

# **IECD-325: Estimación sujeto a restricciones lineales**

**Felipe Osorio**

[felipe.osorio@uv.cl](mailto:felipe.osorio@uv.cl)

## Problema:

Abordar la estimación de  $\beta$  y  $\sigma^2$  sujeto a restricciones lineales del tipo:

$$G\beta = g, \tag{1}$$

donde  $G \in \mathbb{R}^{q \times p}$  con  $\text{rg}(G) = q$  y  $g \in \mathbb{R}^q$ .

## Objetivo:

Consideraremos dos procedimientos para obtener estimadores restringidos

- ▶ Método de reducción.
- ▶ Método de multiplicadores de Lagrange.

Además, estudiaremos las propiedades estadísticas de tales estimadores.

## Estimación bajo restricciones lineales

Sea  $G = (G_r, G_q)$  donde  $G_q \in \mathbb{R}^{q \times q}$  de rango  $q$ . De este modo, podemos escribir las restricciones en (1) como:

$$G\beta = (G_r, G_q) \begin{pmatrix} \beta_r \\ \beta_q \end{pmatrix} = G_r\beta_r + G_q\beta_q = g,$$

como  $G_q$  es no singular, tenemos

$$\beta_q = G_q^{-1}(g - G_r\beta_r).$$

Particionando  $X$  del mismo modo que  $\beta = (\beta_r^\top, \beta_q^\top)^\top$ , sigue que

$$\begin{aligned} X\beta &= (X_r, X_q) \begin{pmatrix} \beta_r \\ \beta_q \end{pmatrix} = X_r\beta_r + X_q\beta_q \\ &= X_r\beta_r + X_q G_q^{-1}(g - G_r\beta_r) \\ &= (X_r - X_q G_q^{-1} G_r)\beta_r + X_q G_q^{-1} g \end{aligned}$$

## Estimación bajo restricciones lineales

Así, podemos escribir el modelo lineal

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon},$$

como

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{X}_r - \mathbf{X}_q \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{G}_r) \boldsymbol{\beta}_r + \mathbf{X}_q \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{g} + \boldsymbol{\epsilon},$$

es decir, obtenemos el **modelo reducido**, dado por

$$\mathbf{Y}_R = \mathbf{X}_R \boldsymbol{\beta}_r + \boldsymbol{\epsilon},$$

donde

$$\mathbf{Y}_R = \mathbf{Y} - \mathbf{X}_q \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{g}, \quad \mathbf{X}_R = \mathbf{X}_r - \mathbf{X}_q \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{G}_r.$$

En cuyo caso, sabemos que

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}}_r = (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \mathbf{X}_R^\top \mathbf{Y}_R,$$

$$s_r^2 = \frac{1}{n-r} Q_R(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_r),$$

con

$$Q_R(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_r) = \mathbf{Y}_R^\top (\mathbf{I} - \mathbf{X}_R (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \mathbf{X}_R^\top) \mathbf{Y}_R$$

Además,

$$\begin{aligned}\tilde{\beta} &= \begin{pmatrix} \tilde{\beta}_r \\ \tilde{\beta}_q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{\beta}_r \\ \mathbf{G}_q^{-1}(\mathbf{g} - \mathbf{G}_r \tilde{\beta}_r) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{g} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{I} \\ -\mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{G}_r \end{pmatrix} \tilde{\beta}_r,\end{aligned}\tag{2}$$

Mientras que

$$\begin{aligned}\mathbf{Y}_R - \mathbf{X}_R \tilde{\beta}_r &= \mathbf{Y} - \mathbf{X}_q \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{g} - (\mathbf{X}_r - \mathbf{X}_q \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{g}) \tilde{\beta}_r \\ &= \mathbf{Y} - (\mathbf{X}_r, \mathbf{X}_q) \begin{pmatrix} \tilde{\beta}_r \\ \tilde{\beta}_q \end{pmatrix} = \mathbf{Y} - \mathbf{X} \tilde{\beta},\end{aligned}$$

de este modo

$$\|\mathbf{Y}_R - \mathbf{X}_R \tilde{\beta}_r\|^2 = \|\mathbf{Y} - \mathbf{X} \tilde{\beta}\|^2.\tag{3}$$

