

# Shannon Entropy

參考資料：

<http://blog.xuite.net/metafun/life/69851478-資訊的度量--Information+Entropy>

要了解 entropy 之前，我們先要知道資訊(Information)是甚麼，甚麼樣的訊息我們會視為資訊呢？我告訴你一天有 24 小時你會比較震驚，還是今年林書豪拿了 NBA 的 MVP 你會比較震驚，想當然爾一定是林書豪今年拿了 MVP，比較震驚代表甚麼事？代表這件事你獲得了比較多的資訊，一天有 24 小時你早就知道了，我告訴你等於沒有講，也代表這件事情發生的機率已經太高了，再發生一次，你也不會感到驚訝，不會認為你還有東西不知道，但是林書豪拿了 MVP，這機率實在太低了，如果你獲知了這件事，代表你現在認知的林書豪絕對和現在的拿 MVP 的林書豪有天壤之別，一定還有很多你不知道的事情，所以獲得這訊息你得到的資訊是非常巨大的，所以我們可以下一個小結論，**當你獲得了一個越無法預期的事情，換句話說，也就是發生機率越低，你獲得的訊息(Information)越多。**

## Information 的單位(bit)

針對上面的結論，我們知道一件事情發生機率越小，獲得資訊越多，但我們要怎麼量化這件事情呢？我們使用這樣的公式

$$-\log P(x)$$

我們來慢慢感受這個公式想告訴我們甚麼，這個公式輸出的單位是 bit，可以這樣想，我們要問多少個 yes/no 的問題，才能得知到最後的答案，就好像是一個八格輪盤，結果已經出來了，但我們要問多少問題才能知道結果，假設這八格的編號分別為 1~8，結果為 3，我們可以先問是不是在 1~4 之間，再問是否再 1~2 之間，再問是否為 3，最後得知結果，所以我們共問了三個問題，這個問題也的確是最多需要問三個問題才能得到答案]( $\log_2 8 = 3$ )，所以若我們直接知道這個輪盤結果是 3，我們直接獲得 3 bits 的訊息量，總結一下，我們獲得一個訊息，背後的訊息量越大，bit 數就越大。

//如果還是不太懂 bits 的概念(因為有同學看完後說看不懂再來問我，所以我想可能是我的例子舉的不夠好，如果懂的話就不用看下一段了)

我們應該都有看電影，小說被雷的經驗吧！為何我們不喜歡有人在我們還沒開始看電影、小說的時候直接跟我們說結局，因為如果我們知道結局，再看電影、小說，我們幾乎沒辦法得到我們想要得到的新資訊。再繼續看就沒有新鮮感，感覺就不如甚麼都不知道的時候看電影、小說的刺激感。因為我們獲得的資訊量就幾乎等同於是我們從頭到尾看整部電影、小說的資訊量，套回之前的例子，直接告訴你八格輪盤的結果，和你重複問三次 yes/no 的問題是一樣的資訊量。

# Expectation value of entropy

但是單一事件的資訊量大，就代表這個事件很重要嗎？顯然不是，像是上面 MVP 的例子，雖然我知道這項消息會很震驚，但是這種事情根本不可能發生，那這個事件根本就不重要。我們想要知道的是對整個字集間取得一事件的平均資訊量為何。

e.g.

有一個骰子六面的點數為 1, 2, 3, 4, 5, 1000，發生機率為  $\sim \frac{1}{5}, \sim \frac{1}{5}, \sim \frac{1}{5}, \sim \frac{1}{5}, \sim \frac{1}{5}, \frac{1}{10000000}$

則擲一次骰子平均可得到  $\frac{1}{5} \times (1 + 2 + 3 + 4 + 5) + 1000 \times \frac{1}{10000000} \sim 3$

