

# Elementos de Teoria Asintotica

Walter Sosa Escudero

(wsosa@udesa.edu.ar)

Universidad de San Andres

# El modelo lineal en notación observacional

$$y_i = x_i' \beta + u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$x_i = \begin{bmatrix} M_i \\ Z_i \end{bmatrix}, \quad x_i x_i' = \begin{bmatrix} M_i \\ Z_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_i & Z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_i^2 & M_i Z_i \\ Z_i M_i & Z_i^2 \end{bmatrix}$$

$$\sum_{i=1}^n x_i x_i' = \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} M_i^2 & M_i Z_i \\ Z_i M_i & Z_i^2 \end{bmatrix} = X'X$$

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} M_i y_i \\ Z_i y_i \end{bmatrix} = X'Y$$

Entonces, en notación observacional:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'Y = \left( \sum_{i=1}^n x_i x_i' \right)^{-1} \left( \sum_{i=1}^n x_i y_i \right)$$

# Propiedades Asintoticas, o de Muestra Grande

- **Propiedades de muestra finita:** propiedades para un tamaño de muestra fijo (insesgadez, varianza minima, etc.).
- **Propiedades de muestra grande:** propiedades de un estimador cuando el tamaño de la muestra se hace infinitamente grande.
  
- **Porque?:** en general son mas faciles de verificar que las de muestras finitas.
- **Relevancia:** en la practica funcionan correctamente aun cuando el tamaño de muestra no es infinito.

# Convergencia de sucesiones aleatorias

- Concepto 'primitivo':  $a_n \rightarrow a_0$ ,  $a_n$  es una sucesion de numeros reales.

*Ejemplo:*  $a_n = \frac{1}{n} \rightarrow 0$

- La idea es extender esta nocion de convergencia cuando hablamos de una sucesion de variables aleatorias.

# Convergencia en probabilidad

$x_n$ , sucesion de variables aleatorias.  $x_n$  **converge en probabilidad** a una constante  $a$  si para todo  $\epsilon > 0$

$$Pr [|x_n - a| > \epsilon] \rightarrow 0$$

Usaremos la notacion  $x_n \xrightarrow{p} a$ , o *plim*  $x_n = a$

- ver grafico e intuicion -

La idea se extiende a **vectores** de variables aleatorias, elemento por elemento.

Resultado importante:

**Continuidad del *plim*:** Si  $x_n \xrightarrow{p} a$ , y  $g(z)$  es continua en  $a$ , entonces:

$$x_n \xrightarrow{p} a \implies g(x_n) \xrightarrow{p} g(a)$$

Este resultado es muy importante: el *plim* 'pasa' a través de funciones continuas.

Las esperanzas *no* tienen esta propiedad. Se generaliza a vectores.

- ¿Que era la 'ley de grandes numeros' ?

El resultado central de convergencia en probabilidad es el siguiente:

### Ley de Grandes Numeros

Si  $z_n$  es una sucesion de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (iid) tal que  $E(z_i) = \mu < \infty$  y  $V(z_i) = \sigma^2 < \infty$ , sea  $\bar{z} \equiv (1/n) \sum_{i=1}^n z_i$  entonces  $\bar{z}_n \xrightarrow{p} \mu$ .

Consideremos una sucesion de estimadores  $\hat{\theta}_n$ , que se forman incrementando progresivamente el tamaño de la muestra.

Un estimador  $\hat{\theta}_n$  es **consistente** para  $\theta_0$  si:

$$\hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta_0$$

- Que dice la LGN en terminos de la propiedad de consistencia?

$x_n$  **converge en distribucion** a una variable aleatoria  $x$  sii:

$$F_n(\delta) \rightarrow F(\delta)$$

para (casi) todo  $\delta$ . Notacion:  $x_n \xrightarrow{d} x$ .

Estamos asociando la convergencia de una sucesion de variables aleatorias a la convergencia de sus funciones de distribucion.

- Que el Teorema Central del Limite?