### Resultado 1:

Para el modelo lineal  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$  sujeto a las restricciones  $\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{g}$  con  $\boldsymbol{\epsilon} \sim N_n(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$ . el MLE restringido de  $\boldsymbol{\beta}$  es dado por (2) y tenemos que

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}} \sim N_p(\boldsymbol{\beta}, \text{Cov}(\tilde{\boldsymbol{\beta}})),$$

donde

$$\text{Cov}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2 \begin{pmatrix} \mathbf{I} \\ -\mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{G}_r \end{pmatrix} (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{I} \\ -\mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{G}_r \end{pmatrix}^\top.$$

Mientras que

$$s_r^2 = \frac{1}{n-r} Q_R(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_r) = \frac{1}{n-r} Q(\tilde{\boldsymbol{\beta}}),$$

donde

$$\frac{(n-r)s_r^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-r),$$

y  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}$ ,  $Q(\tilde{\boldsymbol{\beta}})$  son independientes.

## Estimación bajo restricciones lineales

### *Demostración:*

Sabemos que

$$\begin{aligned}\tilde{\beta}_r &\sim \mathbf{N}_r(\beta_r, \sigma^2(\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1}), \\ \frac{(n-r)s_r^2}{\sigma^2} &= \frac{Q_R(\tilde{\beta}_r)}{\sigma^2} = \frac{\mathbf{Y}_R^\top (\mathbf{I} - \mathbf{H}_R) \mathbf{Y}_R}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-r).\end{aligned}$$

Así, por (2), tenemos

$$\begin{aligned}\mathbf{E}(\tilde{\beta}) &= \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{g} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r \\ -\mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{G}_r \end{pmatrix} \mathbf{E}(\tilde{\beta}_r) \\ &= \begin{pmatrix} \beta_r \\ \mathbf{G}_q^{-1}(\mathbf{g} - \mathbf{G}_r \beta_r) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_r \\ \beta_q \end{pmatrix} = \beta\end{aligned}$$

Además,

$$\begin{aligned}\text{Cov}(\tilde{\beta}) &= \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r \\ -\mathbf{G}_q^{-1}\mathbf{G}_r \end{pmatrix} \text{Cov}(\tilde{\beta}_r) \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r \\ -\mathbf{G}_q^{-1}\mathbf{G}_r \end{pmatrix}^\top \\ &= \sigma^2 \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r \\ -\mathbf{G}_q^{-1}\mathbf{G}_r \end{pmatrix} (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r \\ -\mathbf{G}_q^{-1}\mathbf{G}_r \end{pmatrix}^\top.\end{aligned}$$

como  $\tilde{\beta}$  es una función lineal de  $\tilde{\beta}_r$  la normalidad sigue. La independencia entre  $\tilde{\beta}$  y  $Q(\tilde{\beta})$  sigue por el [Resultado 1](#) en [Slides 7](#).



## Estimación bajo restricciones lineales

Considere

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}, \quad \boldsymbol{\epsilon} \sim N_n(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}).$$

La **función Langrangiana** asociada a la restricción lineal  $\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{g}$  es dada por:

$$F(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\lambda}) = \ell(\boldsymbol{\theta}) + \frac{1}{\sigma^2} \boldsymbol{\lambda}^\top (\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{g}),$$

con  $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\beta}^\top, \sigma^2)^\top$ . De este modo,

$$\begin{aligned} \frac{\partial F(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{X}^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) + \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{G}^\top \boldsymbol{\lambda} \\ \frac{\partial F(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \sigma^2} &= -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \{Q(\boldsymbol{\beta}) - 2\boldsymbol{\lambda}^\top (\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{g})\} \\ \frac{\partial F(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \boldsymbol{\lambda}} &= \mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{g} \end{aligned}$$