就算 1000 那面點數比其他面還要大很多，若發生機率很小，對於期望值而言也幾乎是沒貢獻的

所以 Shannon 提出了資訊理論中 entropy 的概念，其實也就是 information 的期望值

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n P(x_i) \log_2 P(x_i)$$

這個公式又被稱為熵，我們簡單跑幾組數據，我們更改骰子每個點數的機率看看

$$H\left(\frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}\right) = -\left(\frac{1}{6} \log \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log \frac{1}{6}\right) = 2.58$$

$$H\left(\frac{2}{7}, \frac{1}{7}, \frac{1}{7}, \frac{1}{7}, \frac{1}{7}, \frac{1}{7}\right) = -\left(\frac{2}{7} \log \frac{2}{7} + \frac{1}{7} \log \frac{1}{7} + \frac{1}{7} \log \frac{1}{7} + \frac{1}{7} \log \frac{1}{7} + \frac{1}{7} \log \frac{1}{7} + \frac{1}{7} \log \frac{1}{7}\right) = 2.52$$

$$H\left(\frac{1}{21}, \frac{2}{21}, \frac{3}{21}, \frac{4}{21}, \frac{5}{21}, \frac{6}{21}\right) = -\left(\frac{1}{21} \log \frac{1}{21} + \frac{2}{21} \log \frac{2}{21} + \frac{3}{21} \log \frac{3}{21} + \frac{4}{21} \log \frac{4}{21} + \frac{5}{21} \log \frac{5}{21} + \frac{6}{21} \log \frac{6}{21}\right) = 2.39$$

$$H\left(\frac{1}{15}, \frac{1}{15}, \frac{1}{15}, \frac{1}{15}, \frac{1}{15}, \frac{10}{15}\right) = -\left(\frac{1}{15} \log \frac{1}{15} + \frac{1}{15} \log \frac{1}{15} + \frac{1}{15} \log \frac{1}{15} + \frac{1}{15} \log \frac{1}{15} + \frac{1}{15} \log \frac{1}{15} + \frac{10}{15} \log \frac{10}{15}\right) = 1.69$$

在這裡不做證明，等一下再證明，但我們可以感覺的到若 sample space 中的 outcome 機率分布的越平均，得到的 entropy 越大，也代表訊息越無法被預測，代表資料越亂，若我們得到一個越亂的資料，訊息含量越多！

e.g.

1. 一個公平的骰子，我們得知擲了一次的結果，此訊息有  $-\log_2 \frac{1}{6} = \log_2 6$  bits 的訊息量

若用公式顯示，則為

$$-\left(\frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6} + \frac{1}{6} \log_2 \frac{1}{6}\right) = \log_2 6$$

2. 當我們得知了一個 32 格的輪盤的結果，此訊息有  $-\log_2 \frac{1}{32} = 5$  bits 的訊息量

$$-(\frac{1}{32} \log_2 \frac{1}{32} \times 32) = 5$$

3. 但是例如說 NBA 有 32 隊，理論上來說，我們知道冠軍球隊是哪隊的資訊量應該是 5 bits，但是有些球隊是奪冠大熱門，有些球隊是重建中球隊，奪冠機率不會是平均分布的，此時“奪冠隊伍”的預期資訊量就會不如 32 格輪盤

以現在 2017/9，美國權威 ESPN 預測明年的總冠軍的機率如下

| 隊伍      | 奪冠機率 |
|---------|------|
| 金州勇士    | 58%  |
| 波士頓賽爾提克 | 12%  |
| 休士頓火箭   | 7%   |
| 聖安東尼奧馬刺 | 7%   |
| 克里夫蘭騎士  | 6%   |

資料來源:

<http://www.appledaily.com.tw/realtimenews/article/local/20170921/1207911/ESPN> 預測騎士奪冠機率將出現毀滅性崩壞

上述總共 90%，假設剩餘 27 隊平均分配奪冠機率，每隊共有  $10/27=0.37\%$  的奪冠機率  
總冠軍這件事的預期資訊量為

$$-(0.58 \log_2^{0.58} + 0.12 \log_2^{0.12} + 0.07 \log_2^{0.07} + 0.07 \log_2^{0.07} + 0.06 \log_2^{0.06} + 0.0037 \log_2^{0.0037} \times 27) = 2.41 \text{ bits} < 5$$

