

# Statistics with Recitation

Editor: Hsin Lin \* (林鑫君)

November 28, 2021

- 1 基礎數學
- 2 敘述統計學介紹
- 3 機率
- 4 單變量隨機變數
- 5 雙變量隨機變數
- 6 離散隨機變數分配
- 7 連續隨機變數分配
- 8 抽樣分配與漸近理論

---

\*The Teaching Assistant at Department of Economics, National Taiwan University.

## 8. 抽樣分配與漸近理論

### Property 1 前情提要

本章節我們將首先介紹幾個前一章節未提到的某些分配，這些分配將時常運用在往後統計推論等章節，如：區間估計、假設檢定、迴歸分析等等。再來我們將介紹統計學裡的大樣本性質，其中包含弱大數法則、中央極限定理以及各種收斂性質。以下有幾點須特別注意：

1. 本章介紹的分配中，pdf 多不重要，重點在分配形式以及與其他分配的關聯
2. 本章將延續應用先前某些連續型分配，比如說常態、Gamma 等分配
3. 本章也會大量運用許多單雙變量隨機變數章節的基本性質

<< notes >>

**Property 2** 卡方分配 (Chi-square distribution)

- 若  $X \sim \chi^2(k)$  , 則

$$f(x) = \frac{1}{2^{\frac{k}{2}} \Gamma(\frac{k}{2})} x^{\frac{k}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}, x > 0$$

$$E(X) = k$$

$$Var(X) = 2k$$

1. 卡方是 Gamma 分配的特例 , 其中  $\alpha = \frac{k}{2}$  ,  $\beta = 2$  , k 稱為卡方分配的自由度
2. 卡方分配也具有可加性 (參數為自由度之和) 、可乘性
3. 若  $Z \sim N(0, 1)$  , 則  $Z^2 \sim \chi^2(1)$
4. 若  $\{Z_i\}_{i=1}^n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, 1)$  , 則  $\sum_{i=1}^n Z_i^2 \sim \chi^2(n)$

<< notes >>

**Property 3** 卡方分配重要性質

- 若  $X \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$  , 則

$$\left( \frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(1)$$

$$\left( \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2 \sim \chi^2(1)$$

$$\sum_{i=1}^n \left( \frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n)$$

1. 這三個傢伙以後很常用，務必熟練怎麼來的

<< notes >>

**Property 4** Cochran 定理 (Cochran's theorem)

- 給定  $Z \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, 1)$ ，並令

$$C = \sum_{i=1}^n Z_i^2 \sim \chi^2(n)$$

若  $C$  可以拆成多個二次型 (quadratic forms) 的和，意即

$$C = \sum_{i=1}^n Z_i^2 = \underbrace{\sum_{i=1}^n W_{1i}^2}_{C_1} + \underbrace{\sum_{i=1}^n W_{2i}^2}_{C_2} + \dots + \underbrace{\sum_{i=1}^n W_{ki}^2}_{C_k}$$

則  $C_i$  為卡方分配，其自由度之和為  $n$ ，且  $C_i$  之間彼此獨立 (這點超重要)

1. 這個定理真的太無情了，可以拿來推卡方分配，也可以拿來證某些變數之間彼此獨立，在往後章節也會不時看到
2. 講人話一點，若已知  $\sum_{i=1}^n Z_i^2 \sim \chi^2(n)$ ， $\sum_{i=1}^n B_i^2 \sim \chi^2(1)$ ，且

$$\underbrace{\sum_{i=1}^n Z_i^2}_{C} = \underbrace{\sum_{i=1}^n A_i^2}_{C_1} + \underbrace{\sum_{i=1}^n B_{2i}^2}_{C_2}$$

則根據 Cochran 定理， $\sum_{i=1}^n A_i^2 \sim \chi^2(n-1)$ ，且  $\sum_{i=1}^n A_i^2 \perp \sum_{i=1}^n B_i^2$

<< notes >>

**Property 5** 一個超重要的卡方分配性質

- 若  $\{X_i\}_{i=1}^n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$ ，則

$$\frac{(n-1)s^2}{\sigma^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \left( \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n-1)$$

