

# Corrección Cuestion N°2 MAT 266

1. Teoremas del modelo

$$Y = X\beta + \epsilon, \quad \epsilon \sim N(0, \sigma^2 \Omega)$$

donde  $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T$ ,  $X = (x_1, \dots, x_n)^T$  y  $\Omega = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2)$ . De este modo.

$$\hat{\beta} = (X^T \Omega^{-1} X)^{-1} X^T \Omega^{-1} Y$$

note que

$$\begin{aligned} X^T \Omega^{-1} X &= (x_1, \dots, x_n) \begin{pmatrix} x_1^{-2} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & x_2^{-2} & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & & x_n^{-2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= n \end{aligned}$$

$$X^T \Omega^{-1} Y = (1/x_1, \dots, 1/x_n) \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^n \frac{Y_i}{x_i}$$

ahí

$$\hat{\beta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Y_i}{x_i}$$

con varianza

$$\text{Var}(\hat{\beta}) = \frac{\sigma^2}{n}$$

2. El modelo puede ser escrito como

$$Y = X\beta + \epsilon, \quad \epsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I_n)$$

con

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} 1 & z_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & z_n \end{pmatrix}, \quad \beta = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix}$$

donde  $z_i = x_i - \bar{x}$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Sabemos que

$$h_i = x_i^T (X^T X)^{-1} x_i,$$

con  $x_i^T$  la  $i$ -ésima fila de la matriz de diseño. En nuestro caso

$$X^T X = \begin{pmatrix} n & 0 \\ 0 & \sum z_i^2 \end{pmatrix}, \quad x_i = (1, z_i)^T, \quad \text{y}$$

$z = (z_1, \dots, z_n)^T$ . de este modo

$$\begin{aligned} h_i &= (1, z_i) \begin{pmatrix} n & 0 \\ 0 & 1/\|z\|^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ z_i \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{n} + \frac{z_i^2}{\|z\|^2} \end{aligned}$$

como  $z_i = x_i - \bar{x}$  y  $\|z\|^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$  sigue el resultado.



3. Considere  $y = \beta + \epsilon$ ,  $\epsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I)$ .  
 Sabemos que

$$\hat{\beta}_{(i)} = \hat{\beta} - \frac{e_i}{1-h_i} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_i^T.$$

$$\begin{aligned} (a) \quad \hat{\tau}_i &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta} \\ &= \mathbf{x}_i^T \left\{ \hat{\beta}_{(i)} + \frac{e_i}{1-h_i} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_i^T \right\} \\ &= \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_{(i)} + \frac{e_i}{1-h_i} \mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_i \\ &= \frac{1}{1-h_i} \left\{ (1-h_i) \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_{(i)} + h_i (\tau_i - \hat{\tau}_i) \right\} \end{aligned}$$

é claro,

$$(1-h_i) \hat{\tau}_i = (1-h_i) \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}_{(i)} + h_i (\tau_i - \hat{\tau}_i)$$

de donde sigue el resultado.

(b) note że

$$\begin{aligned}
 (\mathbf{x}_{(i)}^T \mathbf{x}_{(i)})^{-1} &= (\mathbf{x}_{(i)}^T - \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T)^{-1} \\
 &= \left\{ \mathbf{I} - (\mathbf{x}_{(i)}^T - \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T) \right\} (\mathbf{x}_{(i)}^T)^{-1} \\
 &= \left\{ \mathbf{I} + \frac{(\mathbf{x}_{(i)}^T)^{-1} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T}{1 - h_i} \right\} (\mathbf{x}_{(i)}^T)^{-1}
 \end{aligned}$$

zbi

$$\begin{aligned}
 \mathbf{x}_i^T (\mathbf{x}_{(i)}^T \mathbf{x}_{(i)})^{-1} \mathbf{x}_i &= \mathbf{x}_i^T \left\{ \mathbf{I} + \frac{1}{1 - h_i} (\mathbf{x}_{(i)}^T)^{-1} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T \right\} (\mathbf{x}_{(i)}^T)^{-1} \mathbf{x}_i \\
 &= h_i + \frac{1}{1 - h_i} h_i^2
 \end{aligned}$$

Wzgo

$$\begin{aligned}
 1 + \mathbf{x}_i^T (\mathbf{x}_{(i)}^T \mathbf{x}_{(i)})^{-1} \mathbf{x}_i &= 1 + h_i + \frac{1}{1 - h_i} h_i^2 \\
 &= \frac{1}{1 - h_i} \left\{ 1 - h_i + (1 - h_i) h_i + h_i^2 \right\} \\
 &= \frac{1}{1 - h_i}
 \end{aligned}$$



(c)

$$\begin{aligned} \text{como } \tilde{x}_i^T \hat{\beta}(i) &= \tilde{x}_i^T \tilde{\beta} - \frac{e_i}{1-h_i} \tilde{x}_i^T (\tilde{X}^T \tilde{X})^{-1} \tilde{x}_i \\ &= \tilde{x}_i - \frac{e_i h_i}{1-h_i} \end{aligned}$$

w ego

$$\tilde{x}_i - \tilde{x}_i^T \hat{\beta}(i) = e_i - \frac{e_i h_i}{1-h_i}$$

$$= \frac{1}{1-h_i} \{ (1-h_i) e_i - e_i h_i \} = \frac{e_i}{1-h_i}$$

usando el resultado en (a) tenemos que

$$\frac{\tilde{x}_i - \tilde{x}_i^T \hat{\beta}(i)}{\sqrt{1 + \tilde{x}_i^T (\tilde{X}^T \tilde{X})^{-1} \tilde{x}_i}} = \frac{e_i / (1-h_i)}{\sqrt{1 / (1-h_i)}} = \frac{e_i}{\sqrt{1-h_i}}$$

4. Para el modelo  $y_i = \beta_0 x_i + \epsilon_i$ ,  $i=1, \dots, 6$ .  
tenemos.

$$\hat{\beta}_0 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2} = \frac{280}{91} = 3.0769.$$

Además  $S^2 = 3.492308$ ,  $R^2 = 0.9762$  y  
 $AIC = 27.43671$ .

por otro lado para  $y_i = \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \epsilon_i$ ,  $i=1, \dots, 6$   
tenemos.

$$\sum x_i x_j = \begin{pmatrix} 91 & 441 \\ 441 & 2275 \end{pmatrix}, \quad \sum x_i y_i = \begin{pmatrix} 280 \\ 1376 \end{pmatrix}$$

Así

$$\hat{\beta} = (\sum x_i x_j)^{-1} \sum x_i y_i = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.40625 \\ 0.13839 \end{pmatrix}$$

Además  $S^2 = 3.705357$ ,  $R^2 = 0.9747$  y  
 $AIC = 28.45315$ .

Sin embargo, le realizamos la hipótesis.

$H_0: \beta_2 = 0$  tenemos que su valor-p es

$p = \Pr(|t| > 0.844) = 0.4461$  es decir  $\beta_2$  no  
es significativo. Luego el modelo  $\hat{y}(x) = \beta_0 x$  es mejor



5. (a) Como  $t_5 = 6.8 > 3$  sigue que esta observación puede ser considerada un outlier.

(b) Se obtuvo  $D_5 = 2.1567$  por tanto la observación 5 es influyente aunque no es leverage.

En efecto al eliminar la observación 5 obtenemos.  $\hat{\beta} = (0.3, 0.3)^T$  es decir la estimación de  $\hat{\beta}_0$  y  $\hat{\beta}_1$  refiere un cambio de un 128% y 69%, respectivamente.