) \\ &\leq H(X_2) \end{aligned}$$

因此接下来我们只需要证明

$$H(X_2) \leq \log k \text{ 即可, 本质上是证明 } H(X_2) = H(x_1, x_2, \dots, x_k) \leq \log k$$

等价证明: $H(P_1, P_2, \dots, P_q) \leq \log q$ 当 $P_1 = P_2 \dots = P_q = 1/q$ 时, 信源具有最大熵。

先引入引理: 当 $x > 0$ 则: $\ln x \leq x - 1$ 即 $\log_2 x \leq (x - 1) \log e$ 当且仅当 $x = 1$ 时成立

$$\begin{aligned} H(P_1, P_2, \dots, P_q) - \log q &= -\sum_{i=1}^q p_i \log p_i - \sum_{i=1}^q p_i \log q \\ &= -\sum_{i=1}^q p_i (\log p_i q) = \sum_{i=1}^q p_i \frac{1}{\log p_i q} \end{aligned}$$

令 $x = \frac{1}{\log p_i q}$ 则

$$\begin{aligned} H(P_1, P_2, \dots, P_q) - \log q &= -\sum_{i=1}^q p_i \log p_i - \sum_{i=1}^q p_i \log q \\ &= -\sum_{i=1}^q p_i (\log p_i q) = \sum_{i=1}^q p_i \frac{1}{\log p_i q} \\ &\leq \sum_{i=1}^q p_i \left(\frac{1}{p_i q} - 1 \right) \log e = 0 \end{aligned}$$

因此

$$\begin{aligned} I(X_1; X_3) &\leq I(X_1; X_2) = H(X_2) - H(X_2 | X_1) \\ &\leq H(X_2) \leq \log k \end{aligned}$$

综上 X_1 与 X_3 的相关度受瓶颈作用的影响。

(b)

因为当 $k = 0$ 时

$$I(X_1; X_3) \leq \log k = 0 \text{ 又因为 } I(X_1; X_3) \geq 0$$

因此 $I(X_1; X_3) = 0$ 所以 X_1 与 X_3 是相互独立的。

2.17 纯随机性 与倾向性硬币。设 X_1, X_2, \dots, X_n 表示独立地抛掷一枚倾向性硬币所产生的可能结果的随机变量。于是, $Pr\{X_i = 1\} = p$, $Pr\{X_i = 0\} = 1 - p$, 其中 p 未知。要从 X_1, X_2, \dots, X_n 中获得均匀硬币抛掷的序列 Z_1, Z_2, \dots, Z_K , 为此, 设 $f: \mathcal{X}^n \rightarrow \{0,1\}^*$ (其中 $\{0,1\}^* = \{\Lambda, 0, 1, 00, 01, \dots\}$ 为所有有限长度的二元序列集合) 表示映射 $f(X_1, X_2, \dots, X_n) = (Z_1, Z_2, \dots, Z_K)$, 其中 $Z_i \sim \text{Bernoulli}(\frac{1}{2})$, 而 K 的取值可能依赖于 X_1, X_2, \dots, X_n 。为了让 Z_1, Z_2, \dots 成为抛掷均匀硬币所产生的随机序列, 从倾向性硬币抛掷到均匀硬币抛掷的映射 f 必须具有特定的性质, 即在给定长度 k 时, 所有 2^k 个序列 (Z_1, Z_2, \dots, Z_k) 具有相同的概率(可能为 0), 其中 $k=1, 2, \dots$ 。例如, $n=2$ 时, 映射 $f(01) = 0, f(10) = 1, f(00) = f(11) = \Lambda$ (空串), 则有 $Pr\{Z_1 = 1 | K = 1\} = Pr\{Z_1 | K = 1\} = \frac{1}{2}$ 。请给出下列不等式成立的理由:

$$\begin{aligned} nH(p) &\stackrel{(a)}{=} H(X_1, \dots, X_n) \\ &\stackrel{(b)}{\geq} H(Z_1, Z_2, \dots, Z_K, K) \\ &\stackrel{(c)}{=} H(K) + H(Z_1, Z_2, \dots, Z_K | K) \\ &\stackrel{(d)}{=} H(K) + E(K) \\ &\stackrel{(e)}{\geq} EK \end{aligned}$$

因而在平均意义上, 从 (X_1, \dots, X_n) 中得到的均匀硬币抛掷次数不会超过 $nH(p)$ 。举出长度为 4 的序列上的恰当的映射 f 。

解:

(a)

因为 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 根据定理 2.6.6 (*Independence bound on entropy*):

Let X_1, X_2, \dots, X_n be drawn according to $p(x_1, x_2, \dots, x_n)$ Then

$$H(X_1, X_2, \dots, X_n) \leq \sum_{i=1}^n H(X_i) \text{ with equality if and only if the } X_i \text{ are independent.}$$

条件满足, 又 $Pr(X_i = 1) = p$ 所以 $nH(p) = H(X_1, X_2, \dots, X_n)$

(b)

根据题意我们知道 Z_1, Z_2, \dots, Z_n 是 X_1, X_2, \dots, X_n 的函数, 根据之前题目 2.4, 我们有随机变量

的函数熵, 即: $H(X_1, X_2, \dots, X_n) \geq H(Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$

有问题这里: K 的取值依赖 (X_1, X_2, \dots, X_n) ?

