

MAT-269: Sesión 14

Regresión Multivariada II

Felipe Osorio

fosorios.mat.utfsm.cl

Departamento de Matemática, UTFSM



El objetivo de esta sección es estimar B sujeto a restricciones del tipo:

$$AB = C,$$

donde A es matriz $r \times p$ de rango r y C es matriz $t \times k$. Sabemos que A puede ser particionada como:

$$A = (A_r, A_s),$$

donde A_r es no singular. De este modo,

$$AB = (A_r, A_s) \begin{pmatrix} B_r \\ B_s \end{pmatrix} = A_r B_r + A_s B_s = C,$$

es decir,

$$B_r = A_r^{-1}(C - A_s B_s).$$



Substituyendo en el modelo, tenemos

$$\begin{aligned} Y &= XB + U = (X_r, X_s) \begin{pmatrix} B_r \\ B_s \end{pmatrix} + U, \\ &= X_r B_r + X_s B_s + U, \\ &= X_r A_r^{-1} (C - A_s B_s) + X_s B_s + U, \\ &= X_r A_r^{-1} C + (X_s - X_r A_r^{-1} A_s) B_s + U, \end{aligned}$$

que puede ser escrito como:

$$Y_R = X_R B_s + U, \quad U \sim N(0, I_n \otimes \Sigma),$$

con

$$Y_R = Y - X_r A_r^{-1} C, \quad X_R = X_s - X_r A_r^{-1} A_s.$$



De este modo,

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{B}}_s &= (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \mathbf{X}_R^\top \mathbf{Y}, \\ \tilde{\mathbf{B}}_r &= \mathbf{A}_r^{-1} (\mathbf{C} - \mathbf{A}_s \tilde{\mathbf{B}}_s)\end{aligned}$$

Además, como $\mathbf{U} \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \boldsymbol{\Sigma})$ sigue que

$$\mathbf{Y}_R \sim \mathbf{N}(\mathbf{X}_R \mathbf{B}_s, \mathbf{I}_n \otimes \boldsymbol{\Sigma}),$$

y por tanto,

$$\tilde{\mathbf{B}}_s \sim \mathbf{N}(\mathbf{B}_s, (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \otimes \boldsymbol{\Sigma}).$$

Como

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{B}} &= \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{B}}_r \\ \tilde{\mathbf{B}}_s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_r^{-1} (\mathbf{C} - \mathbf{A}_s \tilde{\mathbf{B}}_s) \\ \tilde{\mathbf{B}}_s \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{C} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \tilde{\mathbf{B}}_s.\end{aligned}$$



Así, $\tilde{\mathbf{B}}$ sigue una distribución normal con

$$\mathbb{E}(\tilde{\mathbf{B}}) = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{C} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \mathbb{E}(\tilde{\mathbf{B}}_s) = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_r \\ \mathbf{B}_s \end{pmatrix}$$

y

$$\text{vec } \tilde{\mathbf{B}} = \text{vec} \begin{pmatrix} \mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{C} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} + \left(\mathbf{I} \otimes \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \right) \text{vec } \tilde{\mathbf{B}}_s,$$

de donde sigue que

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\text{vec } \tilde{\mathbf{B}}) &= \left(\mathbf{I} \otimes \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \right) \text{Cov}(\text{vec } \tilde{\mathbf{B}}_s) \left(\mathbf{I} \otimes \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \right)^\top \\ &= (\mathbf{X}_R^\top \mathbf{X}_R)^{-1} \otimes \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \Sigma \begin{pmatrix} -\mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{I} \end{pmatrix}^\top \end{aligned}$$