## Estimación bajo restricciones lineales

Desde la condición de primer orden, obtenemos las ecuaciones de estimación,

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta) + \mathbf{G}^\top \lambda &= \mathbf{0}, \\ n\sigma^2 - \{Q(\beta) - 2\lambda^\top (\mathbf{G}\beta - \mathbf{g})\} &= 0, \\ \mathbf{G}\beta &= \mathbf{g}, \end{aligned}$$

es decir,

$$\mathbf{X}^\top \mathbf{X}\beta = \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} + \mathbf{G}^\top \lambda, \tag{4}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} Q(\beta) \tag{5}$$

$$\mathbf{G}\beta = \mathbf{g}, \tag{6}$$

Resolviendo la Ecuación (4) con relación a  $\beta$  tenemos

$$\tilde{\beta} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^\top \mathbf{Y} + \mathbf{G}^\top \lambda)$$

Substituyendo este resultado en (6) y resolviendo para  $\lambda$ , sigue que

$$G\tilde{\beta} = G(X^T X)^{-1}(X^T Y + G^T \lambda) = g,$$

es decir,

$$G(X^T X)^{-1}X^T Y + G(X^T X)^{-1}G^T \lambda = g,$$

por tanto,

$$\tilde{\lambda} = (G(X^T X)^{-1}G^T)^{-1}(g - G\hat{\beta}).$$

Reemplazando este resultado en  $\tilde{\beta}$  resulta

$$\begin{aligned}\tilde{\beta} &= (X^T X)^{-1}(X^T Y + G^T \tilde{\lambda}) \\ &= (X^T X)^{-1}X^T Y + (X^T X)^{-1}G^T (G(X^T X)^{-1}G^T)^{-1}(g - G\hat{\beta}) \\ &= \hat{\beta} + (X^T X)^{-1}G^T (G(X^T X)^{-1}G^T)^{-1}(g - G\hat{\beta})\end{aligned}$$

## Estimación bajo restricciones lineales

Que puede ser reorganizado como:

$$\tilde{\beta} = A\hat{\beta} + Bg = \hat{\beta} - B(G\hat{\beta} - g),$$

donde  $\hat{\beta}$  corresponde al MLE no restringido para  $\beta$ , con

$$B = (X^{\top} X)^{-1} G^{\top} (G(X^{\top} X)^{-1} G^{\top})^{-1} \quad (7)$$

$$A = I - BG \quad (8)$$

y el estimador insesgado para  $\sigma^2$  es dado por

$$s_r^2 = \frac{1}{n-r} Q(\tilde{\beta}).$$

Para estudiar las propiedades de este MLE restringido, considere primeramente el siguiente lema.

### Lema 1:

La matriz  $A$  definida en (8) tiene las siguientes propiedades:

- (i)  $A$  es idempotente con  $\text{rg}(A) = r$ .
- (ii)  $XA(X^\top X)^{-1}X^\top$  es idempotente y simétrica con rango  $r$ .
- (iii)  $A(X^\top X)^{-1} = (X^\top X)^{-1}A^\top = A(X^\top X)^{-1}A^\top$ .

### *Demostración:*

Para mostrar que  $A = I - BG$  es idempotente, basta mostrar que  $BG$  es idempotente. En efecto,

$$GBG = G(X^\top X)^{-1}G^\top (G(X^\top X)^{-1}G^\top)^{-1}G = G,$$

de ahí que  $BG$  es idempotente.

Además,

$$\operatorname{rg}(\mathbf{BG}) = \operatorname{tr}(\mathbf{BG}) = \operatorname{tr}(\mathbf{GB}) = q,$$

así  $\operatorname{rg}(\mathbf{I} - \mathbf{BG}) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}) = p - q = r$ , lo que muestra la parte (i).

Para notar la parte (ii), sea  $\mathbf{C} = \mathbf{XA}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top$ , luego

$$\mathbf{C}^2 = \mathbf{XA}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{XA}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top = \mathbf{XA}^2(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top,$$

como  $\mathbf{A}$  es idempotente, sigue que  $\mathbf{C}^2 = \mathbf{C}$ . Esto permite escribir

$$\operatorname{rg}(\mathbf{C}) = \operatorname{tr}(\mathbf{C}) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}) = r.$$

Por otro lado,

$$\mathbf{C}^\top = (\mathbf{XA}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top)^\top = \mathbf{X}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{X}^\top.$$

