

第 1 章 导 论

1.1 基 本 概 念

无论是远距离的卫星图像传输,还是近距离的计算机运算,只要将程序和数字从一台机器传输到另一台机器,都不免有大量的数据流在信道中流动。数据流在公共信道中传输时,不可避免地要受到随机噪声的干扰,使之产生错误。所以数字信号处理中一个重要的方面便是如何纠正由此发生的错误。纠错码便是应通信的需要而产生的一门学科。

编码理论就在于讨论如何发现错误,并进一步将它纠正过来。当然,为了避免信息在公共信道中传输时被非法窃取或篡改,而产生了密码学,密码学也是一种编码。但通常讲到编码理论时,一般都指的是纠错码。其实这些功能迥异的两种密码都是保证通信安全所必需的。本书最后一章讨论加密-纠错级联码的构造。

1.1.1 二元对称信道

首先说明一下,后面的讨论,如不是特别声明,都是在伽罗华域 $GF(2)$ 上进行。信息用二进制储存在计算机系统里,并以二进制数形式在信道上传输。但信道上难免有随机的噪声干扰,使之产生错误。比如 0 传输出错为 1,1 传输出错为 0。如若 0 出错或 1 出错的概率都一样,即出错的概率都为 p ,如图 1-1 所示。这样的信道称为二元对称信道。这是最简单、也是最重要的一种信道。

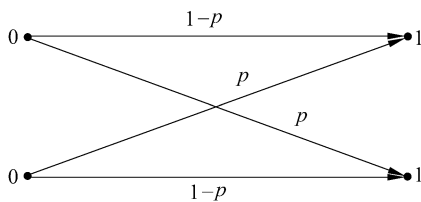


图 1-1

对于二元对称信道,最简单的纠错办法是重复码,即传输一个字符时,可重复三次或五次,然后采取“少数服从多数”的原则处理。比如传输一个字符 0 时,采用重复三次的方法,输出 000,接收的若为 000,则按传输正确处理,如若出一个错,有可能收到的是 001,010,100,因 0 的个数 2 大于 1 的个数 1,把它纠正为 000。若传输出两个错,接收到的为 011,101,110;或出三个错,接收到的为 111,则纠错将出错。不过出两个或三个错的概率相对要少得多。

现在定量地来看一看,假如对称信道出错的概率 $p=0.001$,即平均传输 1 000 个字符出一个错。信道传输正确的概率等于 $1-0.001=0.999$,若采用三重码,传输出错的概率将是怎么样?

出两个错的概率是

$$\begin{aligned} C(3,2) \times 0.001^2 \times 0.999 &= 3 \times (1/10)^6 \times 0.999 \\ &= 2.997 \times (1/10)^6 < 0.000\ 003 \end{aligned}$$

出三个错的概率是

$$(0.001)^3 = (1/10)^9$$

因此利用三重码传输一个字符出错,而得不到纠正的概率从 0.001 降到不到 0.000 003。

上面计算 $C(3,2) \times (0.001)^2 \times 0.999$, 是指出两个错的状态有 $C(3,2)=3$ 种, 传输三个字符时有确定的两位出错, 而其余一位不出错的概率是 $(0.001)^2 \times 0.999$, 其中 $0.999=1-0.001$ 。

但三重码的传输效率只有原来的 $1/3$ 。即传输同一个信息, 传输量增大了三倍, 这是不可能被接受的。编码理论是要找出效率高的编码技术。

1.1.2 Hamming 距离

n 维 0,1 向量 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $x_i=0, 1; i=1, 2, \dots, n$ 其中非零元素个数用 $w(X)$ 表示它, 称为向量 X 的权。例 $X=0011001$, 则 $w(X)=3$ 。