故我們可以暫時獲得一個結論，若一個 **outcome** 發生是完全隨機的，假設有  $n$  種可能發生的 **outcome**，那麼每個 **outcome** 的機率為  $1/n$ ，這樣的情形會獲得最大的資訊量期望值。

## 證明 Expectation value of entropy

話都你在說，根本就還沒有證明最大的資訊量期望值是落在各個 **outcome** 機率皆相同的情況下(也就是 **uniform distribution**)，那就來證明囉！

我們希望得到最大值的方程式為

$$H(X) = -\int_a^b P(x) \log_2 P(x) dx \quad \text{(用連續函數來證，離散沒有好的數學性質，可將連續函數想成無限多個離散訊號就好)}$$

而且我們還有一個限制是

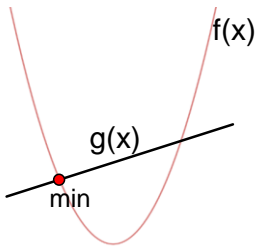
$$\int_a^b P(x) dx = 1 \quad // \text{這裡用 } a, b \text{ 就只是代表定義域區間而已，像是銅板正面機率的 } a, b \text{ 就是 } 0, 1$$

骰子就是 0,6

而我們需要使用 **lagrange multiplier**，使用時機就和現在一樣，我們希望最大化某一個函數，還附有些限制，**lagrange multiplier** 就是用來解決這些問題的。

## Lagrange multiplier

概念：



圖中  $f(x)$  為欲找到最小值的函數， $g(x)$  為限制函數，要求取的  $x$  點必須在  $g(x)$  上，該紅點就是最小值

求解步驟：

步驟 1：將限制條件  $g$  及函數  $f$  取 **gradient**

步驟 2： $\nabla f - \lambda \nabla g = 0$ ，求解

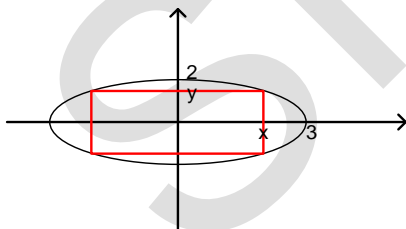
note:

當要最大化時，步驟 2 為  $\nabla f + \lambda \nabla g = 0$

當要最小化時，步驟 2 為  $\nabla f - \lambda \nabla g = 0$

e.g.

求在  $x > 0, y > 0, \frac{x^2}{9} + \frac{y^2}{4} = 1$  的限制條件下， $4xy$  最大值時之  $x, y$



紅色面積為  $4xy$

$$g(x, y) = \frac{x^2}{9} + \frac{y^2}{16}, f(x, y) = 4xy$$

$$L(x, y) = f(x, y) - \lambda g(x, y) = 4xy - \lambda \left( \frac{x^2}{9} + \frac{y^2}{16} \right)$$

$\nabla L$ 中(如果不懂gradient的定義，請自己去搞清楚)

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial x} = 4y - \lambda \frac{2x}{9} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial y} = 4x - \lambda \frac{y}{8} = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow y = \pm 2\sqrt{2} \text{ (取正)}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} x = \frac{3}{\sqrt{2}} \\ y = 2\sqrt{2} \end{cases}$$

那就開始來解最大的 entropy 囉！(會用到變分法，我也不會，看過去就好)

## 沒有給任何 prior

$$\text{最大化函數為 } H(X) = -\int_a^b P(x) \log_2 P(x) dx$$

$$\text{限制條件為 } \int_a^b P(x) dx = 1$$

$$\text{故 } \textit{lagrange multiplier} \text{ 為 } -\int_a^b P(x) \log_2 P(x) dx + \lambda \left( \int_a^b P(x) dx - 1 \right)$$

