

統計應用數學與計算

汪群超

國立台北大學統計系

May 28, 2013

從平均數說起

算數平均

最小平方法

最大概似函數

貝氏估計

迴歸分析

時間序列

最大概似函數

線性代數的角色

Outline

從平均數說起

算數平均

最小平方法

最大概似函數

貝氏估計

迴歸分析

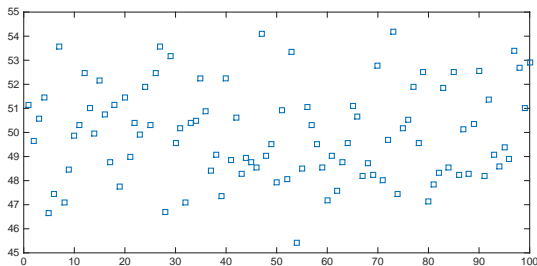
時間序列

最大概似函數

線性代數的角色

問題 1

使用電子體重計來量測 **A** 女的體重，由於體重計本身的誤差，為求較精準，共量測了 **100** 次。希望從這 **100** 個量測值 y_1, y_2, \dots, y_{100} 估計 **A** 女的體重。



巴比倫人的方法

紀元前三百年（戰國時期）

$$\hat{x} = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} y_i$$

Legendre 及 Gauss

西元 1806, 1809 年

假設 x 為 A 女真正的體重， $y_i - x$ 代表第 i 次的測量誤差
A 女體重的最小平方估計為

$$\hat{x}_{LS} \triangleq \min_x \sum_{i=1}^{100} (y_i - x)^2$$

Bernoulli

西元 1777 年

假設 $p(y_1, y_2, \dots, y_{100} | \mathbf{x})$ 為量測值的條件式聯合機率密度函數， \mathbf{A} 女體重的最大（對數）概似估計為

$$\hat{\mathbf{x}}_{ML} \triangleq \max_{\mathbf{x}} \log p(y_1, y_2, \dots, y_{100} | \mathbf{x})$$

Bayes

西元 1763 年

提出貝氏定理：

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)}$$

A 女體重的貝氏估計（或稱 Maximum A Posteriori, MAP 估計）為

$$\hat{x}_{MAP} \triangleq \max_x \log p(x|y_1, y_2, \dots, y_{100})$$

Gauss

西元 1809 年

Gauss 建立了量測值的模式
並做了以下的假設：

- ▶ 量測誤差值服從常態分配

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} + \epsilon$$

$$\epsilon_j \sim N(0, \sigma^2)$$

Gauss

西元 1809 年

Gauss 建立了量測值的模式
並做了以下的假設：

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} + \epsilon$$

- ▶ 量測誤差值服從常態分配 $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
- ▶ 量測誤差值 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots$ 為獨立變數

Gauss

西元 1809 年

Gauss 建立了量測值的模式
並做了以下的假設：

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} + \epsilon$$

- ▶ 量測誤差值服從常態分配 $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
- ▶ 量測誤差值 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots$ 為獨立變數
- ▶ 未知數 \mathbf{x} 為均等分配（意即，對 \mathbf{x} 一無所知）

Gauss 得到以下結論

$$\hat{x}_{LS} = \hat{x}_{ML} = \hat{x}_{MAP} = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} y_i$$

奠定最小平方法的立論基礎，更說明了平均數的內涵。

Outline

從平均數說起

算數平均

最小平方法

最大概似函數

貝氏估計

迴歸分析

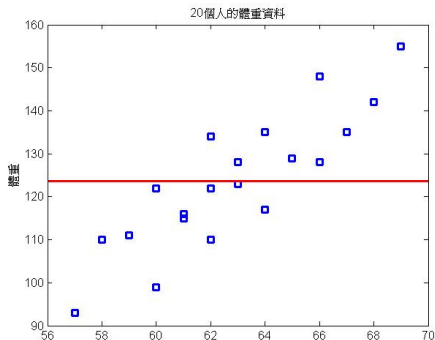
時間序列

最大概似函數

線性代數的角色

問題 2

已知 20 個人的體重資料，要預測第 21 人的體重？



加入身高資料，對預測有幫助嗎？可以從一個人的身高預測其體重？
迴歸分析：

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

體重 (Y)	身高 (X)
93	57
110	58
99	60
112	60
⋮	⋮

計算聯立方程式 (System of Linear Equations) 的解：

β_0, β_1

$$93 = \beta_0 + 57\beta_1$$

$$110 = \beta_0 + 58\beta_1$$

$$99 = \beta_0 + 60\beta_1$$

$$112 = \beta_0 + 60\beta_1$$

$$\vdots = \vdots$$

有解？無解？無限多組解？

假設 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 為上述聯立方程式的解，在已知身高 (\mathbf{x}) 的情況下，體重的預測

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \mathbf{x}$$

Outline

從平均數說起

算數平均

最小平方法

最大概似函數

貝氏估計

迴歸分析

時間序列

最大概似函數

線性代數的角色

問題 3

已知 y_1, y_2, \dots, y_N 為 N 筆依時間排序的資料，欲預測尚未發生的第 $N+1$ 筆 y_{N+1}

假設：每筆時間資料都與其前 p 筆資料有關，其關係假設為

$$y_n = a_1 y_{n-1} + a_2 y_{n-2} + \dots + a_p y_{n-p}$$

計算聯立方程式 (System of Linear Equations) 的解：

a_1, a_2, \dots, a_p

$$\begin{aligned} y_{p+1} &= a_1 y_p + a_2 y_{p-1} + \dots + a_p y_1 \\ y_{p+2} &= a_1 y_{p+1} + a_2 y_p + \dots + a_p y_2 \\ &\vdots \\ y_N &= a_1 y_{N-1} + a_2 y_{N-2} + \dots + a_p y_{N-p} \end{aligned}$$

有解？無解？無限多組解？

假設 $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p$ 為上述聯立方程式的解，則未知資料 y_{N+1} 的預測為

$$\hat{y}_{N+1} = \hat{a}_1 y_N + \hat{a}_2 y_{N-1} + \dots + \hat{a}_p y_{N-p+1}$$

Outline

從平均數說起

算數平均

最小平方法

最大概似函數

貝氏估計

迴歸分析

時間序列

最大概似函數

線性代數的角色

問題 4

假設 X 為一個服從多項分配的變數， $X \sim M(N, \theta_1, \theta_2, \theta_3)$ ，
 $\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 = 1$
已知 $N = 10$ 次的試驗中，這三項的次數分別為 2, 3, 5，如
何對母體的參數 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 做最好的估計？

假設 $N = Z_1 + Z_2 + Z_3$ ，概似函數寫成

$$L(\theta) = \binom{N}{Z_1 Z_2 Z_3} \theta_1^{Z_1} \theta_2^{Z_2} \theta_3^{Z_3}$$

最大概似函數的參數估計： $\max_{\theta} L(\theta)$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_1} &= 0 \\ \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_2} &= 0 \end{aligned}$$

Outline

從平均數說起

算數平均

最小平方法

最大概似函數

貝氏估計

迴歸分析

時間序列

最大概似函數

線性代數的角色

Matrix Representation

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

where

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$