定义 1-1 两个 n 维 0,1 向量 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$, 定义

$$d(X, Y) = w(X \oplus Y)$$

称 $d(X, Y)$ 为 X 和 Y 的 Hamming 距离。其中 $\oplus$ 是对 X 和 Y 按位作异或运算:

$$0 \oplus 0 = 0, \quad 1 \oplus 1 = 0 \quad 1 \oplus 0 = 0 \oplus 1 = 1$$

例如: $X=(010100), Y=(110010)$

$$X = 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0$$

$$Y = 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0$$

$$d(X, Y) = w(100110) = 3$$

实际上 $d(X, Y)$ 就是指 X 和 Y 不相同位的个数, 即

$$d(X, Y) = w(X \oplus Y) = w(Y \oplus X)$$

X 和 Y 的 Hamming 距离有以下几个性质:

- ① $d(X, Y)=0$, 若 $X=Y$ 。
- ② $d(X, Y) \neq 0$, 若 $X \neq Y$ 。
- ③ $d(X, Y)=d(Y, X)$ 。
- ④ $d(X, Y)+d(Y, Z) \geq d(X, Z)$

性质④就是所谓距离的三角不等式, 两边之和大于(或等于)第三边。在欧几里德几何里是一条公理, 但现在的距离是 Hamming 距离, 还必须证明如下:

设 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$, $Z=(z_1, z_2, \dots, z_n)$ 。因 x_i, y_i, z_i 都属于 $(0, 1)$, 故有:

若 $x_i \neq y_i, y_i \neq z_i$, 则 $x_i \neq z_i$ 。

明白了这个关系, 三角不等式的性质④便不难理解了。

$$\textcircled{5} \quad 0 \leq w(X) \leq n.$$

$$\textcircled{6} \quad w(X)=0, \text{ 当且仅当 } X=0.$$

1.1.3 码字

编码的传输过程如图 1-2 所示。

其中 $m_1 m_2 \dots m_k$ 为 k 个字符的信息字, $c_1 c_2 \dots c_n$ 为 n 个字符的码字, $e_1 e_2 \dots e_n$ 为干扰, $e_i=0$ 表示第 i 位无干扰, $e_j=1$ 表示第 j 位有一干扰引起的错误。

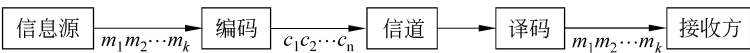


图 1-2

例 1-1 一组 3 位信息字对应一 6 位码字编码 **C**,如表 1-1 所示。

表 1-1

信息字	码字
000	000000
001	001110
010	010101
011	011011
100	100011
101	101101
110	110110
111	111000

如 000 正确传输,则收到的码字为 000000,若出现错误,比如收到的是 001000 不是码字,8 个码字中没有它。以后就称之为字,字不一定是码字。

一组编码 **C**,含有若干个码字,码字中两两间都有一个距离 d ,其中最小的距离有称之为 **C** 的最短距离,用 $d_{\min}$ 表示它。即

$$d_{\min} = \min_{c_i, c_j \in C} \{d(C_i, C_j)\}$$

定理 1-1 编码 **C** 当它的 $d_{\min}$ 至少是 d 时能检出 $d-1$ 位或小于 $d-1$ 位错误。

所谓能检出 $d-1$ 位错误,是指码字传输过程出现了 $d-1$ 位错误能被发现提出来,之所以能被发现,因为出错后的字不是码字。如果出错后变成了另一个码字,则识别不了。检查出错,但不能断定正确的应是什么,只好请求重发。计算机常用的奇偶校验码便是一例。

例 1-1 中计算两两 Hamming 距离如表 1-2 所示,可知 $d_{\min}=3$ 。

表 1-2

Y X	000000	001110	010101	011011	100011	101101	110110	111000
000000	—	3	3	4	3	4	4	3
001110	3	—	4	3	4	3	3	4
010101	3	4	—	3	4	3	3	4
011011	4	3	3	—	3	4	4	4
100011	3	4	4	3	—	3	3	4
101101	4	3	3	4	3	—	4	3
110110	4	3	3	4	4	4	—	3
111000	3	4	4	4	4	3	3	—