這裡我們因為有變數  $P(x_i)$ ，我們沒辦法做單純的梯度，所以必須用到變分法，簡單來說，就是一種將函數當成變數求極值的方法

以下是變分法的簡述，如果沒有興趣的人可以跳過直接看結論

參考網站：<https://zhuanlan.zhihu.com/p/20718489>

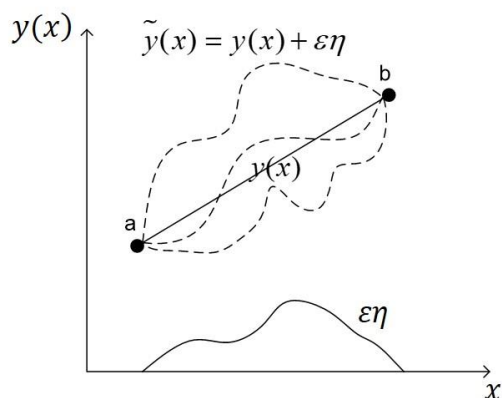
### ● 泛函數

以前我們學過的函式是輸入為實數，輸出為實數，而泛函數為輸入為一個函式，輸出為實數，我們先將一些符號定義好，以便之後的討論

通常變分法處理的泛函數都是積分的形式，我們記為

$$J = \int_a^b F(y, y'; x) dx$$

$F(y, y'; x)$  中的  $y, y'; x$  代表這裡的  $y$  和  $y'$  都是  $x$  的函數，這裡我們僅討論一階微分的泛函數



### ● 泛函的極值

在邊界已訂(a,b)的情況下，我們可以產生無限多種從 a 到 b 的函數(就像上圖的實線和虛線，我們假設最佳(極值發生時)的函數為  $y(x)$ ，而不確定極值是否發生時的函數稱為  $y(x)$ ，我們要試圖找出

$y(x)$  的極值  $y(x)$ ，而  $y(x) = y(x) + \varepsilon\eta(x)$ ， $\varepsilon\eta(x)$  為  $y(x)$  和  $y(x)$  的差距，不是一個定值，當  $y(x)$  不同， $\varepsilon\eta(x)$  就會不同。而若我們給定  $\eta(x)$  (為了將邊界的差距設為 0，即  $\eta(a) = 0, \eta(b) = 0$ )，我們可以藉由  $\varepsilon$  來產生無限多個  $y(x)$ ， $\eta(x)$  可以想成差距的外型， $\varepsilon$  可以想成差距的外型固定後，對這個外型放大  $\varepsilon$  倍，而注意，當  $\varepsilon = 0$  時， $y(x) = y(x)$ 。

泛函數  $J$  是泛函數  $J$  的極值，我們可以寫出

$$J = \int_a^b F(y(x) + \varepsilon\eta(x), y'(x) + \varepsilon\eta'(x); x) dx$$

注意  $J$  是一個  $\varepsilon$  的函數，因為在定值積分下， $x$  會消失成為實際的值，我們隨便找出一個函數  $y(x)$ ，

此時我們將泛函數  $J$  對  $\varepsilon = 0$  做泰勒展開式，得

$$\begin{aligned} J &= J(\varepsilon = 0) + \frac{dJ(\varepsilon = 0)}{d\varepsilon}(\varepsilon - 0) + \frac{1}{2!} \frac{d^2J(\varepsilon = 0)}{d\varepsilon^2}(\varepsilon - 0)^2 + \dots \\ &= J_0 + J_1\varepsilon + J_2\varepsilon^2 + \dots \end{aligned}$$

而因為  $J(\varepsilon = 0) = J$ ，可以改寫上式為

$$J - J = J_1\varepsilon + J_2\varepsilon^2 + \dots$$

而一階變分定義為

$$\delta J = J_1 \varepsilon = \frac{dJ(\varepsilon=0)}{d\varepsilon} \varepsilon$$

