

## 專題：從不同的角度估計簡單迴歸模式的參數

目的：

---

本練習從簡單的迴歸模式出發，利用線性代數的技巧，從不同的角度估計模型的參數，做為以 MATLAB 寫作程式的第一個實際案例。雖然簡單但極具代表性，請細心完成。

怎麼做：

---

問題描述：假設女人的身高 (  $X$  ) 體重 (  $Y$  ) 的關係為簡單迴歸模式

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X \quad (1)$$

已知 20 個女人的身高 (  $x_1, x_2, \dots, x_{20}$  ) 體重 (  $y_1, y_2, \dots, y_{20}$  ) 資料。

將已知資料帶入迴歸模式，可以得到下列的矩陣資料模式

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (2)$$

其中  $A = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_{20} \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{20} \end{bmatrix}$

我們希望估計式 (2) 中的參數向量  $\mathbf{x}$ 。很明顯的，這是個無解的方程式組，只能依據不同的法則找出適當的解，以下介紹三種法則，請分別利用程式設計計算最佳的解。

解決方法：

法則一: 最小平方方法 (Least Squared Errors)

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2^2 \quad (3)$$

解:

$$\hat{\mathbf{x}}_{LS} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (4)$$

改寫式 (2) 的資料模式為

$$D\theta = \mathbf{0} \quad (5)$$

其中  $D = [-\mathbf{b} : \mathbf{A}]$  為  $20 \times 3$  的資料矩陣,  $\theta = \begin{bmatrix} 1 \\ \dots \\ \mathbf{x} \end{bmatrix}$  是  $3 \times 1$  的參數向量。

法則二: 限制式最小平方方法

$$\min_{\theta, \theta(1)=1} \theta^T D^T D \theta \quad (6)$$

解:

$$\hat{\theta}_{LS} = \lambda (D^T D)^{-1} \mathbf{e}_1 \quad (7)$$

其中  $\lambda = \frac{1}{\mathbf{g}(1)}$ ,  $\mathbf{g} = (D^T D)^{-1} \mathbf{e}_1$ ,  $\mathbf{e}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$

改寫式 (5) 的資料模式成爲

$$D^T D \theta = \mathbf{0} \quad (8)$$

法則三: Near Null Space

$$D^T D \theta \approx \mathbf{0}$$

解:

$$\hat{\theta} = \mathbf{v}/\mathbf{v}(1) \quad (9)$$

其中  $\mathbf{v}$  代表矩陣  $D^T D$  的特徵向量中, 其特徵值接近 0 者。在本題中, 只有一個這樣的特徵向量存在。

利用下列的方式比較 (4)(7)(9) 三種法則下的最佳解:

- 計算殘差 (residuals) 均方根 (Root Mean Squared Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (y_k - \hat{y}_k)^2}{N}}$$

其中  $\hat{y}_k$  代表擬合值。

- 在散佈圖上畫出迴歸線:  $y = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x$
- 其他資料: 僅從本單元提供的資料判斷不同方法的優劣, 似乎粗糙了些, 不同的資料來源或許會產生不一樣的結果, 從實驗的精神來看, 應該多試幾種不同的資料, 做綜合的判斷。
- 模擬資料: 既然假設資料具式 (1) 的關係, 我們可以藉此產生模擬資料, 藉此操控資料的型態與相關性, 如

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$

藉由設定不同的  $\beta_0, \beta_1$ , 給予  $X$  與  $\epsilon$  亂數型態的資料, 例如  $X \sim N(\mu, \sigma_1^2), \epsilon \sim N(0, \sigma_2^2)$ , 可以產生變異情況不同的相關資料。