证明 因码 C 的最短距离是 d , 任何一个码字受到小于 d 位的干扰, 不可能使之错误到被识别为另一个码字, 所以能被检查出来。如果对于某个码字, 错误的位达到 d 位, 有可能错误地被识别为别的码字, 错误无法被查出来。

定理 1-2 已知编码 C 的 $d_{\min}=2t+1$, 则能纠正不超过 t 位的错误。

证明 设 Z 是被传输的码字, 接收到的是 $R, d(Z, R) \leq t$ 。则不存在码字 Y , 使得 $d(Y, R) \leq t$, 否则

$$d(Z, Y) \leq d(Z, R) + d(R, Y) \leq t + t = 2t < 2t + 1$$

与定理的假设相矛盾。

$d_{\min}=2t+1$ 不仅是纠 t 个错的充分条件, 有时也是必要条件。

还是以本节的例 1-1 来说明。

明文 3 比特, 直接传输, 信道出错概率若为 $1/10$, 不出错的概率为 $1-1/10=9/10$, 3 位都不出错的概率为 $(9/10)^3=0.729$ 。

编码 C 为 6 比特, 码 C 的最短距离 $d_{\min}=3$, 根据定理能纠一个错。故译码不出错的概率为

$$(9/10)^6 + C(6, 1)(9/10)^5(1/10) = 0.5314 + 0.3543 = 0.9357$$

说明编码 C 传输正确的概率有很大的提高。而传输的长度扩大了一倍。其中 $(9/10)^6$ 是码字 6 位都不出错的概率。 $C(6, 1)(9/10)^5(1/10)$ 是 6 位中 5 位不出错, 只有 1 位出错的概率。

若采用三重码, 传输中最多 1 位出错的概率是

$$(9/10)^3 + C(3, 1)(9/10)^2(1/10) = 0.729 + 0.243 = 0.972$$

而传输的长度为原来信息位的 3 倍。

1.1.4 熵的概念

1. 熵的概念

随机事件的特点在于它的不确定性, 它出现的概率是它的不确定性的一种度量, 概率越小, 其不确定性越大。概率等于 1 为确定性事件, 即必然事件, 概率为零表示不可能的事件。

信息论首先要讨论对信息量的度量, 直觉上对不确定性愈大的信息越重视, 因为表示它的信息量越大, 确定性事件的消息被看作毫无信息量, 或信息量等于零。比如听到一个人在说: “太阳从东方升起”, 你会感到这句话等于没有说, 因为它没给出任何新的信息。若听到消息: “一个不明的飞行物出现在天空”, 将无疑会引起你的极大的好奇而争相一睹, 因为那是难得出现的吸引人的事件。

从直观上看, k 个等概率事件的不确定性将随着 k 的增大而增大。 $k=1$ 时不确定性为零, 不确定性度量结果是 k 的函数, 设为 $f(k)$, 或归纳为:

(1) $f(1)=0$ 。

(2) 若 $k_1 < k_2$, 则 $f(k_1) < f(k_2)$ 。

若事件 A 有 h 个等概率事件, 事件 B 有 k 个等概率事件, 则事件 A 与 $B, A \cap B$ 有 hk 个等概率事件 3, 它的不确定性将超过 A 或 B , 即 $f(hk) > f(h), f(hk) > f(k)$, 令

$$f(hk) = f(h) + f(k),$$

不妨因此令

$$f(k) = \log k = -\log \frac{1}{k}$$

这里“位”指比特位,以后不特别注明的对数均取 2 为底,即以两个等概率事件的不确定性的信息量作为一个单位:比特(bit)。一位有(0,1)两种状态。比如掷一银币,出正反两面的概率各 $\frac{1}{2}$, $-\log \frac{1}{2} = \log 2 = 1$ 比特。

