

# 關於中央極限定理之圖示

黃文璋

國立高雄大學應用數學系

最近看到一篇“漫談信心水準研習心得”的文章(底下簡稱“心得”)。該文一開始提到:

往往我們向學生介紹完歷史背景之後,就把常態分配的規則,例如高中課本中的“68-95-99.7規則”,硬生生記下來解題,絲毫感受不到當時找到這條曲線的驚喜。研習當天,講師用動畫展示二項分配 $(n, p)$ 中,當 $n$ 愈來愈大時,理論上出現的相對次數分配直方圖外型會逐漸逼近一條曲線,這條曲線就是常態分配曲線,或被稱為鐘形曲線。雖然我們無法向高中生證明這個定理,但是電腦動畫的模擬效果令在場的老師印象非常深刻!

接著心得一文給出幾個所謂令人印象深刻的圖。但其實所給的應非模擬的圖,也並非“直方圖”(histogram),而是“機率質量函數”(probability mass function, 簡稱pmf),乃描述離散型隨機變數取各可能值之機率,因此圖形在各取值之高度和為1。

假設 $X_n$ 有二項分佈 $\mathcal{B}(n, p)$ ,令 $\bar{X}_n = X_n/n$ 。心得一文附上幾個 $\bar{X}_n$ 之pmf圖, $p$ 皆取為0.5, $n$ 則分別為10, 30, 50, 70, 90, 110。隨著 $n$ 的增大,圖形“似乎”愈來愈像常態分佈曲線。可惜不知心得一文的作者是否注意到,他所繪的那6個pmf圖,其縱軸尺度不同,因此並無法真正展示圖形的外型,

會逼近那一曲線。而就算不理會各pmf圖縱軸尺度隨 $n$ 而變, 如果讓 $n$ 繼續增大, 恐便不易認為 $\bar{X}_n$ 之pmf圖, 會逼近常態分佈曲線。

對 $X_n$ 有 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈, 仍取 $p = 0.5$ ,  $n$ 則分別為10, 30, 100, 1,000, 10,000, 及100,000, 我們繪出兩種 $\bar{X}_n$ 之pmf圖形。圖1為縱軸尺度經調整(如心得一文), 圖2為縱軸尺度皆相同。

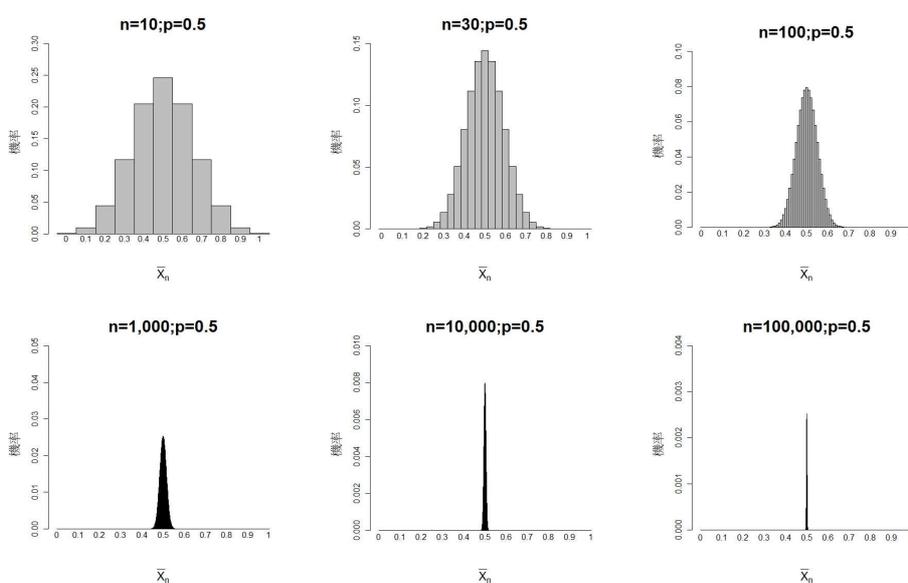


圖1.  $\bar{X}_n$ 之pmf圖, 縱軸尺度經調整

我們看到在圖1中, 隨著 $n$ 之增大,  $\bar{X}_n$ 之pmf圖愈來愈狹窄, 最大高度(發生在 $\bar{X}_n = 0.5$ )則逐漸下降。當 $n = 100,000$ 時,  $\bar{X}_n$ 之pmf圖幾乎只剩一條小垂直線段了。無論如何, 對於 $n = 1,000$ 以上,  $\bar{X}_n$ 之pmf圖大約不會令你看起來像鐘形, 因此也就不會覺得會逼近至常態分佈曲線。心得一文只繪到 $n = 110$ 便停止了, 沒有看到 $n$ 再大時pmf圖之變化。因此雖作者覺得印象深刻, 產生心得, 只是這又為一郢書燕說之例。要知這些pmf圖, 對了解中央極限定理的內涵, 其實並沒什麼大幫助。