(c)

(d)

(e)

2.18 世界职业棒球锦标赛。世界职业棒球锦标赛为 7 场系列赛制，只要其中一队赢得 4 场，比赛就结束。设随机变量 X 代表在棒球锦标赛中，A 队和 B 队较量的结果。例如， X 的取值可能为 AAAA, BABABAB, BBBAAAA。设 Y 代表比赛的场数，取值范围为 4~7。假定 A 队和 B 队是同等水平的，且每场比赛相互独立。试计算 $H(X), H(Y), H(Y|X)$ 及 $H(X|Y)$ 。

解：

要求 $H(X)$ 和 $H(Y)$ 我们必须要求得 $p(x_i)$ 和 $p(y_i)$

首先对于 X 的可能取值情况我们有

4 场比赛 X 的可能性：

$$P(AAAA) = \left(\frac{1}{2}\right)^4$$

$$P(BBBB) = \left(\frac{1}{2}\right)^4$$

5 场比赛 X 的可能性： $8 = 2C_4^1$ 种可能

$$P(ABBBB) = \left(\frac{1}{2}\right)^5$$

$$P(BABBB) = \left(\frac{1}{2}\right)^5$$

$$P(BBABBB) = \left(\frac{1}{2}\right)^5$$

⋮

6 场比赛 X 的可能性： $2C_5^2 = 20$ 种，每种可能性为 $\left(\frac{1}{2}\right)^6$

7 场比赛 X 的可能性： $2C_6^3 = 40$ 种，每种可能性为 $\left(\frac{1}{2}\right)^7$

对于 Y 来说有以下可能性

$$P(Y=4) = 2 \frac{1}{2^4} = \frac{1}{8}$$

$$P(Y=5) = 8 \frac{1}{2^5} = \frac{1}{4}$$

$$P(Y=6) = 20 \frac{1}{2^6} = \frac{5}{16}$$

$$P(Y=7) = 40 \frac{1}{2^7} = \frac{5}{16}$$

$$\text{因此 } H(X) = -2 \frac{1}{2^4} \log \frac{1}{2^4} - 8 \frac{1}{2^5} \log \frac{1}{2^5} - 20 \frac{1}{2^6} \log \frac{1}{2^6} - 40 \frac{1}{2^7} \log \frac{1}{2^7}$$

$$H(Y) = -\frac{1}{8} \log \frac{1}{8} - \frac{1}{4} \log \frac{1}{4} - 2 \frac{5}{16} \log \frac{5}{16}$$

根据上述分析我们知道 Y 本质上是关于 X 的函数，因此 $H(Y|X) = 0$

因为

$$\begin{aligned} H(X, Y) &= H(X) + H(Y|X) = H(Y) + H(X|Y) \\ \Rightarrow H(X|Y) &= H(X) + H(Y|X) - H(Y) = H(X) - H(Y) \end{aligned}$$

将 (1) 中结果代入即可。

2.19 无穷熵。 此题说明离散型随机变量的熵可能是无穷的。设 $A = \sum_{n=2}^{\infty} (n \log^2 n)^{-1}$ 。(考虑到 $(x \log^2 x)^{-1}$ 的积分为 A 的一个上界，容易证明 A 是有限的。) 证明: 设 X 是由 $Pr(X = n) = (A n \log^2 n)^{-1}$ 定义的整数值随机变量，其中 $n = 2, 3, \dots$ ，则 $H(X) = +\infty$ 。

解：

$$\text{因为 } H(X) = -\sum_{n=2}^{\infty} p(n) \log p(n)$$

根据题意有 $p(n) = (A n \log^2 n)^{-1}$ 代入上式我们有：

$$\begin{aligned} H(X) &= -\sum_{n=2}^{\infty} p(n) \log p(n) \\ &= \sum_{n=2}^{\infty} \frac{\log(A n \log^2 n)}{(A n \log^2 n)} \\ &= \sum_{n=2}^{\infty} \frac{\log A + \log n + 2 \log(\log n)}{(A n \log^2 n)} \\ &= \sum_{n=2}^{\infty} \frac{\log A + \log n + 2 \log(\log n)}{(A n \log^2 n)} \\ &= \sum_{n=2}^{\infty} \frac{\log A}{(A n \log^2 n)} + \sum_{n=2}^{\infty} \frac{\log n}{(A n \log^2 n)} + \sum_{n=2}^{\infty} \frac{2 \log(\log n)}{(A n \log^2 n)} \end{aligned}$$

根据题意我们很容易判别出来第一项和第三项都是有界得，因此我们的目标主要是处理中

$$\text{间项 } \sum_{n=2}^{\infty} \frac{\log n}{(A n \log^2 n)} = \sum_{n=2}^{\infty} \frac{1}{(A n \log n)}$$

针对上式我们可以将离散形式等价转化成连续形式，即：

A 有界，我们设为 $A \leq M$ ，因此有

$$\sum_{n=2}^{\infty} \frac{1}{(A n \log n)} \geq \frac{1}{M} \int_2^{\infty} \frac{1}{x \log x} dx = \frac{1}{M} \log \log x \Big|_2^{\infty} = \infty$$

因此原命题得证。

2.20 游程编码。 设 X_1, X_2, \dots, X_n (可能相关) 均为二元随机变量。假定某人对此序列 (按先后产生的次序) 计算出游程 $R = (R_1, R_2, \dots)$ 。例如, 序列 $X = 0001100100$ 产生游程为 $R = (3, 2, 2, 1, 2)$ 。请你比较 $H(X_1, X_2, \dots, X_n)$, $H(R)$ 及 $H(X_n, R)$, 给出所有等式和不等式关系以及差别的范围。

解:

(a)

根据题意我们可判断出 R 是关于 X 的函数, 因此根据本节题目 4 中的结论: 随机变量函数的熵小于等于随机变量的熵, 因此 $H(R) \leq H(X)$

(b)

$$\text{因为 } H(X_1, X_2, \dots, X_n) = \sum_{i=1}^n H(X_i | X_{i-1}, \dots, X_1)$$

$$\text{而 } H(X_n, R) = H(R) + H(X_n | R)$$

$$\text{又因为 } H(X_n | R) \leq H(X_n)$$

$$\begin{aligned} H(X_n, R) &= H(R) + H(X_n | R) \\ &\leq H(R) + H(X_n) \end{aligned}$$

为何没找 $H(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 与 $H(X_n, R)$ 关系?