还可以将上面的概念进一步推广,设事件 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, 其中 A_i 出现的概率为 $p_i, i=1, 2, \dots, n$ 。

$$p_1 + p_2 + \dots + p_n = 1$$

定义 1-2 $I(A_i) = -\log p_i, i=1, 2, \dots, n$ 。作为对 A_i 的信息量的度量,令

$$H(A) = -p_1 \log p_1 - p_2 \log p_2 - \dots - p_n \log p_n \quad (1-1)$$

作为事件 A 的熵,用它来度量事件 A 的不确定性。 $H(A)$ 越大表示 A 的不确定性也越大。

从 $H(A)$ 的定义可见, $H(A)$ 实际上是 A 的各事件 A_i 的信息量 $H(A_i)$ 的平均值,或 $\{H(A_i)\}$ 的数学期望。

例 1-2 有一箱里装有 20 个球,其中白球 10 个,红球 5 个,黑球 5 个。从箱中任取一个球作为事件 A : 取出的球为白球、红球或黑球的概率依次为

$$p_1 = \frac{1}{2}, p_2 = \frac{1}{4}, p_3 = \frac{1}{4}$$

$$\text{则 } H(A) = -\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} - \frac{1}{4} \log \frac{1}{4} - \frac{1}{4} \log \frac{1}{4} = \frac{1}{2} \log 2 + \frac{1}{2} \log 4 = \frac{1}{2} + 1 = 1.5 \text{ (比特)}$$

掷一个骰子只有 6 种状态 A , 而且机会均等, 则

$$H(A) = \log 6 = 2.5850$$

掷两个骰子有 36 种状态 A ; 和为 2 的有 1 种, 和为 3 的有 2 种, 和为 4 的有 3 种, 和为 5 的有 4 种, 和为 6 的有 5 种, 和为 7 的有 6 种, 和为 8 的有 5 种, 和为 9 的有 4 种, 和为 10 的有 3 种, 和为 11 的有 2 种, 和为 12 的有 1 种, 则

$$\begin{aligned} H(A) &= -\frac{2}{36} \log \frac{1}{36} - \frac{4}{36} \log \frac{2}{30} - \frac{6}{36} \log \frac{3}{36} \\ &\quad - \frac{8}{36} \log \frac{4}{36} = \frac{10}{36} \log \frac{5}{36} - \frac{12}{36} \log \frac{6}{36} = 3.2744, \end{aligned}$$

由此可见, 掷两个骰子较掷一个骰子的不确定性大。

例 1-3 对某地进行了 15 年的观察, 发现 6 月份下雨的概率为 0.4, 晴天的概率为 0.6; 10 月份下雨的概率为 0.65, 下雪的概率为 0.15, 晴天的概率为 0.2, 分别求它们的熵。

设 A 为 6 月份的天气状况, B 为 10 月份的天气状况。则

$$H(A) = -0.4 \log 0.4 - 0.6 \log 0.6 \approx 0.9694$$

$$H(B) = -0.65 \log 0.65 - 0.15 \log 0.15 - 0.2 \log 0.2 \approx 1.2772$$

若只考虑是否晴天,则

$$H(B) = -0.8\log 0.8 - 0.2\log 0.2 = 0.7204$$

则

$$H(B) < H(A)$$

2. 熵的性质

① $\lim_{p \rightarrow 0} (-p \log p) = 0$

$$\lim_{p \rightarrow 0} p \ln p = \lim_{p \rightarrow 0} \frac{\ln p}{\frac{1}{p}}$$

根据罗比塔法则,有

$$\lim_{p \rightarrow 0} p \ln p = \lim_{p \rightarrow 0} \frac{\frac{1}{p}}{-\frac{1}{p^2}} = \lim_{p \rightarrow 0} (-p) = 0$$
$$y = -x \ln x$$

求 $y = -x \ln x$ 的极值:

$$y = -x \ln x, \quad y' = -1 - \ln x = 0, \quad \ln x = -1, \quad x = \frac{1}{e}$$