在圖1中, 對於 $n = 10, 30$ , 及100,  $\bar{X}_n$ 之pmf圖, 的確讓人看起來“像”常態分佈曲線。但這可能是視覺上的迷失。由於此處 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈之 $p = 0.5$ ,

所以pmf圖為對稱，中間最高，向兩側下降。於是讓你覺得有如鐘形，進而以為像常態分佈曲線。事實上，只要是對著某點對稱的分佈，其pmf圖往往便會讓人以為像常態分佈曲線。

其實 $\bar{X}_n$ 之分佈為離散型，取值 $0, 1/n, 2/n, \dots, (n-1)/n, 1$ ，並非僅取整數值。而如前所述，對離散型，pmf圖的高度表機率，是其高度和為1，而非pmf圖形下小長方形的面積和為1。光憑這點，就不能說 $\bar{X}_n$ 的pmf圖，與常態分佈曲線有什麼太密切的關連。因常態分佈曲線下方的面積為1。大家應也注意到，在圖1中，當 $n$ 愈來愈大， $\bar{X}_n$ 的pmf圖愈來愈黑。這是當然的，因橫軸長度固定，因此 $n$ 愈大時， $\bar{X}_n$ 取值愈密，擠在一起的關係，讓圖形變黑。

在圖2裡，我們令縱軸尺度相同，這樣較易看出對不同的 $n$ ，pmf圖真正的變化。 $n = 100,000$ 時，pmf圖幾乎只餘 $\bar{X}_n = 0.5$ 上之一小黑點。這是因此時對每一 $i = 0, 1, \dots, n$ ， $\bar{X}_n = i/n$ 之機率都近乎0，因此其pmf圖簡直與橫軸相貼，讓肉眼幾乎看不到。

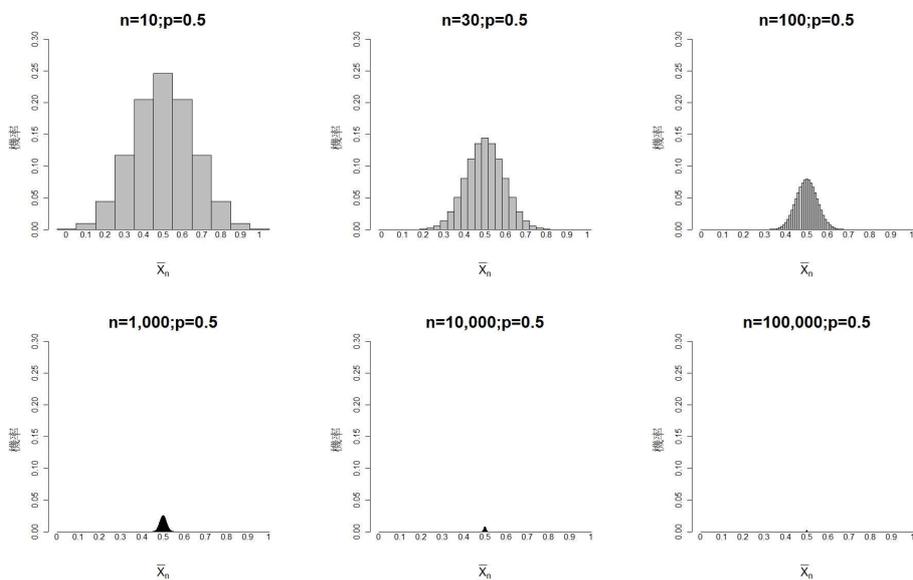


圖2.  $\bar{X}_n$ 之pmf圖，縱軸尺度相同

我們講的直方圖(此處為機率直方圖, 另有數據直方圖), 乃要求圖形下, 那些小長方形之面積和為1。隨機變數若取整數值, 則因每一小長方形的底部長為1, 故以pmf圖作出的那些小長方形面積和為1。這時pmf圖與直方圖可說是一樣的。由於心得一文, 與圖1及圖2, 繪的都是 $\bar{X}_n$ 的pmf圖, 所以圖形下長方形面積和為 $1/n$ 。將高度變成 $n$ 倍後, 才是直方圖。