El resultado central de convergencia en distribución es:

### Teorema Central de Limite (Lindeberg-Levy)

Sea  $z_i$  una sucesión de variables aleatorias iid con  $E(z_i) = \mu < \infty$  y  $V(z_i) = \sigma^2 < \infty$ . Sea  $\bar{z}_n \equiv n^{-1} \sum_{i=1}^n z_i$ . Entonces:

$$\frac{\bar{z}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \xrightarrow{d} N(0, 1)$$

o, equivalentemente,

$$\sqrt{n}(\bar{z}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$$

Es un resultado **MUY** importante

- Notar que habiendo establecido la consistencia de  $\bar{z}_n$ , la distribución asintótica de  $\bar{z}_n$  es trivial: porque?
- La confusión aparece por la siguiente aproximación. Si  $x \sim N(\mu, \sigma^2)$ , entonces  $a + bX \sim N(a + b\mu, b^2\sigma^2)$ . Entonces, estamos tentados a decir que:

$$\sqrt{n}(\bar{z}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2) \implies \bar{z}_n \sim N(\mu, \sigma^2/n)$$

pero cuando  $n \rightarrow \infty$  el lado derecho es trivial!!!

$\bar{z}_n \sim N(\mu, \sigma^2/n)$  es solo una aproximación.

Porque este resultado es tan importante?

- Consideremos el problema de evaluar  $H_0 : \mu - \mu_0 = 0$  vs  $H_0 : \mu - \mu_0 \neq 0$ , chequeando si  $\bar{x} - \mu_0 = 0$ .
- Notar que siempre que  $\mu - \mu_0 = 0$ ,  $\delta(\mu - \mu_0) = 0$  para todo  $\delta > 0$ .
- Entonces, para evaluar  $H_0$  podriamos mirar  $\delta(\bar{x} - \mu_0) = 0$  Porque? Si elegimos inteligentemente  $\delta$ , la distribucion de  $\delta(\bar{x} - \mu_0)$  se puede derivar mas facilmente que la de  $(\bar{x} - \mu_0)$ . Por ejemplo,  $\delta = \sqrt{n}/\sigma$ , el TCL provee la distribucion de interes.

Dos conceptos importantes:

- Sea  $\hat{\theta}_n$  una sucesion de estimadores. Si

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$$

diremos que  $\hat{\theta}_n$  es **asintoticamente normal** con *varianza asintotica*  $\sigma^2/n$ . Diremos que el estimador es *consistente a la tasa*  $\sqrt{n}$ .

- Sean  $\hat{\theta}_n$  y  $\bar{\theta}_n$  dos estimadores consistentes a la tasa  $\sqrt{n}$ , con varianzas asintoticas  $V_1$  y  $V_2$ . Entonces  $\hat{\theta}_n$  es **asintoticamente eficiente en relacion a  $\bar{\theta}_n$**  si  $V_2 - V_1 \geq 0$ .

- Si  $X$  y  $Y$  son VA independientes y  $g(z)$  es continua, entonces  $g(X)$  y  $g(Z)$  son independientes.
- $V(y) = E(V(y|x)) + V(E(y|x))$
- **Teorema de Slutsky:** Si  $Y_n \xrightarrow{d} Y$  y  $X_n \xrightarrow{p} a$  y  $Z_n \xrightarrow{p} b$ , entonces:

$$X_n + Z_n Y_n \xrightarrow{d} a + bY$$

- **Cramer-Wald Device:**  $x_n$  una sucesion de vectores  $K \times 1$ .

$$x_n \xrightarrow{d} x \iff c'x_n \xrightarrow{d} c'x$$

para todo vector  $c \in \Re^K$ . Este resultado facilita establecer la convergencia en distribucion de vectores, reduciendo el problema a combinaciones lineales arbitrarias.

- **Continuous mapping theorem:** Si  $g(z)$  es continua:

$$x_n \xrightarrow{d} a \implies g(x_n) \xrightarrow{d} g(a)$$

- **Distribucion normal multivariada:**  $x$  un vector de  $K$  VA's, tiene distribucion normal multivariada con media  $\mu$  y varianza  $\Omega$  si la funcion de densidad conjunta  $f(x)$  es:

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{K/2} |\Omega|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu)' \Omega^{-1} (x - \mu) \right\}$$

Denotamos  $x \sim N(\mu, \Omega)$ . Una propiedad importante es la de *linealidad*:

$$x \sim N(\mu, \Omega) \Rightarrow a + b'x \sim N(a + b'\mu, b'\Omega b)$$

para cualquier par de vectores  $a$  y  $b$ .

- Aplicacion importante del teorema de Cramer-Wald bajo normalidad:  $x_n$  un vector de  $K$  VA's,  $c \in \mathbb{R}^K$ :

$$x_n \xrightarrow{d} N(\mu, \Omega) \iff c'x_n \xrightarrow{d} N(c'\mu, c'\Omega c)$$

$$y_i = x_i' \beta_0 + u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$x_i$  es un vector de  $K$  variables explicativas.