即在 $x = \frac{1}{e}$ 时, $y = -x \ln x$ 取极大值(见图 1-3)。

故当事件 A 有 k 个结果, 设为 $A_1, A_2, \dots, A_k$, 其概率分别是 $p_1, p_2, \dots, p_k$ 。当且仅当其中之一, 设 $p_i = 1$, 其余全为 0 时, 有

$$H(A) = 0$$

若要求在约束条件 $p_1 + p_2 + \dots + p_k = 1$ 下, 求

$$H(A) = p_1 \log \frac{1}{p_1} + p_2 \log \frac{1}{p_2} + \dots + p_k \log \frac{1}{p_k}$$

的极值, 根据拉格朗日乘数法, 求得

$$H(A) + \lambda \sum_{i=1}^k p_i = p_1 \log \frac{1}{p_1} + p_2 \log \frac{1}{p_2} + \dots + p_k \log \frac{1}{p_k} + \lambda(p_1 + p_2 + \dots + p_k)$$

的无条件极值。

$$\frac{\partial H}{\partial p_i} + \lambda \frac{\partial}{\partial p_i} \left(\sum_{j=1}^k p_j \right) = 0$$

或

$$-(\log p_j + 1) + \lambda = 0, \quad j = 1, 2, \dots, k$$

所以

$$p_1 = p_2 = \dots = p_k$$

但

$$p_1 + p_2 + \dots + p_k = 1$$

所以有

$$p_1 = p_2 = \dots = p_k = \frac{1}{k}$$

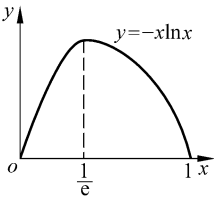


图 1-3

② $H(A)$ 作为 $p_1, p_2, \dots, p_k$ 的函数 $H(p_1, p_2, \dots, p_k)$, 不因 $p_1, p_2, \dots, p_k$ 的顺序改变而改变, 而且

$$H(p_1, p_2, \dots, p_k) = H(p_1 + p_2, p_3, p_4, \dots, p_k) + (p_1 + p_2)H\left(\frac{p_1}{p_1 + p_2}, \frac{p_2}{p_1 + p_2}\right)$$

证明

$$\begin{aligned} & H(p_1 + p_2, p_3, p_4, \dots, p_k) + (p_1 + p_2)H\left(\frac{p_1}{p_1 + p_2}, \frac{p_2}{p_1 + p_2}\right) \\ &= -(p_1 + p_2)\log(p_1 + p_2) - p_3\log p_3 - \dots - p_k\log p_k - \\ & \quad (p_1 + p_2)\left[\frac{p_1}{p_1 + p_2}\log \frac{p_1}{p_1 + p_2} + \frac{p_2}{p_1 + p_2}\log \frac{p_2}{p_1 + p_2}\right] \\ &= -(p_1 + p_2)\log(p_1 + p_2) - p_3\log p_3 - \dots - p_k\log p_k + \\ & \quad p_1\log(p_1 + p_2) + p_2\log(p_1 + p_2) - p_1\log p_1 - p_2\log p_2 \\ &= -p_1\log p_1 - p_2\log p_2 - \dots - p_k\log p_k = H(p_1, p_2, \dots, p_k) \end{aligned}$$

还可以证明更一般的结果:

$$\begin{aligned} & H(p_1, p_2, \dots, p_{i_1-1}, p_{i_1}, p_{i_1+1}, \dots, p_{i_2-1}, p_{i_2}, p_{i_2+1}, \dots, p_{i_s-1}, p_{i_s}, p_{i_s+1}, \dots, p_k) \\ &= H(p_1 + p_2 + \dots + p_{i_1}, p_{i_1+1} + \dots + p_{i_2}, \dots, p_{i_s+1} + \dots + p_{i_k}) + \\ & \quad (p_1 + p_2 + \dots + p_{i_1})H\left(\frac{p_1}{p_1 + p_2 + \dots + p_{i_1}}, \dots, \frac{p_{i_1}}{p_1 + p_2 + \dots + p_{i_1}}\right) + \\ & \quad (p_{i_1+1} + p_{i_1+2} + \dots + p_{i_2})H\left(\frac{p_{i_1+1}}{p_{i_1+1} + p_{i_1+2} + \dots + p_{i_2}}, \dots, \frac{p_{i_2}}{p_{i_1+1} + p_{i_1+2} + \dots + p_{i_2}}\right) \\ & \quad + \dots + (p_{i_s+1} + \dots + p_{i_k})H\left(\frac{p_{i_s+1}}{p_{i_s+1} + p_{i_s+2} + \dots + p_k}, \dots, \frac{p_k}{p_{i_s+1} + p_{i_s+2} + \dots + p_k}\right) \end{aligned}$$