隨著 $n$ 之增大,  $\bar{X}_n$ pmf圖之最高點愈來愈低的原因是什麼? 當 $n$ 為偶數,  $\bar{X}_n = 0.5$ 之機率為 $\binom{n}{n/2}/2^n$ 。利用近似 $n!$ 的Stirling公式(見黃文璋(2010)頁128-130), 可得此機率近似相等(asymptotically equal)於

$$(1) \quad \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{n\pi}}。$$

即 $\bar{X}_n$ pmf圖之最大高度, 以 $\sqrt{2}/\sqrt{n\pi}$ 的速度下降至0。這可以圖1來印證。對於 $n = 100$ , 與 $n = 10,000$ , 二pmf圖之最大高度, 分別大約為0.08與0.008, 後者約為前者的 $\sqrt{100}/\sqrt{10,000} = 1/10$ 。

另外,  $n$ 愈大時,  $\bar{X}_n$ 之pmf圖愈來愈窄的原因是什麼? 這正說明大數法則(更明確的說是弱大數法則)。對 $X_n$ 有 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈, 當 $n \rightarrow \infty$ 時,  $\bar{X}_n$ 會機率收斂至 $p$ (此處 $p$ 為0.5)。也就是 $\bar{X}_n$ 會聚集在 $p$ 附近一很小範圍內的機率很大。以數學式子來表示, 即對每一正數 $a$ , 當 $n \rightarrow \infty$ 時,

$$P(|\bar{X}_n - p| < a) \rightarrow 1。$$

有某高中數學課本, 說“機率裡的期望值就是統計試驗中大量數據的平均值”, 這當然是錯誤的講法。以二項分佈為例, 大數法則是說,  $n$ 很大(大量數據)時,  $\bar{X}_n$ (平均值)與期望值( $p$ )之差異很小的機率很大。絕對不是說 $n$ 很大時,  $\bar{X}_n = p$ 。對常數數列 $\{a_n, n \geq 1\}$ , 當 $n \rightarrow \infty$ 時,  $a_n \rightarrow a$ , 人們不會以為其含意為 $n$ 很大時,  $a_n = a$ 。但對隨機數列 $\{X_n, n \geq 1\}$ , 有些人雖大數法則能琅琅上口, 卻不只沒能正確掌握其中收斂的含意, 連原本常數數列裡, 不會弄錯的“收斂不必然導致相等”都忘了。

事實上由 $\bar{X}_n$ 之pmf圖, 對了解大數法則幫助很大。但若欲藉此了解中央極限定理, 便可能是緣木求魚了。那是否仍有辦法藉由圖示來說明中央極限定理?

當 $X_n$ 有 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈, 由中央極限定理,  $n \rightarrow \infty$ 時,

$$(2) \quad \frac{\bar{X}_n - p}{\sqrt{p(1-p)/n}} = \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - p)}{p(1-p)}$$

之分佈, 即將原本幾乎很小的 $\bar{X}_n - p$ 適當地放大(減去期望值後除以標準差, 稱為將 $\bar{X}_n$ 標準化), 會趨近標準常態分佈 $\mathcal{N}(0, 1)$ 。對 $p = 0.5$ , 即得 $n \rightarrow \infty$ 時,

$$Z_n = 2\sqrt{n}(\bar{X}_n - 0.5)$$

之分佈趨近 $\mathcal{N}(0, 1)$ 分佈。底下來看如何將上述過程圖示。

分別將圖2中的6個pmf圖, 高度先乘上 $n$ , 以得直方圖, 然後向右平移0.5單位(表 $\bar{X}_n - 0.5$ )。最後將縱軸單位長改為 $2\sqrt{n}$ , 橫軸單位長改為 $1/(2\sqrt{n})$ , 此步驟使直方圖面積維持為1, 乃反映將 $\bar{X}_n - 0.5$ 乘上 $2\sqrt{n}$ 。如此得 $2\sqrt{n}(\bar{X}_n - 0.5)$ 之直方圖, 我們給在圖3。