2.21 概率的马尔可夫不等式。 设 $p(x)$ 为概率密度函数。证明对任意的 $d \geq 0$, 有

$$\Pr\{p(X) \leq d\} \log \frac{1}{d} \leq H(X)$$

解:

证明:

根据马尔可夫不等式

$$\Pr\{p(x) \leq d\} \log \frac{1}{d} = \sum_{x \in \{p(x) \leq d\}} p(x) \log \frac{1}{d} \leq \sum_{x \in \{p(x) \leq d\}} p(x) \log \frac{1}{p(x)} \leq \sum_x p(x) \log \frac{1}{p(x)} = H(X)$$

综上原命题得证。

2.22 思路的逻辑顺序。 在实际中, 常常会由于某种需要而有序地论述某些思路, 然后, 若有必要就会对这些思路作进一步的推广。请重新给如下所述思路排列顺序, 要求是强的排在前面, 蕴含的紧随其后。

(a) $I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y)$ 的链式法则, $D(p(x_1, \dots, x_n) || q(x_1, x_2, \dots, x_n))$ 的链式法则, 以及 $H(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的链式法则。

(b) $D(f || g) \geq 0$, Jensen 不等式 $I(X; Y) \geq 0$ 。

解:

(a)

由 Theorem 2.5.2 (Chain rule for information)

$$I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y) = \sum_{i=1}^n I(X_i; Y | X_{i-1}, \dots, X_1, Y)$$

根据其证明过程:

$$\begin{aligned} I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y) &= H(X_1, X_2, \dots, X_n) - H(X_1, X_2, \dots, X_n | Y) \\ &= \sum_{i=1}^n H(X_i | X_{i-1}, \dots, X_1) - \sum_{i=1}^n H(X_i | X_{i-1}, \dots, X_1, Y) \\ &= \sum_{i=1}^n I(X_i; Y | X_{i-1}, \dots, X_1, Y) \end{aligned}$$

我们可以看出 H 的链式法则强于 I。

$$\text{另又 } I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y) = D(p(x_1, x_2, \dots, x_n) \| q(x_1, x_2, \dots, x_n))$$

因此有 D 的链式法则强于 I。

综上, 逻辑顺序可分为两组: H, I; D; I

(b)

$$\text{根据 } I(X; Y) = D(p(x, y) \| p(x)p(y)) \geq 0$$

因此 D 强于 I。

2.23 条件互信息。 考虑 n 个二元随机变量 X_1, X_2, \dots, X_n 组成的序列。如果含偶数个 1 的每个序列的概率为 $2^{-(n-1)}$, 含奇数个 1 的每个序列的概率为 0, 试计算以下的互信息

$$I(X_1; X_2), I(X_2; X_3 | X_1), \dots, I(X_n - 1; X_n | X_1, \dots, X_{n-2})$$

解:

没读懂题目

2.24 平均熵。 设 $H(p) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p)$ 为二元熵函数。

(a) 利用 $\log_2 3 \approx 1.584$, 计算 $H(1/4)$ 的值。(提示: 可以考虑具有 4 种等可能结果的试验, 其中某个结果比其他的更有趣。)

(b) 当概率 p 的值在 $0 \leq p \leq 1$ 范围内均匀选取, 试计算平均熵 $H(p)$ 。

(c) (选做) 试计算平均熵 $H(p_1, p_2, p_3)$, 其中 (p_1, p_2, p_3) 为均匀分布的概率向量。推广到 n 维情形。

解:

(a)

$$H(p) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p) = \frac{1}{4} \log_2 4 - \frac{3}{4} \log_2 \frac{3}{4} = \frac{1}{2} - \frac{3}{4} (\log_2 3 - \log_2 4) = 0.811 \text{ bits}$$

(b) 平均熵, 本质就是期望, 因此

$$-\int_0^1 (p \log_2 p + (1-p) \log_2 (1-p)) dp = -\frac{1}{\ln 2} 2 \int_0^1 (p \ln p) dp = \frac{1}{2 \ln 2}$$

(c)

2.25 文氏图。事实上，不存在度量三个随机变量所共有的互信息概念。在这里，我们尝试给出一种定义：根据文氏图，三个随机变量 X, Y 和 Z 的公共部分的互信息可定义为

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

尽管上述定义并不对称，其实这个量对于 X, Y, Z 是对称的，遗憾的是， $I(X; Y; Z)$ 并不一定非负，试举例 X, Y, Z ，使得 $I(X; Y; Z) < 0$ ，并证明以下两个恒等式：

$$(a) \quad I(X; Y; Z) = H(X, Y, Z) - H(X) - H(Y) - H(Z) + I(X; Y) + I(Y; Z) + I(Z; X)$$

$$(b) \quad I(X; Y; Z) = H(X, Y, Z) - H(X, Y) - H(Y, Z) - H(Z, X) + H(X) + H(Y) + H(Z)$$

找出 X, Y 和 Z 之间的关系使得 $I(X; Y; Z) < 0$ 第一个恒等式可类似的由熵和互信息的文氏图得到理解。第二个恒等式由第一个容易得到。

解：

(a)

根据 $I(X; Y; Z)$ 的定义

$$\begin{aligned} I(X; Y; Z) &= I(X; Y) - I(X; Y|Z) \\ &= I(X; Y) - (I(X; Y, Z) - I(X; Z)) \\ &= I(X; Y) + I(X; Z) - I(X; Y, Z) \\ &= I(X; Y) + I(X; Z) - (H(X) + H(Y, Z) - H(Z, Y, Z)) \\ &= I(X; Y) + I(X; Z) - H(X) - H(Y) - H(Z) + I(Y, Z) + H(Z, Y, Z) \\ &= H(Z, Y, Z) - H(X) - H(Y) - H(Z) + I(X; Y) + I(X; Z) + I(Y, Z) \end{aligned}$$

原命题得证

(b)

根据(a)我们有

$$\begin{aligned} I(X; Y; Z) &= H(Z, Y, Z) - H(X) - H(Y) - H(Z) + I(X; Y) + I(X; Z) + I(Y, Z) \\ &= H(Z, Y, Z) - H(X) - H(Y) - H(Z) + H(X) + H(Y) - H(X, Y) + \\ &\quad H(X) + H(Z) - H(X, Z) + H(Y) + H(Z) - H(Y, Z) \\ &= H(Z, Y, Z) - H(X, Y) - H(X, Z) - H(Y, Z) \end{aligned}$$

原命题得证

2.26 相对熵的非负性的另一个证明。为突出结论 $D(p||q) \geq 0$ 的基本性，我们在各处另一个证明。

(a) 证明对任意的 $0 < x < \infty$, $\ln x \leq x - 1$

(b) 判定下列步骤

$$\begin{aligned}
 -D(p||q) &= \sum_x p(x) \ln \left(\frac{q(x)}{p(x)} \right) \\
 &\leq \sum_x p(x) \left(\frac{q(x)}{p(x)} - 1 \right) \\
 &\leq 0
 \end{aligned}$$