Por otro lado,

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_R - \mathbf{X}_R \tilde{\mathbf{B}}_s &= \mathbf{Y} - \mathbf{X}_r \mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{C} - (\mathbf{X}_s - \mathbf{X}_r \mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{A}_s) \tilde{\mathbf{B}}_s \\ &= \mathbf{Y} - \mathbf{X}_r \mathbf{A}_r^{-1} (\mathbf{C} - \mathbf{A}_r \mathbf{A}_s^{-1} \tilde{\mathbf{B}}_s) - \mathbf{X}_s \tilde{\mathbf{B}}_s \\ &= \mathbf{Y} - \mathbf{X} \tilde{\mathbf{B}}, \end{aligned}$$

lo que lleva a

$$\begin{aligned} \tilde{\Sigma} &= \frac{1}{n} (\mathbf{Y}_R - \mathbf{X}_R \tilde{\mathbf{B}}_s)^\top (\mathbf{Y}_R - \mathbf{X}_R \tilde{\mathbf{B}}_s) \\ &= \frac{1}{n} (\mathbf{Y} - \mathbf{X} \tilde{\mathbf{B}})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X} \tilde{\mathbf{B}}) \\ &= \frac{1}{n} Q(\tilde{\mathbf{B}}). \end{aligned}$$



Considere

$$Q(\hat{\mathbf{B}}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{B}})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{B}}) = \mathbf{R}$$

$$Q(\tilde{\mathbf{B}}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\tilde{\mathbf{B}})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\tilde{\mathbf{B}}) = \mathbf{S}$$

Cuando $H_0 : \mathbf{AB} = \mathbf{C}$ es verdadera, \mathbf{R} y $\mathbf{H} = \mathbf{S} - \mathbf{R}$ son independientemente distribuidos $W_k(n - p, \mathbf{\Sigma})$ y $W_k(r, \mathbf{\Sigma})$, respectivamente.

Además, podemos escribir

$$\mathbf{H} = (\mathbf{A}\hat{\mathbf{B}} - \mathbf{C})^\top [\mathbf{A}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{A}^\top]^{-1} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{B}} - \mathbf{C}),$$

como $n - k \geq p$, ambos \mathbf{R} y \mathbf{S} son definidas positivas con probabilidad 1.



Sea $L(\mathbf{B}, \mathbf{\Sigma})$ la función de verosimilitud para las filas de \mathbf{Y} , el test de razón de verosimilitudes para $H_0 : \mathbf{AB} = \mathbf{C}$, es

$$\Lambda = \frac{L(\tilde{\mathbf{B}}, \tilde{\mathbf{\Sigma}})}{L(\hat{\mathbf{B}}, \hat{\mathbf{\Sigma}})} = \frac{|\tilde{\mathbf{\Sigma}}|^{-n/2}}{|\hat{\mathbf{\Sigma}}|^{-n/2}},$$

de este modo

$$T = \Lambda^{2/n} = \frac{|\hat{\mathbf{\Sigma}}|}{|\tilde{\mathbf{\Sigma}}|} = \frac{|\mathbf{R}|}{|\mathbf{S}|} = \frac{|\mathbf{R}|}{|\mathbf{R} + \mathbf{H}|} = |\mathbf{I} - \mathbf{V}|,$$

donde $\mathbf{V} = \mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{H} \mathbf{S}^{-1/2}$. Cuando H_0 es verdadera $T \sim \Lambda(k, r, n - p)$ y por el principio de razón de verosimilitudes, rechazamos $H_0 : \mathbf{AB} = \mathbf{C}$ si T es muy pequeño, es decir, si $|\mathbf{S}|$ es mucho mayor que $|\mathbf{R}|$.



MAT-269: Sesión 13

Ecuaciones Simultáneas



Modelo de ecuaciones simultáneas

Note que podemos escribir el modelo de regresión multivariado como:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{B}^\top \mathbf{x}_i + \mathbf{u}_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (1)$$

donde $\mathbf{u}_i \sim N_k(\mathbf{0}, \Sigma)$. A continuación, introducimos una extensión del modelo dado en Ecuación (1) como:

$$\mathbf{\Gamma}^\top \mathbf{y}_i + \mathbf{B}^\top \mathbf{x}_i = \mathbf{u}_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (2)$$

donde $\mathbf{\Gamma}$ es matriz $k \times k$. Además, asumiremos que $\mathbf{\Gamma}$ es no singular.¹

El modelo de ecuaciones simultáneas en (2) es dado por:

$$\mathbf{Y}\mathbf{\Gamma} + \mathbf{X}\mathbf{B} = \mathbf{U}, \quad \mathbf{U} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I} \otimes \Sigma).$$

¹Aunque esto puede ser considerado como una consecuencia de asumir que $\{\mathbf{u}_i\}$ siguen una distribución normal.