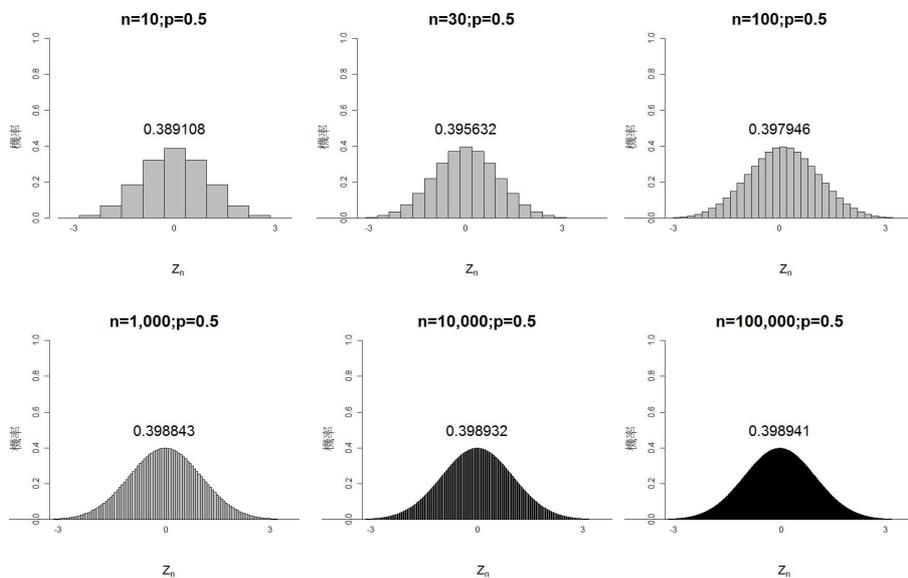


圖3.  $\bar{X}_n$ 標準化後之直方圖

改變直方圖之縱軸及橫軸的單位長，有如將原本又高又窄的直方圖向下擠壓，使其往兩側散開。奇妙的是，經由這樣的擠壓， $\mathcal{N}(0,1)$ 分佈的曲線，隨著 $n$ 之增大，便逐漸浮出了。不妨來檢驗一下。因 $\mathcal{N}(0,1)$ 分佈之機率密度函數為

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}, \quad x \in R,$$

故其函數圖形之最大高度發生在 $x = 0$ ，即最大高度為 $1/\sqrt{2\pi}$ 。而由(1)， $\sqrt{2}/\sqrt{n\pi}$ 乘上 $n$ ，得 $\sqrt{2n}/\sqrt{\pi}$ ，此為 $n$ 很大時， $\bar{X}_n$ 直方圖近似相等的最大高度。又高又窄的直方圖，縱軸單位長改為 $2\sqrt{n}$ 後，

$$\frac{\sqrt{2n}}{\sqrt{\pi}} \cdot \frac{1}{2\sqrt{n}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}},$$

原最大高度便下降了，近似於 $1/\sqrt{2\pi}$ ，與 $\mathcal{N}(0,1)$ 分佈曲線之最大高度吻合。在圖3中，對各 $n$ ，我們特別標示出圖形之最大高度，以供讀者與 $1/\sqrt{2\pi}$ (約為0.3989422)比較。大家可看到，即使 $n$ 僅為10，標準化後 $\bar{X}_n$ 之直方圖的最大高度

$$\frac{\binom{10}{5}}{2^{10}} \cdot 10 \cdot \frac{1}{2\sqrt{10}} = \frac{126\sqrt{10}}{1,024} \doteq 0.389108,$$

便與 $1/\sqrt{2\pi}$ 差異不大了。對 $n = 10$ 及 $30$ ，我們將圖3中的圖形，與 $\mathcal{N}(0,1)$ 分佈曲線分別比較，見圖4。可看出即使對不太大的 $n$ ，二者已算接近了。