二階變分以此類推，而在一階變分=0 時會達到該”函式的函式”的極值，而若再加上  $\varepsilon = 0$  是”最佳函數的極值，故

$$\begin{aligned} 0 &= \delta J = \frac{dJ(\varepsilon=0)}{d\varepsilon} \varepsilon \\ &= \frac{d}{d\varepsilon} \int_a^b F(\varepsilon=0) dx \cdot \varepsilon \\ &= \int_a^b \frac{dF(\varepsilon=0)}{d\varepsilon} dx \cdot \varepsilon \\ &= \int_a^b \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy} \frac{dy}{d\varepsilon} + \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy'} \frac{dy'}{d\varepsilon} dx \cdot \varepsilon \\ &= \int_a^b \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy} \varepsilon \eta(x) + \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy'} \varepsilon \eta'(x) dx \quad (\because y = y + \varepsilon \eta(x)) \\ &= \int_a^b \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy} \delta y + \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy'} \delta y' dx \quad (\because \delta y = y - y = \varepsilon \eta(x)) \end{aligned}$$

對第二項做分部積分，得

$$= \int_a^b \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy} \delta y - \left( \frac{d}{dx} \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy'} \right) \delta y dx + \frac{dF(\varepsilon=0)}{dy'} \delta y \Big|_a^b$$

當  $\varepsilon = 0$  時， $y = y, F = F$  故

$$= \int_a^b \left( \frac{dF}{dy} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dy'} \right) \delta y dx + \frac{dF}{dy'} \delta y \Big|_a^b$$

第三項  $\frac{dF}{dy'} \delta y \Big|_a^b = 0$  是邊界條件，由於  $\delta y$  可能是任意值，故若需要保證  $\delta J = 0$ ，須

$$\frac{dF}{dy} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dy'} = 0$$

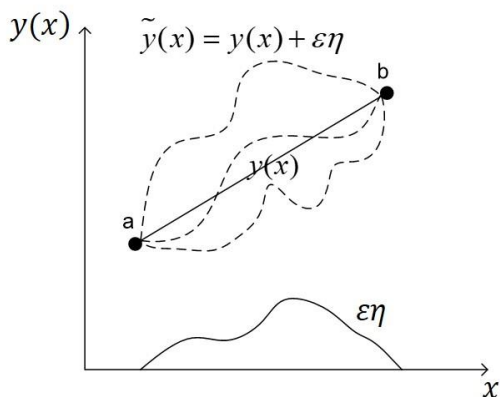
上式是經典的 Euler-Lagrange 方程式

而邊界條件部分，若  $\frac{dF}{dy'}$  在 a 及 b 上皆為 0，此為 Natural Boundary Condition，若  $\delta y$  在 a 和 b 上皆為 0，也就是在 a、b 上 y 皆為確切的值，稱為 Essential Boundary condition。

● 例題

e.g.

我們可以藉由變分法證明兩點的最近路線為直線



我們隨意假設一條路徑  $y(x)$ ，其路徑上的一小段令為  $ds$ ，

$$(ds)^2 = (dx)^2 + (dy)^2 = (1 + y'^2)(dx)^2$$

$$\Rightarrow ds = \sqrt{1 + y'^2} dx$$

則該路徑長為

$$\int_a^b ds = \int_a^b \sqrt{1 + y'^2} dx$$

對比 Euler-Lagrange 方程式， $F = \sqrt{1 + y'^2}$ ，且  $y(a), y(b)$  皆為固定值(起點終點固定)，符合 Essential Boundary condition

代入 Euler-Lagrange 方程式中為

$$0 = \frac{dF}{dy} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dy'} = 0 - \frac{d}{dx} \frac{y'}{\sqrt{1 + y'^2}} = -\frac{d}{dx} \frac{y'}{\sqrt{1 + y'^2}}$$

$$\Rightarrow \frac{y'}{\sqrt{1 + y'^2}} = C$$

$$\Rightarrow y' = \frac{C^2}{1 - C^2}$$

故斜率從頭到尾皆為定值，為一個直線

總之，結論就是如果符合邊界條件  $\frac{dF}{dy'}$  在  $a$  及  $b$  上皆為  $0$ ，或在  $a$ 、 $b$  上  $y$  皆為確切的值，則可以使