(c)等号成立的条件是什么？

解：

(a)

非常简单，我们只需要构造 $f(x) = \ln x - x + 1$

因为 $f'(x) = \frac{1}{x} - 1$ 令 $f'(x) = 0 \Rightarrow x = 1$ ，因此我们可以得到：

当 $x \in (0, 1) \Rightarrow f'(x) > 0$

当 $x \in [1, \infty) \Rightarrow f'(x) \leq 0$

因此当 $x=1$ 时 $f(x)$ 取得最大值，又 $f(1)=0$ ，因此 $f(x) \leq 0 \Rightarrow \ln x \leq x - 1$

证毕

(b)

(c) 本质就是 $\ln x \leq x - 1$ 什么时候等式成立，显然 $x=1$ 得时候，对于本题，即

$$\frac{q(x)}{p(x)} = 1 \Rightarrow q(x) = p(x) \text{ 时成立}$$

2.27 熵的组合法则。 设 $p = (p_1, p_2, \dots, p_m)$ 为 m 个元素上的概率分布 (即 $p_i \geq 0$, 且 $\sum_{i=1}^m p_i = 1$)。定义 $m-1$ 个元素上的新分布 q 为 $q_1 = p_1, q_2 = p_2, \dots, q_{m-2} = p_{m-2}$ 以及 $q_{m-1} = p_{m-1} + p_m$ (即分布 q 与 p 在集合 $\{1, 2, \dots, m-2\}$ 上是相同的, q 中最后一个元素的概率为 p 中最后两个元素的概率之和)。证明

$$H(p) = H(q) + (p_{m-1} + p_m) H\left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m}, \frac{p_m}{p_{m-1} + p_m}\right)$$

解：

根据熵的定义我们有

$$\begin{aligned}
 H(p) &= -\sum_{i=1}^m p_i \log p_i = -\sum_{i=1}^{m-2} p_i \log p_i - p_{m-1} \log p_{m-1} - p_m \log p_m \\
 &= -\sum_{i=1}^{m-2} p_i \log p_i - p_{m-1} \log \left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m} (p_{m-1} + p_m) \right) - p_m \log \left(\frac{p_m}{p_{m-1} + p_m} (p_{m-1} + p_m) \right) \\
 &= -\sum_{i=1}^{m-2} p_i \log p_i - p_{m-1} \log \left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m} \right) - p_m \log \left(\frac{p_m}{p_{m-1} + p_m} \right) - (p_{m-1} + p_m) \log (p_{m-1} + p_m) \\
 &= -\sum_{i=1}^{m-2} p_i \log p_i - p_{m-1} \log \left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m} \right) - p_m \log \left(\frac{p_m}{p_{m-1} + p_m} \right) - (q_{m-1}) \log (p_{m-1})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= H(q) - (p_{m-1} + p_m) \left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m} \log \left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m} \right) + \frac{p_m}{p_{m-1} + p_m} \log \left(\frac{p_m}{p_{m-1} + p_m} \right) \right) \\
&= H(q) - (p_{m-1} + p_m) H \left(\frac{p_{m-1}}{p_{m-1} + p_m}, \frac{p_m}{p_{m-1} + p_m} \right)
\end{aligned}$$

综上原命题得证.

2.28 混合使熵增加。 证明概率分布 $(p_1, \dots, p_i, \dots, p_j, \dots, p_m)$ 的熵小于概率分布

$(p_1, \dots, (p_i + p_j)/2, \dots, (p_i + p_j)/2, \dots, p_m)$ 的熵。进一步证明更一般的结论:使概率分布更均匀的变换都使熵增加。

解:

根据熵得定义:

首先我们令

$$P = (p_1, \dots, p_i, \dots, p_j, \dots, p_m)$$

$$Q = (p_1, \dots, \frac{p_i + p_j}{2}, \dots, \frac{p_i + p_j}{2}, \dots, p_m)$$

我们有:

$$H(P) = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i$$

$$H(P) - H(Q) = -p_i \log p_i - p_j \log p_j + (p_i + p_j) \log \frac{p_i + p_j}{2} < 0$$

因此 $H(P) \leq H(Q)$

更一般的结论: 当 $P_1 = P_2 \dots = P_q = 1/q$ 时, 信源具有最大熵。

证明: 本质上是熵的极值性

熵的极值性

$H(P_1, P_2, \dots, P_q) \leq \log q$ 当 $P_1 = P_2 \dots = P_q = 1/q$ 时, 信源具有最大熵。

证明:

先引入引理: 当 $x > 0$ 则: $\ln x \leq x - 1$ 即 $\log_2 x \leq (x - 1) \log e$ 当且仅当 $x = 1$ 时成立

$$\begin{aligned}
H(P_1, P_2, \dots, P_q) - \log q &= - \sum_{i=1}^q p_i \log p_i - \sum_{i=1}^q p_i \log q \\
&= - \sum_{i=1}^q p_i (\log p_i q) = \sum_{i=1}^q p_i \frac{1}{\log p_i q}
\end{aligned}$$

令 $x = \frac{1}{\log p_i q}$ 则

$$\begin{aligned} H(P_1, P_2, \dots, P_q) - \log q &= -\sum_{i=1}^q p_i \log p_i - \sum_{i=1}^q p_i \log q \\ &= -\sum_{i=1}^q p_i (\log p_i q) = \sum_{i=1}^q p_i \frac{1}{\log p_i q} \\ &\leq \sum_{i=1}^q p_i \left(\frac{1}{p_i q} - 1 \right) \log e = 0 \end{aligned}$$

这就意味着任何一个信源 q 元熵减去 $\log q$ 是小于等于 0 的。当且仅当 $p_i = \frac{1}{q}$ 时成立。

2.29 不等式。 设 X 、 Y 和 Z 为联合随机变量。证明下面的不等式，并给出等号成立的条件。

- (a) $H(X, Y|Z) \geq H(X|Z)$ 。
- (b) $I(X, Y; Z) \geq I(X; Z)$ 。
- (c) $H(X, Y, Z) - H(X, Y) \leq H(X, Z) - H(X)$ 。
- (d) $I(X; Z|Y) \geq I(Z; Y|X) - I(Z; Y) + I(X; Z)$ 。