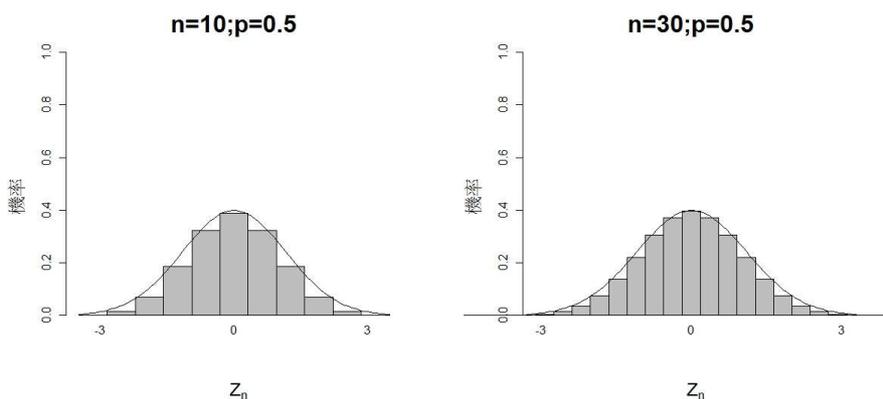


圖4.  $\bar{X}_n$ 標準化後之直方圖與 $\mathcal{N}(0,1)$ 分佈曲線比較

上述中央極限定理的圖示過程，可能要對機率理論有些基礎的人，才能明白其中原委。而這樣的大費周章，對高中生理解二項分佈趨近常態分佈，卻不知能有多大的幫助？

$X_n$ 有 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈，經(2)式的標準化後，趨近 $\mathcal{N}(0, 1)$ 分佈。 $p = 0.5$ 的情況為de Moivre (1667-1754)在1733年證出；一般的 $p$ 之證法，則是Laplace (1749-1827)在1812年發表的。他們的作法，是將 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈的機率相加，也就是將pmf圖之高度相加，然後求其極限。此大工程，可參考黃文璋(2010)頁269-276。隨著機率理論的發展，後來不限二項分佈，有更一般版本的中央極限定理，且證法很簡潔。由於其一般性，使中央極限定理，成為一強而有力的工具，與大數法則，並列機率中兩個極重要的定理。

附帶一提，對 $X_n$ 有 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈，說“ $n$ 夠大時， $X_n$ 的機率分配會近似期望值 $np$ ，標準差 $\sqrt{np(1-p)}$ 的常態分配”；或說此時其“機率圖是對稱且呈鐘形，接近常態分配”；或說“機率分配圖與期望值 $np$ ，標準差 $\sqrt{np(1-p)}$ 的常態分配曲線，兩者頗為密合”(這是一些高中數學課本上的講法)，都不很恰當。要知隨著 $n$ 之增大(而非只停留在100左右)， $X_n$ 的pmf圖(因 $X_n$ 取整數值，所以其pmf圖也是直方圖)會愈來愈像一條水平線，根本不像鐘形；而期望值 $np$ ，標準差 $\sqrt{np(1-p)}$ 的常態分佈，當 $n$ 很大時，期望值跑到很遠( $np$ 很大)，而因標準差很大，故其曲線也極像一條水平線。指出兩者很密合，並未突顯中央極限定理的威力。有如說 $n$ 很大時， $1/n$ ， $1/(n+1)$ 及 $1/n^2$ 很接近，數學上雖正確，對極限的描述，卻不夠精準。 $n \rightarrow \infty$ 時，三者皆趨近0，因此的確很接近。但 $1/n$ 與 $1/(n+1)$ 的比值趨近1，而 $1/n$ 與 $1/n^2$ 的比值卻趨近 $\infty$ 。

類似地，有高中數學課本說， $n$ 很大時，“ $\bar{X}_n$ 的分配會近似平均數為 $p$ ，變異數為 $p(1-p)/n$ 的常態分配”，或說“ $\bar{X}_n$ 的直方圖與期望值為 $p$ ，標準差為 $\sqrt{p(1-p)/n}$ 的常態分配曲線，兩者頗為密合”，也非精準的講法。因一旦 $n$ 真的夠大，此時前者的直方圖，與後者常態分佈的曲線(變異數極小)，皆有如一條垂直線段。

對 $X_n$ 有 $\mathcal{B}(n, p)$ 分佈，中央極限定理所強調的，乃標準化後的 $\bar{X}_n$ ，

如(2)式, 或標準化後的 $X_n$ , 即

$$\frac{X_n - np}{\sqrt{np(1-p)}},$$

當 $n \rightarrow \infty$ 時, 其分佈會趨近 $\mathcal{N}(0, 1)$ 分佈。高中數學課本裡, 卻往往去強調 $\bar{X}_n$ 或 $X_n$ 的極限分佈。這樣的引申, 已非中央極限定理的本意。補充一點, 將 $X_n$ 的直方圖向右平移 $np$ 單位, 再將縱軸單位長改為 $1/\sqrt{np(1-p)}$ , 橫軸單位長改為 $\sqrt{np(1-p)}$ , 則 $n$ 不斷增大時, 呈現出來的圖形, 將愈來愈像 $\mathcal{N}(0, 1)$ 分佈的曲線。

我們的結論是, 要在高中數學裡講解中央極限定理, 還說做“通識性的介紹”, “建立學生對於中央極限定理的直觀”(高中數學課綱裡的用語), 實在是高難度。我們須肯定負責制定課綱者, 對機率統計的重視。只是他們似乎太低估中央極限定理的深度。

## 誌謝辭

感謝郭美惠、銀慶剛及羅夢娜等三位教授, 對本文提供許多寶貴意見, 使本文更臻完善。

## 參考文獻

1. 黃文璋(2010). 機率論, 第二版。華泰文化事業股份有限公司, 台北。