

Demstrar que, considerando $\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$ y $\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$, $\hat{\beta}_0$ y $\hat{\beta}_1$ son estimadores insesgados de β_0 y β_1 , respectivamente.

Partiendo de que el modelo lineal general de Gauss-Markov nos dice que, dado $n \in \mathbb{N}$,

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \quad \text{para } i=1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

con ε_i la componente i -ésima del vector de residuos.

Veremos la insesgadez de $\hat{\beta}_1$. Usando la definición del modelo dada en (3.1) junto a que

$$\bar{Y} = \beta_0 + \beta_1 \bar{x} + \bar{\varepsilon}$$

obtenemos que:

$$Y_i - \bar{Y} = (\beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i) - (\beta_0 + \beta_1 \bar{x} + \bar{\varepsilon}) = \beta_1 (x_i - \bar{x}) + \varepsilon_i - \bar{\varepsilon}$$

de donde deducimos que

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) [\beta_1 (x_i - \bar{x}) + \varepsilon_i - \bar{\varepsilon}]}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n \beta_1 (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \\ &= \beta_1 + \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \end{aligned}$$

Antes de calcular la esperanza, vemos que $E\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})\right] = 0$. Usando la linealidad de la esperanza, que x_i es constante $\forall i \in \{1, \dots, n\}$ y que $E[\varepsilon_i] = 0 \forall i \in \{1, \dots, n\}$ tenemos que:

$$E\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})\right] = \sum_{i=1}^n E[(x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})] = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) E[(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})] = 0$$

Por tanto, podemos ya estudiar la esperanza de $\hat{\beta}_1$:

$$\begin{aligned} E[\hat{\beta}_1] &= E\left[\beta_1 + \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}\right] = E[\beta_1] + \frac{1}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot E\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})\right] \\ &= \beta_1 \end{aligned}$$

donde hemos usado:

- (i) Linealidad de la esperanza
- (ii) $(x_i - \bar{x})$ es constante $\forall i \in \{1, \dots, n\}$
- (iii) β_1 es constante
- (iv) $E\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})\right] = 0$

Veamos ahora la insesgader de $\hat{\beta}_0$. Como $\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$ tomando esperanzas y usando la linealidad de la misma obtenemos que

$$E[\hat{\beta}_0] = E[\bar{Y}] - \bar{x} E[\hat{\beta}_1]$$

y por lo demostrado anteriormente $\hat{\beta}_1$ es insesgado para β_1 , entonces

$$E[\hat{\beta}_0] = E[\bar{Y}] - \bar{x} \beta_1$$

Ahora bien, $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \stackrel{(3.1)}{=} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i) = \beta_0 + \beta_1 \bar{x} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i$ de donde, usando que $E[\varepsilon_i] = 0$ $\forall i=1, \dots, n$, obtenemos

$$E[\bar{Y}] = \beta_0 + \beta_1 \bar{x} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[\varepsilon_i] = \beta_0 + \beta_1 \bar{x}$$

donde hemos usado la linealidad de la esperanza y que β_0, β_1 y \bar{x} son constantes.

Por tanto, tenemos ya que:

$$E[\hat{\beta}_0] = \beta_0 + \beta_1 \bar{x} - \beta_1 \bar{x} = \beta_0$$