Tenemos que,

$$\mathbf{A}^\top = \mathbf{I} - \mathbf{G}^\top \mathbf{B}^\top = \mathbf{I} - \mathbf{G}^\top (\mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top)^{-1} \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1},$$

luego premultiplicando por  $(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}$  y factorizando lleva a,

$$\begin{aligned} (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top &= (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} - (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top (\mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top)^{-1} \mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{B}\mathbf{G})(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} = \mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}, \end{aligned} \tag{9}$$

así

$$\mathbf{C}^\top = \mathbf{X}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{X} = \mathbf{X} \mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X} = \mathbf{C}.$$

Finalmente, Ecuación (9) permite notar la primera igualdad de la parte (iii). Ahora, por (9), sigue que

$$\mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top = \mathbf{A}^2(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} = \mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1},$$

pues  $\mathbf{A}$  es idempotente y esto termina la prueba.



### Resultado 2:

Para el modelo lineal

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}, \quad \boldsymbol{\epsilon} \sim N_n(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}).$$

El MLE de  $\boldsymbol{\beta}$  bajo las restricciones lineales  $\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{g}$ , es dado por<sup>1</sup>

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{A}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{B}\mathbf{g},$$

con distribución

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}} \sim N_p(\boldsymbol{\beta}, \mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top).$$

El MLE restringido de  $\sigma^2$  es

$$s_r^2 = \frac{1}{n-r} Q(\tilde{\boldsymbol{\beta}}),$$

donde

$$\frac{Q(\tilde{\boldsymbol{\beta}})}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-r),$$

y  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}$  es independiente de  $Q(\tilde{\boldsymbol{\beta}})$ .

---

<sup>1</sup>También  $\tilde{\boldsymbol{\beta}} = \hat{\boldsymbol{\beta}} + (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top (\mathbf{G}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{G}^\top)^{-1} (\mathbf{g} - \mathbf{G}\hat{\boldsymbol{\beta}})$ .

### *Demostración:*

La normalidad sigue desde la linealidad con relación a  $\hat{\beta}$ . Ahora,

$$E(\tilde{\beta}) = A E(\hat{\beta}) + Bg = (I - BG)\beta + Bg = \beta - B(G\beta - g) = \beta,$$

y

$$\text{Cov}(\tilde{\beta}) = A \text{Cov}(\hat{\beta}) A^T = \sigma^2 A(X^T X)^{-1} A^T.$$

Notando que

$$\begin{aligned}\tilde{\beta} &= A\hat{\beta} + Bg = A(X^T X)^{-1} X^T Y + Bg \\ &= A(X^T X)^{-1} X^T (X\beta + \epsilon) + Bg \\ &= A\beta + A(X^T X)^{-1} X^T \epsilon + Bg \\ &= \beta + A(X^T X)^{-1} X^T \epsilon\end{aligned}$$

De este modo, podemos escribir

$$\begin{aligned}Y - X\tilde{\beta} &= Y - X\beta - XA(X^\top X)^{-1}X^\top \epsilon \\&= \epsilon - XA(X^\top X)^{-1}X^\top \epsilon \\&= (I - XA(X^\top X)^{-1}X^\top)\epsilon,\end{aligned}$$

por la parte (ii) del [Lema 1](#), sigue que

$$\frac{Q(\tilde{\beta})}{\sigma^2} = \frac{\epsilon^\top (I - XA(X^\top X)^{-1}X^\top)\epsilon}{\sigma^2} \sim \chi^2(n - r).$$

Para notar la independencia entre  $\tilde{\beta}$  y  $Q(\tilde{\beta})$  debemos tener<sup>2</sup>

$$A(X^\top X)^{-1}X^\top (I - XA(X^\top X)^{-1}X^\top) = \mathbf{0}$$

---

<sup>2</sup>lo que es consecuencia de escribir  $\tilde{\beta}$  y  $Q(\tilde{\beta})$  en términos de  $\epsilon$ .

En efecto,

$$\begin{aligned} A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top (\mathbf{I} - \mathbf{X} A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top) \\ = A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} - A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{X} A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top. \end{aligned}$$

Notando que  $A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top$ , obtenemos

$$\begin{aligned} A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{X} A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top &= A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{X} (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{X}^\top \\ &= A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{X}^\top = \mathbf{A}^2 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top = A(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top, \end{aligned}$$

lo que concluye la demostración.