解：

(a)

$$H(X, Y|Z) \geq H(X|Z)$$

根据 **Theorem 2.2.1** (*Chain rule*) **Corollary**,

$$H(X, Y|Z) = H(X|Z) + H(Y|X, Z) \geq H(X|Z)$$

当且仅当 $H(Y|X, Z) = 0$ 成立即 Y 是 X 和 Z 的函数时等式成立。

(b)

根据 **Theorem 2.5.2** (*Chain rule for information*)

$$I(X, Y; Z) = I(X; Z) + I(Y; Z|X) \geq I(X; Z)$$

当且仅当 $I(Y; Z|X) = 0$ 等式成立即 Y 和 Z 关于 X 是相互独立时等号成立。

(c)

$$\begin{aligned} H(X, Y, Z) - H(X, Y) &= H(X) + H(Y, Z|X) - H(X) - H(Y|X) \\ &= H(Y|X) + H(Z|X, Y) - H(Y|X) \\ &= H(Z|X, Y) = H(Z|X) - I(Z; X|Y) \\ &\leq H(X, Z) - H(X) = H(X) + H(Z|X) - H(X) = H(Z|X) \end{aligned}$$

当且仅当 $I(Z; X|Y) = 0$ 等式成立，即 Z 和 X 关于 Y 相互独立成立。

(d) 根据 Theorem 2.5.2 (Chain rule for information)(未化简出来)

$$I(X, Y; Z) = I(X; Z) + I(Y; Z | X)$$

$$I(X; Z | Y) + I(Z; Y)$$

2.30 最大熵。设 X 是取非负整数值随机变量, 对固定的值 $A > 0$, 试求在约束条件

$$EX = \sum_{n=0}^{\infty} np(n) = A$$

下使得熵 $H(X)$ 达到最大时的概率密度函数 $p(x)$, 并计算出 $H(X)$ 的最大值

解:

2.31 条件熵。在什么条件下有 $H(X|G(Y)) = H(X|Y)$?

解:

根据题意要证 $H(X|G(Y)) = H(X|Y)$ 直接证明左边等于右边似乎找不到联系, 因此我们考虑尝试构造等价形式, 观察左边右边等式条件熵有个共同随机变量 X 。因此我们尝试构造:

$$H(X) - H(X|G(Y)) = H(X) - H(X|Y)$$

$$\Leftrightarrow I(X; G(Y)) = I(X; Y)$$

由此我们想到 Theorem 2.8.1 (Data-processing inequality) If $X \rightarrow Y \rightarrow Z$, then

$I(X; Y) \geq I(X; Z)$ 当且仅当等式成立时 $X \rightarrow Y \rightarrow Z$ 构成马尔科夫链, 因此原问题当

且仅当 $X \rightarrow G(Y) \rightarrow Y$ 构成马尔科夫链时上式成立。

2.32 费诺。设 (X, Y) 的联合分布如右表:

设 $\hat{X}(Y)$ 为 X 的估计量 (基于 Y) , $P_e = \Pr\{\hat{X}(Y) \neq X\}$

(a) 试求最小误差概率估计量 $\hat{X}(Y)$ 与相应的 P_e

(b) 估计出啊该习题的费诺不等式, 并与 (a) 中

求得的值比较。

$X \backslash Y$	a	b	c
1	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$
2	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{12}$
3	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{6}$

解:

2.33 费诺不等式。设 $\Pr(X = i) = p_i, i = 1, 2, \dots, m$, 且 $p_1 \geq p_2 \geq p_3 \geq \dots \geq p_m$, 那么 X 的最小误差概率估计量为 $\hat{X} = 1$, 此时产生的误差概率为 $P_e = 1 - p_1$ 。试在约束条件 $1 - P_1 = P_e$ 。下最大化 $H(\mathbf{p})$, 由此根据 H 求得 \mathbf{p} 的取值范围。这也是无条件的费诺不等式。

解:

因为

$$H(P) = -\sum_{i=1}^m p_i \log p_i = -p_1 \log p_1 - \sum_{i=2}^m p_i \log p_i$$

要求 $H(P_e)$ 的范围，必然需要构造 $H(P_e) = -P_e \log P_e - (1-P_e) \log (1-P_e)$

因此重新化简：

$$\begin{aligned} H(P) &= -\sum_{i=1}^m p_i \log p_i = -p_1 \log p_1 - P_e \sum_{i=2}^m \frac{p_i}{P_e} \log \frac{p_i}{P_e} - \log P_e \sum_{i=2}^m p_i \\ &= -(1-P_e) \log (1-P_e) - P_e \sum_{i=2}^m \frac{p_i}{P_e} \log \frac{p_i}{P_e} - (1-p_1) \log P_e \\ &= -(1-P_e) \log (1-P_e) - P_e \sum_{i=2}^m \frac{p_i}{P_e} \log \frac{p_i}{P_e} - P_e \log P_e \\ &= H(P_e) + P_e H\left(\frac{p_2}{P_e}, \dots, \frac{p_m}{P_e}\right) \end{aligned}$$

根据熵得极值性，我们知道 $H\left(\frac{p_2}{P_e}, \dots, \frac{p_m}{P_e}\right) \leq \log(m-1)$ 当且仅当等概时等式成立，因此

$$\begin{aligned} H(P) &\leq H(P_e) + P_e \log(m-1) \\ \Leftrightarrow H(X) &\leq H(P_e) + P_e \log(m-1) \\ \Rightarrow P_e &\geq \frac{H(X) - H(P_e)}{\log(m-1)} \end{aligned}$$

2.34 初始条件熵。 证明对任意的马尔可夫链， $H(X_0|X)$ 随 n 非减。

解：

证：根据题意，由随机变量的数列 X_1, \dots, X_{n-1}, X_n 构成的马尔科夫链，我们由此可想到：

Theorem 2.8.1 (Data-processing inequality) If $X \rightarrow Y \rightarrow Z$, then

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

对应到本题有：

$$\begin{aligned} I(X_0; X_{n-1}) &\geq I(X_0; X_n) \\ \Leftrightarrow H(X_0) - H(X_0 | X_{n-1}) &\geq H(X_0) - H(X_0 | X_n) \\ \Rightarrow H(X_0 | X_n) &\geq H(X_0 | X_{n-1}) \end{aligned}$$