3. 条件熵

本节考虑 U 和 V 是两个互相独立的随机事件, 设 U 有 k 个可能的结果: $A_1, A_2, \dots, A_k$, 对应的概率依次为 $p(A_1), p(A_2), \dots, p(A_k)$; V 有 l 个可能的结果: $B_1, B_2, \dots, B_l$, 对应的概率依次为 $p(B_1), p(B_2), \dots, p(B_l)$.

$$p(A_1) + p(A_2) + \dots + p(A_k) = 1$$

$$p(B_1) + p(B_2) + \dots + p(B_l) = 1$$

UV 作为事件可能有以下可能的结果:

$$A_1B_1, A_1B_2, \dots, A_1B_l$$

$$A_2B_1, A_2B_2, \dots, A_2B_l$$

$$\vdots$$

$$A_kB_1, A_kB_2, \dots, A_kB_l$$

定理 1-3 若 U 和 V 是互相独立的事件, 则 $H(U, V) = H(U) + H(V)$

证明 $H(U, V) = -p(A_1B_1)\log(A_1B_1) - p(A_1B_2)\log(A_1B_2) - \dots - p(A_1B_l)\log(A_1B_l) - p(A_2B_1)\log(A_2B_1) - p(A_2B_2)\log(A_2B_2) - \dots - p(A_2B_l)\log(A_2B_l) - \dots - p(A_kB_1)\log(A_kB_1) - p(A_kB_2)\log(A_kB_2) - \dots - p(A_kB_l)\log(A_kB_l)$

由于 U 和 V 相互独立, 故

$$p(A_i B_j) = p(A_i) p(B_j), \quad i = 1, 2, \dots, k, \quad j = 1, 2, \dots, l$$

而且

$$p(A_1) + p(A_2) + \dots + p(A_k) = 1$$

$$p(B_1) + p(B_2) + \dots + p(B_l) = 1$$

因此

$$\begin{aligned} & -p(A_i B_1) \log p(A_i B_1) - p(A_i B_2) \log p(A_i B_2) - \dots - p(A_i B_l) \log p(A_i B_l) \\ &= -p(A_i) p(B_1) [\log p(A_i) + \log p(B_1)] - p(A_i) p(B_2) [\log p(A_i) + \log p(B_2)] - \dots \\ & \quad - p(A_i) p(B_l) [\log p(A_i) + \log p(B_l)] \\ &= -p(A_i) \log p(A_i) [p(B_1) + p(B_2) + \dots + p(B_l)] - p(A_i) [p(B_1) \log p(B_1) + \\ & \quad p(B_2) \log p(B_2) + \dots + p(B_l) \log p(B_l)] \\ &= -p(A_i) \log p(A_i) + p(A_i) H(V) \end{aligned}$$

故

$$\begin{aligned} H(U, V) &= -p(A_1) \log p(A_1) + p(A_1) H(V) - p(A_2) \log p(A_2) + p(A_2) H(V) - \\ & \quad \dots - p(A_k) \log p(A_k) + p(A_k) H(V) \\ &= [p(A_1) + p(A_2) + \dots + p(A_k)] H(V) + [-p(A_1) \log p(A_1) - \\ & \quad p(A_2) \log p(A_2) - \dots - p(A_k) \log p(A_k)] = H(U) + H(V) \end{aligned}$$

