Repaso - Modelo de RLS

Erika R. Badillo
erika.badilloen@unaula.edu.co

Facultad de Economía
Universidad Autónoma Latinoamericana

Recuerde que:

$$\widehat{\beta}_1 = \frac{\sum(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum(X_i - \bar{X})^2} = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2}$$

- Es la pendiente estimada de β_1 y no es más que la covarianza muestral entre X y Y, divida por la varianza muestral de X
- Si X y Y están positivamente correlacionados, la pendiente será positiva
- Si X y Y están negativamente correlacionados, la pendiente será negativa
- Se requiere que X_i varíe en la muestra

Recuerde que:

- Intuitivamente, MCO (OLS: Ordinary Least Squares) esta ajustando una línea a través de los puntos muestrales de tal forma que la suma del cuadrado de los residuales es tan pequeña como sea posible, de ahí el término mínimos cuadrados

- El residual, $\widehat{u}_i$, es un estimador del término de error o perturbación aleatoria, U, y es la diferencia entre la línea ajustada o estimada (la FRM) y el punto muestral

- De MCO se puede deducir las siguientes propiedades algebraicas:
  - La suma de los residuales de MCO es cero, por lo tanto, también lo es el promedio muestral de los residuales MCO
  $$\sum_{i=1}^{n} \widehat{u}_i = 0 \rightarrow \frac{\sum \widehat{u}_i}{n} = 0$$
  - La covarianza muestral entre los regresores y los residuales MCO es cero
  $$\sum X_i \widehat{u}_i = 0$$
  - La línea de regresión MCO pasa por la media muestral
  $$\bar{Y} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 \bar{X}$$

Recuerde: $\frac{\partial \sum \widehat{u}_i^2}{\partial \widehat{\beta}_0} = -2 \sum (Y_i - \widehat{\beta}_0 - \widehat{\beta}_1 X_i) = 0$ y $\frac{\partial \sum \widehat{u}_i^2}{\partial \widehat{\beta}_1} = -2 \sum (Y_i - \widehat{\beta}_0 - \widehat{\beta}_1 X_i) X_i = 0$

Recuerde: $\widehat{\beta}_0 = \bar{Y} - \widehat{\beta}_1 \bar{X}$

Recuerde que:

$$Var(\widehat{\beta}_1) = \frac{\sigma_u^2}{\sum x_i^2} = \frac{\sigma_u^2}{\sum (X_i - \overline{X})^2}$$

$$Var(\widehat{\beta}_0) = \frac{\sigma_u^2 \sum X_i^2}{n \sum x_i^2} = \frac{\sigma_u^2 \sum X_i^2}{n \sum (X_i - \overline{X})^2}$$

- Mientras mayor sea la varianza del término de error, σ_u^2, mayor será la varianza del estimador $\widehat{\beta}_1$
- Mientras mayor sea la variabilidad de Xi, mas pequeña será la varianza del estimador $\widehat{\beta}_1$
- Como resultado, un mayor tamaño muestral deberá reducir la varianza del estimador $\widehat{\beta}_1$
- Un estimador insesgado de la varianza del error es:

$$\widehat{\sigma}_u^2 = \frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n-2} = \frac{SCR}{n-2}$$

La expresión $n - 2$ se conoce como el número de grados de libertad, esto es, la cantidad de observaciones independientes de un total de n observaciones:

$gl = (n - \text{número de parámetros estimados (de restricciones (lineales) independientes))}$

En un modelo con k parámetros: $\widehat{\sigma}_u^2 = \frac{\sum \widehat{u}_i^2}{n-k}$

Recuerde que:

- Bajo los supuestos dados del modelo de regresión lineal, se puede mostrar que el estimador MCO es BLUE:
    - Best
    - Linear
    - Unbiased
    - Estimator
- Mejor Estimador Lineal Insesgado (MELI)
- ENTONCES, si los supuestos se dan, utilice MCO