用 Euler-Lagrange 方程式  $\frac{dF}{dy} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dy'} = 0$  得到極值

那開始來解最大的 entropy 的  $P(x)$  了！原式為

$$-\int_a^b P(x) \log_2 P(x) dx + \lambda \left( \int_a^b P(x) dx - 1 \right)$$

我們整理一下上式成為

$$J = -\int_a^b P(x) \log_2 P(x) - \lambda P(x) dx - \lambda = -\int_a^b F(1, P, \frac{dP}{dx}) dx - \lambda$$

會影響  $J$  中  $P(x)$  的最大值的只有  $P(x)$ ， $\lambda$  並不會影響，所以我們先省略最後一項

$$J = -\int_a^b P(x) \log_2 P(x) + \lambda P(x) dx = -\int_a^b F(1, P, P') dx$$

而因為  $F$  中沒有  $P'$ ，則  $\left. \frac{dF}{dy'} \right|_{x=a} = \left. \frac{dF}{dy'} \right|_{x=b} = 0$ ，符合邊界條件

而根據 Euler-Lagrange 方程式

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{dF}{dy} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dy'} \\ &= \frac{dF}{dP(x)} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dP'(x)} \\ &= -\log P(x) - 1 + \lambda - 0 \\ \Rightarrow P(x) &= e^{\lambda-1} \end{aligned}$$

而因為  $\int_a^b P(x) dx = 1$

$$\Rightarrow \int_a^b e^{\lambda-1} dx = (b-a)e^{\lambda-1} = 1 \Rightarrow P(x) = e^{\lambda-1} = \frac{1}{b-a}$$

故跟我們之前討論的一樣，假設有  $a-b$  個 outcome，發生最大 entropy 的  $P(x)$  為  $\frac{1}{a-b}$

## 給定 mean

通常我們得到許多數據時，也可以得到這些數據的 mean，如果我將限制條件再加上一個

$$\int_0^\infty xP(x) dx = \mu \quad // 0 \text{ 和 } \infty \text{ 都只是為了結果好看而已，沒有甚麼為什麼}$$

最大的 entropy 的  $P(x)$  分布會變成甚麼樣子呢？

統整一下問題：

$$\text{最大化 } -\int_a^b P(x_i) \log_2 P(x_i) dx$$

限制條件：

$$\int_0^\infty P(x) dx = 1$$

$$\int_0^\infty xP(x) dx = \mu$$

我們用剛剛用過的 Lagrange multiplier

$$\begin{aligned} & -\int_0^\infty P(x) \log_2 P(x) dx + \lambda_0 \left( \int_0^\infty P(x) dx - 1 \right) + \lambda_1 \left( \int_0^\infty xP(x) dx - \mu \right) \\ & = \int_0^\infty -P(x) \log_2 P(x) + \lambda_0 P(x) + \lambda_1 xP(x) dx - \lambda_0 - \lambda_1 \mu \end{aligned}$$

使用變分法，一樣的因為  $F$  中沒有  $P'$ ，則  $\left. \frac{dF}{dy} \right|_{x=a} = \left. \frac{dF}{dy} \right|_{x=b} = 0$ ，符合邊界條件，可以使用 Euler-Euler-

Lagrange 方程式

$$F = -P(x) \log_2 P(x) + \lambda_0 P(x) + \lambda_1 xP(x)$$

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{dF}{dy} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dy'} \\ &= \frac{dF}{dP(x)} - \frac{d}{dx} \frac{dF}{dP'(x)} \\ &= -\log P(x) - 1 + \lambda_0 + \lambda_1 x \\ \Rightarrow \log P(x) &= \lambda_0 + \lambda_1 x - 1 \\ \Rightarrow P(x) &= e^{\lambda_0 + \lambda_1 x - 1} \end{aligned}$$