从而原命题得证。

2.35 相对熵是不对称的。 设随机变量 X 有三个可能的结果 $\{a, b, c\}$ 。考虑该随机变量上的两个分布(右表)：

计算 $H(p), H(q), D(p||q)$ 和 $D(q||p)$, 并验证在此情

字 符	$p(x)$	$q(x)$
a	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{3}$
b	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{3}$
c	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{3}$

况下 $D(p||q) \neq D(q||p)$ 。

解：

根据定义：

$$\begin{aligned} H(p) &= -\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} - \frac{1}{4} \log \frac{1}{4} - \frac{1}{4} \log \frac{1}{4} \\ &= 1.5 \text{bits} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} H(q) &= -\frac{1}{3} \log \frac{1}{3} - \frac{1}{3} \log \frac{1}{3} - \frac{1}{3} \log \frac{1}{3} \\ &= \log 3 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D(p||q) &= \sum p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} \\ &= \frac{1}{2} \log \frac{3}{2} + 2 \frac{1}{4} \log \frac{3}{4} = \log 3 - \frac{3}{2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D(q||p) &= \sum q(x) \log \frac{q(x)}{p(x)} \\ &= \frac{1}{3} \log \frac{2}{3} + 2 \frac{1}{3} \log \frac{4}{3} = \frac{5}{3} - \log 3 \end{aligned}$$

因此 $D(p||q) \neq D(q||p)$

2.36 对称的相对熵。 尽管如习题 2.35 所示，在一般情况下 $D(p||q) \neq D(q||p)$ ，但也存在使等号成立的分布。请举出二元字母表上的两个分布 p 和 q ，使得 $D(p||q) = D(q||p)$ （除平凡情形 $p=q$ 外）。

解：

二项分布应该是一个符号要求的分布了。直接带入验证即可，很简单这里不再赘述。

2.37 相对熵。 设三个随机变量 X 、 Y 和 Z 的联合概率密度函数为 $p(x, y, z)$ 。联合分布和边缘分布乘积之间的相对熵为

$$D(p(x, y, z)||p(x)p(y)p(z)) = E\left[\log \left(\frac{p(x, y, z)}{p(x)p(y)p(z)}\right)\right]$$

将上式用熵的形式展开。什么时候该相对熵为 0？

解：

$$\begin{aligned} D(p(x, y, z)||p(x)p(y)p(z)) &= E\left[\log \frac{p(x, y, z)}{p(x)p(y)p(z)}\right] \\ &= \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} p(x, y, z) \left(\log \frac{p(x, y, z)}{p(x)p(y)p(z)}\right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} p(x, y, z) (\log p(x, y, z) - \log p(x) - \log p(y) - \log p(z)) \\
&= -H(X, Y, Z) + H(X) + H(Y) + H(Z)
\end{aligned}$$

要使得 $D(p(x, y, z) \| p(x)p(y)p(z)) = 0$

当且仅当 $\frac{p(x, y, z)}{p(x)p(y)p(z)} \Rightarrow p(x, y, z) = p(x)p(y)p(z)$ 即 X, Y, Z 相互独立。

2.38 问题的值。 设 $X \sim p(x), x = 1, 2, \dots, m$, 给定一个集合 $S \subseteq \{1, 2, \dots, m\}$ 。是否当 $X \in S$ 时, 得到的答案为

$$Y = \begin{cases} 1 & , X \in S \\ 0 & , X \notin S \end{cases}$$

假定 $\Pr\{X \in S\} = \alpha$, 试求不确定度的缩减量 $H(X) - H(X|Y)$ 。显然, 给定 α , 任何集合 S 的表现与其他的集合是一样的。

解:

由 $P_r\{X \in S\} = \alpha, Y = \begin{cases} 1 & X \in S \\ 0 & X \notin S \end{cases}$ 我们有

$$\Rightarrow \begin{cases} p(y=1) = \alpha \\ p(y=0) = 1 - \alpha \end{cases}$$

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

$$\text{又 } I(X;Y) = H(Y) - H(Y|X)$$

$$= H(\alpha) - H(Y|X)$$

又因为 Y 本质上是关于 X 的函数, 因此 $H(Y|X) = 0$

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

$$\text{所以: } = H(\alpha) - H(Y|X)$$

$$= H(\alpha)$$

2.39 熵与两两独立。 设 X, Y 和 Z 为三个服从 $\text{Bernoulli}(\frac{1}{2})$ 的二元随机变量, 且两两相互独立, 即 $I(X;Y) = I(X;Z) = I(Y;Z) = 0$ 。

(a) 在上述约束条件下。 $H(X, Y, Z)$ 的最小值是多少?

(b) 举出达到这个最小值时的例子。

解:

(a)

$$\begin{aligned} H(X, Y, Z) &= H(X) + H(Y, Z | X) \\ &= H(X) + H(Y | X) + H(Z | X, Y) \end{aligned}$$

又因为 X, Y, Z 两两相互独立，因此 $H(Y | X) = H(Y)$

因此上式可放缩为：

$$\begin{aligned} H(X, Y, Z) &= H(X) + H(Y, Z | X) \\ &= H(X) + H(Y | X) + H(Z | X, Y) \geq H(X) + H(Y) \\ &= -2(2 \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) = 2 \end{aligned}$$

因此最小值为 2。

(b)

2.40 离散熵。 设 X 和 Y 为两个独立且取整数值的随机变量。设 X 在 $\{1, 2, \dots, 8\}$ 上均匀分布， $\Pr\{Y = k\} = 2^{-k}, k = 1, 2, 3 \dots$ 。

(a) 求 $H(X)$ 。

(b) 求 $H(Y)$ 。

(c) 求 $H(X + Y, X - Y)$ 。

解：

(a)