Modelo de ecuaciones simultáneas

Haciendo $\Theta = -B\Gamma^{-1}$, lleva a escribir

$$\begin{aligned} Y\Gamma &= -XB + U \\ Y &= X(-B\Gamma^{-1}) + U\Gamma^{-1} \\ &= X\Theta + V, \end{aligned}$$

en cuyo caso las filas de V son

$$v_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N_k(\mathbf{0}, \Omega), \quad \Omega = \Gamma^{-\top} \Sigma \Gamma^{-1}.$$

La función de log-verosimilitud en términos de (Θ, Ω) es dada por:

$$\ell_n(\Theta, \Omega) = -\frac{nk}{2} \log 2\pi - \frac{n}{2} \log |\Omega| - \frac{1}{2} \text{tr } \Omega^{-1} W,$$

donde

$$W = (Y - X\Theta)^\top (Y - X\Theta)$$



Modelo de ecuaciones simultáneas

Escribiendo la log-verosimilitud en términos de $(\mathbf{B}, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{\Sigma})$, usando $\mathbf{\Theta} = -\mathbf{B}\mathbf{\Gamma}^{-1}$ y $\mathbf{\Omega} = \mathbf{\Gamma}^{-\top}\mathbf{\Sigma}\mathbf{\Gamma}^{-1}$, obtenemos:

$$\ell_n(\mathbf{B}, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{\Sigma}) = -\frac{nk}{2} \log 2\pi + \frac{n}{2} \log |\mathbf{\Gamma}^\top \mathbf{\Gamma}| - \frac{n}{2} \log |\mathbf{\Omega}| - \frac{1}{2} \text{tr} \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{W}_*,$$

donde

$$\mathbf{W}_* = (\mathbf{Y}\mathbf{\Gamma} - \mathbf{X}\mathbf{B})^\top (\mathbf{Y}\mathbf{\Gamma} - \mathbf{X}\mathbf{B})$$

Observación:

Este modelo tiene problemas de **identificabilidad**. En efecto, considere

$$\mathbf{G}\mathbf{\Gamma}^\top \mathbf{y}_i + \mathbf{G}\mathbf{B}^\top \mathbf{x}_i = \mathbf{G}\mathbf{u}_i, \quad i = 1, \dots, n,$$

con \mathbf{G} matriz no singular. De este modo,

$$\mathbf{G}\mathbf{u}_i \sim N_k(\mathbf{0}, \mathbf{G}\mathbf{\Sigma}\mathbf{G}^\top).$$



Modelo de ecuaciones simultáneas

Definiendo

$$B_0 = BG^\top, \quad \Gamma_0 = \Gamma G^\top, \quad \Sigma_0 = G\Sigma G^\top,$$

sigue que

$$\Theta_0 = -B_0\Gamma_0^{-1} = -BG^\top(\Gamma G^\top)^{-1} = -B\Gamma = \Theta,$$

mientras que

$$\begin{aligned}\Omega_0 &= \Gamma_0^{-\top} \Sigma_0 \Gamma_0^{-1} = (G^{-\top} \Gamma^{-1})^\top G \Sigma G^\top G^{-\top} \Gamma^{-1} \\ &= \Gamma^{-\top} \Sigma \Gamma^{-1} = \Omega,\end{aligned}$$

de ahí que (B, Γ, Ω) **no son identificados**.

Observación:

Existen diversos procedimientos de estimación para el modelo de ecuaciones simultáneas basados esencialmente en **perfilar** la verosimilitud (**FIML**, **LIML**, **2SLS**).