代入限制條件中

$$\text{第一個限制條件} \left( \int_0^\infty P(x) dx = 1 \right)$$

$$\int_0^\infty P(x) dx = \int_0^\infty e^{\lambda_0 + \lambda_1 x - 1} dx = e^{\lambda_0 - 1} \int_0^\infty e^{\lambda_1 x} dx = \frac{e^{\lambda_0 - 1}}{\lambda_1} e^{\lambda_1 x} \Big|_0^\infty = \frac{e^{\lambda_0 - 1}}{\lambda_1} (e^{\lambda_1 \infty} - 1) = 1$$

若  $\lambda_1 > 0$ ,  $\therefore \lambda_0, \lambda_1 \in \mathbb{R}$  此等式必不成立 ( $\infty = 1$ )

$$\therefore \lambda_1 \leq 0, e^{\lambda_1 \infty} = 0 \Rightarrow \frac{e^{\lambda_0 - 1}}{\lambda_1} (e^{\lambda_1 \infty} - 1) = -\frac{e^{\lambda_0 - 1}}{\lambda_1} = 1 \Rightarrow \lambda_1 = -e^{\lambda_0 - 1}$$

$$\text{第二個限制條件} \left( \int_0^\infty xP(x) dx = \mu \right)$$

$$\int_0^\infty xP(x)dx = \int_0^\infty xe^{\lambda_0 + \lambda_1 x - 1} dx = e^{\lambda_0 - 1} \int_0^\infty xe^{\lambda_1 x} dx$$

需要使用分部積分

微 積

$$\begin{array}{c} x \quad e^{\lambda_1 x} \\ \searrow \quad \nearrow \\ 1 \quad \frac{1}{\lambda_1} e^{\lambda_1 x} \end{array}$$

$$= e^{\lambda_0 - 1} \left. \frac{x}{\lambda_1} e^{\lambda_1 x} \right|_0^\infty - e^{\lambda_0 - 1} \int_0^\infty \frac{1}{\lambda_1} e^{\lambda_1 x} dx = (0 - 0) - \frac{1}{\lambda_1} \int_0^\infty e^{\lambda_0 + \lambda_1 x - 1} dx = -\frac{1}{\lambda_1} = \mu \Rightarrow \lambda_1 = \frac{-1}{\mu}$$

$$\because \lambda_1 = -e^{\lambda_0 - 1}, \lambda_1 = \frac{-1}{\mu} \Rightarrow P(x) = e^{\lambda_0 + \lambda_1 x - 1} = -\lambda_1 e^{\lambda_1 x} = \frac{1}{\mu} e^{\frac{-1}{\mu} x}$$

故若我們給予 mean，entropy 最大期望值的 P(x) 分部為一 exponential 函數

## 給定 mean 和 variance

如果我們又得到 variance 呢？

就不做推導了，之後會用另一個概念來推導，其結果會是一個 Gauss distribution，所以只要我們給予 mean 和 variance 其最大 entropy 的 P(x) 分布為 Gauss distribution

## 統整

| 給予條件(prior)  | 最大 entropy 的 P(x) 分佈                    |
|--|---|
| 無  | uniform distribution( $\frac{1}{a-b}$ ) |
| $\int_a^b xP(x)dx = \mu$   | $\frac{1}{\mu} e^{\frac{-1}{\mu} x}$    |
| $\int_0^\infty xP(x)dx = \mu$<br>$\int_0^\infty x^2 P(x)dx = \sigma^2$ | Gauss distribution                      |

## Conditional entropy

我們已經知道 H(X) 的意義，也就是得知一個 X 中一個 x 元素所需要資訊的位元數期望值，而 H(X,Y)