方法一： 根据熵得定义：

$$H(X) = -\sum_{k=1}^8 p_k \log p_k \quad \text{因为等概，因此有}$$

$$H(X) = -8 \frac{1}{8} \log \frac{1}{8} = 3$$

方法二： 根据熵的**极值定理**：

$$H(P_1, P_2, \dots, P_q) \leq \log q \quad \text{当 } P_1 = P_2 = \dots = P_q = \frac{1}{q} \text{ 时，信源具有最大熵，即等式成立。}$$

$$\text{因此 } H(X) = \log 8 = 3$$

(b) 根据熵得定义：

$$H(Y) = -\sum_{k=1}^8 p_k \log p_k = -\sum_{k=1}^8 2^{-k} \log 2^{-k} = \sum_{k=1}^8 k 2^{-k} = 2$$

$$\text{(c) } H(X + Y, X - Y) = H(X + Y) + H(X - Y | X + Y)$$

$$\text{令 } Z = X + Y, U = X - Y$$

$$\begin{aligned} H(X+Y, X-Y) &= H(X+Y) + H(X-Y | X+Y) \\ &= H(Z, U) = H(Z) + H(U | Z) \end{aligned}$$

因此我们只需要（分类讨论情况是不是有点多?? 有问题。）

2.41 随机问题，要判别随机目标 $X \sim p(x)$ ，问题 $Q \sim r(q)$ 随机地提问，结果产生的确定答案 $A = A(x, q) \in \{a_1, a_2, \dots\}$ 。假定 X, Q 相互独立。于是 $I(X; Q, A)$ 为由问题-答案对 (Q, A) 之后 X 剩下的不确定性。

(a) 证明 $I(X; Q, A) = H(A|Q)$ ，并予以解释。

(b) 现在假定有两个 i.i.d 的问题 $Q_1, Q_2 \sim r(q)$ 提出，其答案分别为 A_1, A_2 证明 $I(X; Q, A_1, Q_2, A_2) \leq 2I(X; Q, A_1)$ 在此意义下，说明两个问题不比单个问题两次的效果更差。

解：

(a)

$$\begin{aligned} I(X; Q, A) &= H(X) - H(X | Q, A) \\ &= H(Q, A) - H(Q, A | X) \\ &= H(Q) + H(A | Q) - H(Q | X) - H(A | Q, X) \end{aligned}$$

根据题意我们知道 X 和 Q 相互独立，因此 $H(Q | X) = H(Q)$ ，又因为 Q 随机提问后， A 随之确定，即 A 由 X 和 Q 决定，因此 $H(A | Q, X) = 0$ 。综上们有：

$$\begin{aligned} I(X; Q, A) &= H(X) - H(X | Q, A) \\ &= H(Q, A) - H(Q, A | X) \\ &= H(Q) + H(A | Q) - H(Q | X) - H(A | Q, X) \\ &= H(Q) + H(A | Q) - H(Q) - 0 \\ &= H(A | Q) \end{aligned}$$

(b)

根据 **Theorem 2.5.2** (*Chain rule for information*)，我们有：

$$I(X; Q_1, A_1, Q_2, A_2) = I(X; Q_1) + I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; A_2 | A_1, Q_1, Q_2)$$

又因为 X 和 Q_1 相互独立， $I(X; Q_1) = 0$ ，因此

$$\begin{aligned} I(X; Q_1, A_1, Q_2, A_2) &= I(X; Q_1) + I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) - H(A_1 | X, Q_1) + H(Q_2 | A_1, Q_1) - H(Q_2 | X, A_1, Q_1) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) - H(A_2 | X, A_1, Q_1, Q_2) \end{aligned}$$

而由已知条件知道， Q_1 与 A_1, Q_1 相互独立，且 A_1 由 X, Q_1 所确定，因此 Q_2 与 A_1, Q_1, Q_2 相

互独立，且 A_2 由 X, Q_2 所确定，因此

$$H(A_1 | X, Q_1) = 0$$

$$H(Q_2 | A_1, Q_1) = H(Q_2 | X, A_1, Q_1) = H(Q_2)$$

$$H(A_2 | X, A_1, Q_1, Q_2) = 0$$

从而

$$\begin{aligned} I(X; Q_1, A_1, Q_2, A_2) &= I(X; Q_1) + I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) - H(A_1 | X, Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) - H(A_1 | X, Q_1) + H(Q_2 | A_1, Q_1) - H(Q_2 | X, A_1, Q_1) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) - H(A_2 | X, A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) + H(Q_2) - H(Q_2) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \end{aligned}$$

又因为条件熵使得熵减小，因此 $H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \leq H(A_2 | Q_2)$ ，再根据 (a) 中结论有

$$H(A_1 | Q_1) = I(X; Q_1, A_1)$$

$$H(A_2 | Q_2) = I(X; Q_2, A_2)$$

$$\begin{aligned} I(X; Q_1, A_1, Q_2, A_2) &= I(X; Q_1) + I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) - H(A_1 | X, Q_1) + H(Q_2 | A_1, Q_1) - H(Q_2 | X, A_1, Q_1) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) - H(A_2 | X, A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) - H(A_1 | X, Q_1) + H(Q_2) - H(Q_2) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &= H(A_1 | Q_1) + H(A_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &\leq H(A_1 | Q_1) + H(A_2 | Q_2) \\ &= I(X; Q_1, A_1) + I(X; Q_2, A_2) \end{aligned}$$

又因为 Q_1 和 Q_2 同分布，因此

$$I(X; Q_1, A_1) = I(X; Q_2, A_2)$$

$$\begin{aligned} I(X; Q_1, A_1, Q_2, A_2) &= I(X; Q_1) + I(X; A_1 | Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1) + I(X; Q_2 | A_1, Q_1, Q_2) \\ &\leq 2I(X; Q_1, A_1) \end{aligned}$$

综上原命题得证。

2.42 不等式。下列不等式在一般情况下是“ \geq ”、“ $=$ ”还是“ \leq ”关系？请将每个不等式用“ \geq ”、“ $=$ ”或“ \leq ”标出各自的正确关系。

(a) $H(5X)$ 与 $H(X)$ 。

(b) $I(g(X); Y)$ 与 $I(X; Y)$ 。

(c) $H(X_0 | X_{-1})$ 与 $H(X_0 | X_{-1}, X_1)$ 。

(d) $H(X, Y)/(H(X) + H(Y))$ 与1。

解:

(a)

(b)

令 $Z = g(X)$ 则 $X \rightarrow Y \rightarrow g(X)$ 构成马尔科夫链, 因此, 根据 Theorem 2.8.1 (Data-processing inequality) If $X \rightarrow Y \rightarrow Z$, then $I(X; Y) \geq I(X; Z)$, 从而有:

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

(c)

根据 Theorem 2.6.5 (Conditioning reduces entropy)(Information can't hurt)

$$H(X|Y) \leq H(X), \text{ 从而有 } H(X_0|X_{-1}) \geq H(X_0|X_{-1}, X_1)$$

(d)

因为 $H(X, Y) = H(X) + H(Y|X) \leq^a H(X) + H(Y)$ 其中a利用了Theorem 2.6.5

因此

$$H(X, Y) \leq H(X) + H(Y) \Rightarrow \frac{H(X, Y)}{H(X) + H(Y)} \leq 1$$

2.43 正面和反面的互信息。

(a)考虑抛掷一枚均匀硬币。硬币出现正面和反面的互信息是多少?