1. 此推導非常重要，除了 Cochran 定理，也可以順便複習分配性質

<< notes >>

**Property 6** t 分配 (t distribution)

- 給定  $Z \sim N(0, 1)$  ,  $W \sim \chi^2(k)$  , 且  $Z \perp\!\!\!\perp W$  , 則

$$X = \frac{Z}{\sqrt{W/k}} \sim t(k)$$

1. t 分配是從常態分配推來的 , 要用他之前請先確定母體分配為常態
2. 當 t 分配的自由度越大 , 會越接近標準常態分配
3. k 為 t 分配的自由度 , 當  $k = 1$  ,  $t(1)$  為標準柯西分配

<< notes >>

**Property 7** 一個超重要的 t 分配性質

- 若  $\{X_i\}_{i=1}^n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$ ，則

$$\frac{\bar{X} - \mu}{s/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$$

1. 此推導非常重要，需用到 Cochran 定理
2. 非常重要的一點，資料須來自常態母體，才可以得到此分配性質
3. 若資料來自常態母體，且  $\sigma$  已知，則  $\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$
4. 若資料來自常態母體，且  $\sigma$  未知，則可用樣本標準差取代， $\frac{\bar{X} - \mu}{s/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$
5. 3、4 兩點非常重要，往後在統計推論章節會時常用到

<< notes >>



**Property 8** F 分配 (F distribution)

- 給定  $Y_1 \sim \chi^2(k_1)$  ,  $Y_2 \sim \chi^2(k_2)$  , 且  $Y_1 \perp\!\!\!\perp Y_2$  , 則

$$X = \frac{Y_1/k_1}{Y_2/k_2} = \frac{\chi^2(k_1)/k_1}{\chi^2(k_2)/k_2} \sim F(k_1, k_2)$$

1. F 分配的 pdf、期望值、變異數都不重要，F 分配主要用於統計推論
2. 若  $T \sim t(k)$  , 則  $T^2 \stackrel{d}{=} F(1, k)$

<< notes >>

**Property 9** F 分配的機率性值 (查表會用到)

- 若  $X \sim F(k_1, k_2)$  ·  $Y \sim F(k_2, k_1)$  · 若  $\alpha = P(X \geq c)$  · 則

$$1 - \alpha = P(X \leq c) = P\left(Y > \frac{1}{c}\right)$$

$$F_{1-\alpha}(k_1, k_2) = \frac{1}{F_{\alpha}(k_2, k_1)}$$

$$F_{\alpha}(k_1, k_2) = \frac{1}{F_{1-\alpha}(k_2, k_1)}$$

1. F 分配表大多只提供單尾機率，所以會常搭配以上性質轉換

<< notes >>

**Property 10** 實數序列的極限

- 給定一實數序列  $\{C_i\}_{i=1}^n$ ，對任何  $\epsilon > 0$  來說，存在實數  $C$  使得

$$|C_n - C| < \epsilon$$

此時我們稱  $C$  為實數序列  $\{C_i\}_{i=1}^n$  的極限，亦可表示為：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} C_n = C$$

<< notes >>

**Property 11** Markov 不等式

- 給定  $X$  為非負隨機變數，對於任意實數  $m > 0$  來說：

$$P(X \geq m) \leq \frac{E(X)}{m}$$

1. 推導建議要會，可由不自覺統計學家法則出發

$$\begin{aligned} E(X) &= \int_0^{\infty} xf(x)dx = \int_0^m xf(x)dx + \int_m^{\infty} xf(x)dx \\ &\geq \int_m^{\infty} xf(x)dx \geq \int_m^{\infty} mf(x)dx = m \int_m^{\infty} f(x)dx = mP(X \geq m) \end{aligned}$$

<< notes >>

**Property 12** Chebshev 不等式

- 給定一隨機變數  $Y$ ，對於任意  $\epsilon > 0$  而言：

$$P(|Y - \mu_Y| \geq \epsilon) \leq \frac{\sigma_Y^2}{\epsilon^2}$$

$$P(|Y - \mu_Y| \geq k\sigma_Y) \leq \frac{1}{k^2}$$

1. Chebshev 不等式可由 Markov 不等式推得，所以你可以挑一個記

給定  $X = (Y - \mu_Y)^2$ ，則  $E(X) = E[(Y - \mu_Y)^2] = \sigma_Y^2$ ，根據 Markov 不等式：

$$P(|Y - \mu_Y| \geq \epsilon) = P\left((Y - \mu_Y)^2 \geq \epsilon^2\right) = P(X \geq \epsilon^2) \leq \frac{\sigma_Y^2}{\epsilon^2}$$