就是我們得到(x,y)所需要資訊的位元數期望值，就像是我們擲一枚硬幣和擲一個骰子後得到的訊息量。那麼若我們已經有了 X 的一個元素的位元期望值的資訊，我們還需要再得到多少位元才足夠得到(x,y)的資訊量呢？這和條件機率的意思很像，就將這樣的概念表示為  $H(Y|X)$

$$\begin{aligned} H(Y|X) &= -\sum_i P(x_i) H(Y|X=x_i) \\ &= -\sum_i P(x_i) \sum_j P(y_j|x_i) \log(y_j|x_i) \\ &= -\sum_i \sum_j P(x_i) P(y_j|x_i) \log(y_j|x_i) \\ &= -\sum_i \sum_j P(x_i, y_j) \log(y_j|x_i) = -\sum_i \sum_j P(x_i, y_j) \log P(y_j|x_i) \\ &= -\sum_i \sum_j P(x_i, y_j) \log \frac{P(x_i, y_j)}{P(x_i)} = \sum_i \sum_j P(x_i, y_j) \log \frac{P(x_i)}{P(x_i, y_j)} \end{aligned}$$

## relative entropy (KL divergence)

參考資料：

<http://kuanchen-blog.logdown.com/posts/333763#content8>

<https://zh.wikipedia.org/wiki/相对熵>

先讓我們介紹 cross entropy，再來介紹 relative entropy，假設有兩個 sample space: P, Q，P 和 Q 各自擁有其 entropy 最佳的 P(x) 分佈，cross entropy 就是將其他人的 P(x) 分佈套用在自己身上，看看這樣的資訊量有多少 bits，我們將這樣概念以數學形式定義

$$H_p(q) = \sum_i p(x_i) \log\left(\frac{1}{q(x_i)}\right)$$

上面式子代表 Q 用 P 的 P(x) 分佈計算 Q 的資訊 bits 期望值。

當然，若別人的分佈和自己的最佳分佈不同，其得出的 entropy bits 應該較小，不過，有趣的是，

$H_p(q)$  和  $H_q(p)$  有時並不會相等，換句話說，P 用 Q 的最佳分布和 Q 用 P 的最佳分布所得到的資訊量是不一樣的。

而通常我們有興趣的是  $H_p(q)$  和  $H(p)$  的差，這樣的差就稱為 relative entropy，也代表兩個分布的距離，數學定義如下

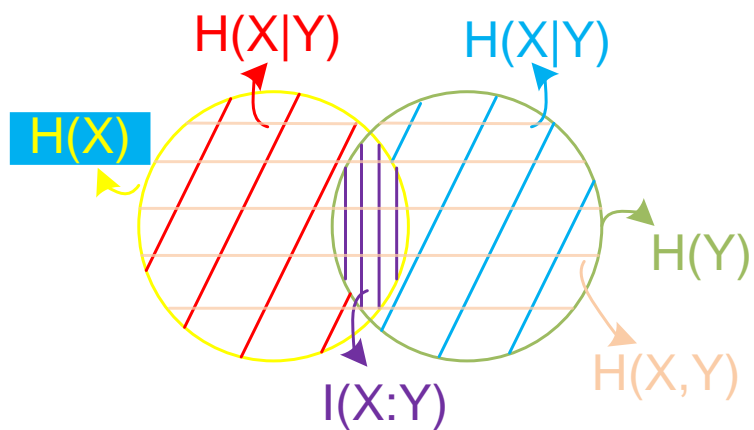
$$KL(p \parallel q) = H_q(p) - H(p) = \sum_i p(x_i) \log\left(\frac{1}{q(x_i)}\right) - \sum_i p(x_i) \log\left(\frac{1}{p(x_i)}\right) = \sum_i p(x_i) \log\left(\frac{p(x_i)}{q(x_i)}\right)$$

但在這裡會有個大問題，KL divergence，代表兩個分布的距離，p 到 q 的距離居然和 q 到 q 的距離是

不一樣的。

## Mutual information(互資訊)

可想成是兩個資訊中有重疊的部分，形式為  $I(X:Y)$



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