(b)如果我们掷一颗有 6 面的均匀骰子, 那么顶面和前面(经常面对你的那个侧面)出现的互信息又是多少?

解:

(a)

假设正面记为A, 反面记为B, 则有

$$I(A; B) = H(A) - H(A|B)$$

(b)

2.44 纯随机性。假定用一枚具有三面的硬币来产生均匀硬币抛掷过程。设硬币 X 的概率密度函数为

$$X = \begin{cases} A, & p_A \\ B, & p_B \\ C, & p_C \end{cases}$$

其中 p_A 、 p_B 和 p_C 未知。

(a)如何通过两个独立的抛掷 X_1 和 X_2 产生(如果可行)一个 Bernoulli($\frac{1}{2}$)随机变量 Z?

(b)生成的最大均匀二进制序列的数量的期望数是多少?

解:

2.45 有限熵。证明:对于离散随机变量 $X \in \{1, 2, \dots\}$, 如果 $E \log X < \infty$, 则 $H(X) < \infty$ 。

证明:

2.46 熵的公理化定义(较难)。如果为度量信息而假定某些公理, 将不得不使用如熵那样的对数度量。香农利用这点确保了熵的最初定义的合理性。在本书中, 我们更多依赖于熵的其他性质而非公理化推导来确保它的使用价值。下面这个题比起本节的其他习题要困难多。

若对称函数序列 $H(p_1, p_2, \dots, p_m)$ 满足下列性质:

● 标准化: $H_2(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}) = 1$,

● 连续性: $H_2(p, 1 - p)$ 为 p 的连续函数,

● 组合法则: $H_m(p_1, p_2, \dots, p_m) = H_{m-1}(p_1 + p_2, p_3, \dots, p_m) + (p_1 + p_2) \cdot H_2(\frac{p_1}{p_1 + p_2}, \frac{p_2}{p_1 + p_2})$

证明 H_m 必定具有如下形式:

$$H_m(p_1, p_2, \dots, p_m) = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i, \quad m = 2, 3, \dots$$

还有许多不同的公理化表示方式可以导出熵的相同定义。例如, 可参见 Csiszor 和 Korner[149]。

解:

2.47 分类错误文件的熵。一副扑克牌共有 n 张, 顺序依次为 $1, 2, \dots, n$ 。现在从这副扑克中随机地抽出一张牌, 然后再随机地将其放回。这样, 熵为多少?

解:

2.48 序列长度。序列的长度含有序列内容的多少信息? 假定考虑 Bernoulli($\frac{1}{2}$) 过程 $\{X_i\}$,

当第一个 1 出现时, 过程停止。设 N 表示这个停时。因此, X^N 为所有有限长的二元序列集合 $\{0, 1\}^* = \{0, 1, 00, 01, 10, 11, 000, \dots\}$ 中的一个元素。

(a) 求 $I(N; X^N)$

(b) 求 $H(X^N | N)$

(c) 求 $H(X^N)$

现考虑一个不同的停时。仍假定 $X_i \sim \text{Bernoulli}(\frac{1}{2})$, 但过程在时刻 $N = 6$ 停止的概率为 $\frac{1}{3}$

在时刻 $N = 12$ 停止的概率为 $\frac{2}{3}$ 设该停时独立于序列 X_1, X_2, \dots, X_{12} 。

(d) 求 $I(N; X^N)$

(e) 求 $H(X^N|N)$

(f) 求 $H(X^N)$

解:

$$(a) \quad I(X^N; N) = H(N) - H(N | X^N)$$

又因为 X^N 是关于N的函数, 因此 $H(N | X^N) = 0$, 因此

$$I(X^N; N) = H(N) - H(N | X^N) = H(N) - 0 = H(N)$$

又因为 $P(N=n) = pq^{n-1}$ 几何概率分布, 根据本章习题2.1, $H(N) = \sum_{n=1}^{\infty} n2^{-n} = 2bits$

(b)

因为给定N, X^N 随之确定, X^N 是关于N的函数, 因此 $H(X^N | N) = 0$

(c)

要求 $H(X^N)$ 首先想到 (b) 中出现的 $H(X^N | N)$, 再根据 (a) 中已求得的

$$I(X^N; N) = H(X^N) - H(X^N | N)$$

$$\Rightarrow H(X^N) = I(X^N; N) + H(X^N | N)$$

$$\Rightarrow H(X^N) = I(X^N; N) = 2bits$$

(d)

根据 (a) $I(X^N; N) = H(N) - H(N | X^N) = H(N) - 0 = H(N)$

又因为N=6停止概率为 $\frac{1}{3}$, N=12, 停止概率为 $\frac{2}{3}$, 因此

$$I(X^N; N) = \frac{1}{3}H(N) + \frac{2}{3}H(N) = 1bits$$

(e)

这里会有两次停止的概率, 即N=6停止概率为 $\frac{1}{3}$, N=12, 停止概率为 $\frac{2}{3}$, N的取值不再是一一对应了, 而是概率出现了。因此

$$H(X^N | N) = \frac{1}{3}H(X^6 | N=6) + \frac{2}{3}H(X^{12} | N=12)$$

(f)

由 (c) 中知

$$I(X^N; N) = H(X^N) - H(X^N | N)$$

$$\Rightarrow H(X^N) = I(X^N; N) + H(X^N | N)$$