令  $\epsilon = k\sigma_Y$ ，則可得：

$$P(|Y - \mu_Y| \geq k\sigma_Y) \leq \frac{\sigma_Y^2}{(k\sigma_Y)^2} = \frac{1}{k^2}$$

<< notes >>

**Property 13** 機率收斂 (converge in probability)

- 給定一隨機變數序列  $\{Y_n\}$ ，對於任何  $\epsilon > 0$ ，若

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|Y_n - c| > \epsilon) = 0$$

則稱  $Y_n$  機率收斂到實數  $c$ ，以  $Y_n \xrightarrow{p} c$  或  $\text{plim}_{n \rightarrow \infty} Y_n = c$  表示

1. 講白話一點，機率收斂代表隨著  $n \rightarrow \infty$ ，隨機變數的實現值會退化成一個常數  $c$ ，意即隨機變數只有一個實現值  $c$
2. 我們稱  $c$  為  $Y_n$  的機率極限 (probability limit)

<< notes >>

**Property 14** 分配收斂 (converge in distribution)

- 給定一隨機變數序列  $\{Y_n\}$ ，其相對應的 CDF 為  $F_n(y)$ ，而另一隨機變數  $Y$  的 CDF 為  $F_Y(y)$ ，若

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(y) = F_Y(y)$$

則稱  $Y_n$  分配收斂到隨機變數  $Y$ ，以  $Y_n \xrightarrow{d} Y$  表示

1. 講白話一點，隨著  $n \rightarrow \infty$ ， $Y_n$  和  $Y$  有著相同分配
2. 我們稱  $Y$  是  $Y_n$  的極限分配 (limiting distribution)
3. 既然是說明隨著  $n \rightarrow \infty$ ， $Y_n$  和  $Y$  有著相同分配，我們亦可利用 MGF 證明，意即  $\lim_{n \rightarrow \infty} M_{Y_n}(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} M_Y(t)$ ，則  $Y_n \xrightarrow{d} Y$

<< notes >>

**Property 15** 機率收斂隱含分配收斂

1. 如題，若  $Y_n \xrightarrow{p} Y$ ，則  $Y_n \xrightarrow{d} Y$ ，反過來不一定成立
2. 給定  $Y$  唯一常數  $c$ ，則若  $Y_n \xrightarrow{p} c$ ，則  $Y_n \xrightarrow{d} c$
3. 分配收斂是較弱的收斂，以上一點為例，若  $Y_n$  機率收斂到常數，則隱含  $Y_n$  的極限分配是一個常數  $c$

<< notes >>



**Property 16** 均方收斂 (converge in mean square)

- 給定一隨機變數序列  $\{Y_n\}$ ，若  $\{Y_n\}$  滿足

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E[(Y_n - c)^2] = 0$$

則稱  $Y_n$  均方收斂到實數  $c$ ，可用  $Y_n \xrightarrow{m.s} c$  表示

1.  $Y_n \xrightarrow{m.s} c$  隱含  $Y_n \xrightarrow{p} c$  隱含  $Y_n \xrightarrow{d} c$ ，反之則不一定
2. 均方收斂是三種收斂中最強的收斂，其個別收斂速度由慢到快如下：
  - (a) 分配收斂為隨機變數  $Y_n$  之實現值收斂至一個特定區間 ( $Y$  的值域)
  - (b) 機率收斂為隨機變數  $Y_n$  之實現值收斂至一常數
  - (c) 均方收斂也為  $Y_n$  之實現值收斂至一常數，但收斂速度比機率收斂快

<< notes >>

**Property 17** 均方收斂的充分且必要條件

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(Y_n) = c$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} Var(Y_n) = 0$$

1. 推導可從均方收斂定義出發

$$\begin{aligned} E[(Y_n - c)^2] &= E[(Y_n - E(Y_n) + E(Y_n) - c)^2] \\ &= E[(Y_n - E(Y_n))^2] + [E(Y_n) - c]^2 + \underbrace{2E[(Y_n - E(Y_n))(E(Y_n) - c)]}_{=(E(Y_n)-c)E(Y_n-E(Y_n))=0} \\ &= E[(Y_n - E(Y_n))^2] + [E(Y_n) - c]^2 = \underbrace{Var(Y_n)}_{\geq 0} + \underbrace{[E(Y_n) - c]^2}_{\geq 0} \end{aligned}$$