若 U 和 V 不独立时, 则

$$H(UV) = - \sum_{h=1}^k \sum_{j=1}^l p(A_h B_j) \log p(A_h B_j)$$

但

$$\begin{aligned} p(A_h B_j) &= p(A_h) p(B_j | A_h) \\ \log p(A_h B_j) &= \log p(A_h) + \log p(B_j | A_h) \end{aligned}$$

所以

$$\begin{aligned} H(U, V) &= -p(A_1) p(B_1 | A_1) [\log p(A_1) + \log p(B_1 | A_1)] - p(A_1) (p(B_2 | A_1) \\ & \quad [\log p(A_1) + \log p(B_2 | A_1)] - \dots \\ & \quad - p(A_1) p(B_l | A_1) [\log p(A_1) + \log p(B_l | A_1)] - \dots \\ & \quad - p(A_k) p(B_1 | A_k) [\log p(A_k) + \log p(B_1 | A_k)] - \dots \\ & \quad - p(A_k) p(B_l | A_k) [\log p(A_k) + \log p(B_l | A_k)] \end{aligned}$$

另一方面

$$\begin{aligned} & p(B_1 | A_i) + p(B_2 | A_i) + \dots + p(B_l | A_i) \\ &= \frac{1}{p(A_i)} [p(A_i B_1) + p(A_i B_2) + \dots + p(A_i B_l)] = 1, i = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

所以

$$\begin{aligned} H(U, V) &= - \sum_{i=1}^k \{ p(A_i) [p(B_1 | A_i) + p(B_2 | A_i) + \dots + p(B_l | A_i)] \cdot \log p(A_i) \\ & \quad + p(A_i) [p(A_i | B_1) \log p(A_i | B_1) + p(A_i | B_2) \log p(A_i | B_2) + \dots \\ & \quad + p(A_i | B_l) \log p(A_i | B_l)] \} \\ &= -p(A_1) \log p(A_1) + p(A_1) H(V | A_1) - p(A_2) \log p(A_2) + p(A_2) H(V | A_2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & - \cdots - p(A_k) \log p(A_k) + p(A_k) H(V | A_k) \\
 H(V | A_i) = & - p(B_1 | A_i) \log p(B_1 | A_i) - p(B_2 | A_i) \log p(B_2 | A_i) - \cdots \\
 & - p(B_l | A_i) \log p(B_l | A_i), i = 1, 2, \cdots, k
 \end{aligned}$$

令

$$H(V | U) = - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l p(A_i B_j) \log p(B_j | A_i)$$

所以

$$H(U, V) = H(U) + H(V | U) \quad (1-2)$$

称 $H(V | A_i)$ 为 A_i 已知条件下 V 的条件熵。

令

$$H(V | U) = p(A_1) H(V | A_1) + p(A_2) H(V | A_2) + \cdots + p(A_k) H(V | A_k)$$

若 U 和 V 不互相独立, 则有

$$H(U, V) = H(U) + H(V | U) \quad (1-3)$$

$H(V | U)$ 为 U 已知条件下事件 V 的条件熵, 或简称为条件熵。用以度量 U 给定后留给 V 的不确定性, 也称为 U 给定后 V 的暧昧度。

例 1-4 有一种病的发病率为 2%, 即每 100 个人得此病的人有两人。为了诊断出此病, 要做一种试验, 有病的人对这种试验必有阳性反应, 而健康的人阳性和阴性反应各半。设事件 V 有两种结果: B_1 ——健康, B_2 ——病人。而事件 U 的结果为 A_1 ——阳性反应, A_2 ——阴性反应。求 $H(V)$ 和 $H(V | U)$ 。

解 从已知条件有

$$p(B_1) = 0.98, p(B_2) = 0.02$$

$$H(V) = -0.98 \log 0.98 - 0.02 \log 0.02 = 0.1411 \text{ (比特)}$$

因占 2% 的病人对试验有阳性反应, 而占 98% 的健康人对试验有阳性和阴性反应各占一半。因此

$$p(A_1) = 0.02 + 0.49 = 0.51, \quad p(A_2) = 0.49$$

若试验有阳性反应, 即当事件 U 有 A_1 结果时, 有

$$p(B_1 | A_1) = 49/51, p(B_2 | A_1) = 2/51$$

$$H(V | A_1) = - (49/51) \log (49/51) - (2/51) \log (2/51) = 0.2354 \text{ (比特)}$$

若试验有阴性反应, 即当事件 U 有 A_2 结果时, 结论只能是 B_1 , 即为健康人。故

$$p(B_1 | A_2) = 0, p(B_2 | A_2) = 0, H(V | A_2) = 0$$

$$H(V | U) = 0.51 H(V | A_1) + 0.49 H(V | A_2) = 0.51 \times 0.2354 = 0.1201 \text{ (比特)}$$

即试验的结果使事件 V 的不确定性下降为 $0.1411 - 0.1201 = 0.0210$ 。

例 1-5 若一盒子里放了 n 个球, 其中 m 个是红颜色的, 其余 $n - m$ 个为白色的球。事件 U 是从中随机取出第一个球, 事件 V 是从中取出第二个球。求 $H(U)$, $H(V)$, $H(V | U)$, $H(U | V)$ 。

解 事件 U 有两种结果: u_1 ——取得红球, u_2 ——取得白球。

事件 V 有两种结果: v_1 ——取得红球, v_2 ——取得白球。

事件 V 是取第 2 个球, 取第 1 个球可能是白的, 也可能是红的, 故有

$$p(u_1) = \frac{m}{n}, p(u_2) = \frac{n-m}{n}$$

$$p(v_1) = \frac{m}{n} \cdot \frac{m-1}{n-1} + \frac{n-m}{n} \cdot \frac{m}{n-1} = \frac{m}{n}$$

$$p(v_2) = \frac{m}{n} \cdot \frac{n-m}{n} + \frac{n-m}{n} \cdot \frac{n-m-1}{n-1} = \frac{n-m}{n}$$

因此

$$H(U) = H(V) = -\frac{m}{n} \log \frac{m}{n} - \frac{n-m}{n} \log \frac{n-m}{n}$$

若已知 U 或 V 的结果, 例如已知第一个球为白球, 取第二个球也为白球的概率 $p(v_1 | u_1)$ 为

$$p(v_1 | u_1) = \frac{m-1}{n-1}$$

同理

$$p(v_2 | u_1) = \frac{n-m}{n-1}, \quad p(v_1 | u_2) = \frac{m}{n-1}, \quad p(v_2 | u_2) = \frac{n-m-1}{n-1}$$

从而

$$H(V | u_1) = -\frac{m-1}{n-1} \log \frac{m-1}{n-1} - \frac{n-m}{n-1} \log \frac{n-m}{n-1}$$

$$H(V | u_2) = -\frac{m}{n-1} \log \frac{m}{n-1} - \frac{n-m-1}{n-1} \log \frac{n-m-1}{n-1}$$

可以证明若 $m < n-m$, 则

$$H(V | u_1) < H(V)$$

而

$$H(V | u_2) > H(V)$$

即白球数目少于红球数目, 已知第一个球取的是白球的条件下, 事件 V 的不确定性减少了。极而言之, 只有一个白球, 取走了, V 便是确定性的事件了。

$$H(V | U) = p(u_1)H(V | u_1) + p(u_2)H(V | u_2)$$

$$= \frac{m}{n} \left(\frac{m-1}{n-1} \log \frac{m-1}{n-1} - \frac{n-m}{n-1} \log \frac{n-m}{n-1} \right)$$

定理 1-4 $H(U) - H(U|V) = H(V) - H(V|U)$

证明 根据公式

$$H(U, V) = H(U) + H(V | U)$$

以及

$$H(U, V) = H(V, U) = H(V) + H(U | V)$$

可得

$$H(U) + H(V | U) = H(V) + H(U | V)$$

或

$$H(U) - H(U | V) = H(V) - H(V | U)$$

定理 1-5 设事件 U 可能出现的结果为 $A_1, A_2, \dots, A_k, V$ 可能出现的结果为