<< notes >>

**Property 18** 弱大數法則 (Weak Law of Large Numbers, WLLN)

- 給定隨機樣本  $\{X_i\}_{i=1}^n$ ，其中  $E(X) < \infty$ ，令  $\bar{X}_n = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$

$$\bar{X}_n \xrightarrow{p} E(X)$$

1. 簡單來說，弱大數法則表示隨著樣本數 ( $n$ ) 增加，樣本平均會離母體平均越來越接近
2. 一般化弱大數法則 (計量常用):

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i^r}{n} \xrightarrow{p} E(X^r)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n} \xrightarrow{p} E[(X - \mu)^2] = \text{Var}(X)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y)}{n} \xrightarrow{p} E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = \text{Cov}(X, Y)$$

<< notes >>

**Property 19** 中央極限定理 (Central limit theorem, CLT)

- 給定隨機樣本  $\{X_i\}_{i=1}^n$  ,  $E(X) = \mu < \infty$  ,  $Var(X) = \sigma^2 < \infty$  , 令  $\bar{X}_n = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$  , 則

$$Z_n = \frac{\bar{X}_n - E(\bar{X}_n)}{\sqrt{Var(\bar{X}_n)}} = \sqrt{n} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma} \right) \xrightarrow{d} N(0, 1)$$

$$\sqrt{n} (\bar{X}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$$

1. 簡單來說，中央極限定理是說當樣本數夠大，樣本平均所形成的分配會很接近常態分配，意即給定  $n$  足夠大時，

$$\bar{X}_n \overset{A}{\sim} N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

2. 基本上只要  $n > 30$ ，我們就可認定他為”足夠大”，但樣本數還是越多越好

<< notes >>

**Property 20** 漸近分配 (Asymptotic) 與極限分配 (Limiting) 的差異

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$$

$$\bar{X}_n \overset{A}{\sim} N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

1.  $\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)$  的極限分配為  $N(0, \sigma^2)$
2.  $\bar{X}_n$  的漸進分配為  $N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$
3. 隨著  $n \rightarrow \infty$ ,  $Var(\bar{X}_n) \rightarrow 0$ , 此時  $\bar{X}_n$  收斂成常數, 故  $\bar{X}_n$  的極限分配為常數
4. 漸進分配可以想成  $n$  足夠大, 但不到無限大, 開始接近常態但還沒收斂到常數  $\mu$  的近似分配

<< notes >>

**Property 21** 連續映射定理 (Continuous Mapping Theorem, CMT)

- 給定  $\bar{X}_n \xrightarrow{p} X$  , 且  $g$  為連續函數

$$g(\bar{X}_n) \xrightarrow{p} g(X)$$

1. 此定理應用非常廣泛，在迴歸分析常拿來證明一致性及搭配 WLLN 使用
2. 舉例來說，若  $\bar{X}_n \xrightarrow{p} \mu$ ，則  $\bar{X}_n^2 \xrightarrow{p} \mu^2$

<< notes >>

**Property 22** Slutsky 定理 (Slutsky's theorem)

- 給定  $\bar{X}_n \xrightarrow{d} X$  ,  $\bar{Y}_n \xrightarrow{p} b$

$$X_n + Y_n \xrightarrow{d} X + b$$

$$X_n Y_n \xrightarrow{d} bX$$

$$\frac{X_n}{Y_n} \xrightarrow{d} \frac{X}{b}, b \neq 0$$

1. 此定理需延用前述有間機率收斂、分配收斂的相對強弱來判定
2. Slutsky 定理主要用來找隨機變數的極限分配與漸進分配，以及推導樞紐量

<< notes >>

**Property 23** The delta method

- 給定

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu_X) \xrightarrow{d} N(0, \sigma_X^2)$$

若  $g$  為連續函數且  $g'(\mu_X) \neq 0$  存在，則

$$\sqrt{n}[g(\bar{X}_n) - g(\mu_X)] \xrightarrow{d} N(0, [g'(\mu_X)]^2 \sigma_X^2)$$

$$g(\bar{X}_n) \overset{A}{\sim} N\left(g(\mu_X), [g'(\mu_X)]^2 \frac{\sigma_X^2}{n}\right)$$

1. delta method 主要用來找  $\bar{X}_n$  之函數的漸進分配，多從中央極限定理開始
2. 證明可從  $(X_n)$  在  $\mu_X$  做一階泰勒展開出發
3. 我們常搭配 Slutsky 定理推導許多漸進分配

<< notes >>