Supondremos:

- $\rho(X) = K$ .
- $E(u_i | x_i) = 0$ .
- $V(u_i | x_i) = \sigma^2$ ,  $E(u_i u_j | x_i) = 0$ ,  $i \neq j$ .
- $(y_i, x_i) \sim \text{iid}$ , con momentos hasta el 4to.
- $E(x_i x_i') = D$ , finita y no-singular.

Resultado:  $\hat{\beta}_n$  es consistente

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_n &= (X'X)^{-1}X'Y \\ &= (X'X)^{-1}X'(X\beta + u) \\ &= \beta_0 + (X'X)^{-1}X'u \\ &= \beta_0 + \left(\frac{X'X}{n}\right)^{-1} \left(\frac{X'u}{n}\right)\end{aligned}$$

*Si podemos probar que  $\left(\frac{X'X}{n}\right)^{-1}$  no tiende a infinito, ¿que queda por probar para establecer consistencia?*

El elemento  $h$  del vector  $\left(\frac{X'u}{n}\right)$  es:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{hi}u_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i, \quad z_i \equiv x_{hi}u_i$$

Notar que las  $z_i$  son variables aleatorias iid con:

$$\begin{aligned} E(z_i) &= E(x_{hi}u_i) = E(E(x_{hi}u_i|x_{hi})) = E(x_{hi}E(u_i|x_{hi})) = 0 \\ V(z_i) &= E(V(z_i|x_{hi})) + V(E(z_i|x_{hi})) \\ &= E(V(z_i|x_{hi})) = E(V(x_{hi}u_i|x_{hi})) = \sigma^2 E(x_{hi}^2) < \infty \end{aligned}$$

¿Para que hemos hecho esto ultimo?

Entonces, por la ley de grandes numeros:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i = \frac{\sum_{i=1}^n x_{hi} u_i}{n} \xrightarrow{p} E(x_{hi} u_i) = 0$$

de modo que:  $\left( \frac{X'u}{n} \right) \xrightarrow{p} 0$ .

El elemento  $(h, j)$  de  $\left(\frac{X'X}{n}\right)^{-1}$  es:

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_{hi}x_{ji}}{n} \xrightarrow{p} E(x_{hi}x_{ji}) = D_{hj}$$

Entonces:

$$\frac{X'X}{n} \xrightarrow{p} D$$

Por continuidad de plim:

$$\left(\frac{X'X}{n}\right)^{-1} \xrightarrow{p} D^{-1}$$

Resumiendo:

$$\hat{\beta}_n = \beta_0 + \underbrace{\left(\frac{X'X}{n}\right)^{-1}}_{\xrightarrow{p} D^{-1}} \underbrace{\left(\frac{X'u}{n}\right)}_{\xrightarrow{p} 0}$$

Entonces, por continuidad:  $\hat{\beta}_n \xrightarrow{p} \beta_0$ .

¿Cual es el supuesto 'mas importante' que garantiza la consistencia?

$$\text{Resultado: } \sqrt{n} \left( \hat{\beta}_n - \beta_0 \right) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2 D^{-1}).$$

Es un poquito mas delicado. El punto de partida es, nuevamente:

$$\hat{\beta}_n = \beta_0 + \left( \frac{X'X}{n} \right)^{-1} \left( \frac{X'u}{n} \right)$$

Multipliquemos ambos lados por  $\sqrt{n}$  y restemos  $\beta_0$ :

$$\sqrt{n} \left( \hat{\beta}_n - \beta_0 \right) = \left( \frac{X'X}{n} \right)^{-1} \left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right)$$

$$\sqrt{n} \left( \hat{\beta}_n - \beta_0 \right) = \left( \frac{X'X}{n} \right)^{-1} \left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right)$$

Ya mostramos que:

$$\left( \frac{X'X}{n} \right)^{-1} \xrightarrow{p} D^{-1}$$

La idea es buscar la distribución asintótica de  $\left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right)$ .

*Si probamos que  $\left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right)$  es asintóticamente normal, ¿cómo termina la prueba?*

Comencemos con:

$$\left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right) = \sqrt{n} \frac{X'u}{n}$$

Es un vector de  $K$  VA's. Por el Cramer-Wold Device, es equivalente buscar la distribución de:

$$\sqrt{nc}' \left( \frac{X'u}{n} \right)$$

para todo  $c \in \mathfrak{R}^K$ . En notación observacional:

$$\sqrt{nc}' \left( \frac{X'u}{n} \right) = \sqrt{nc}' \frac{\sum x_i u_i}{n} = \sqrt{n} \frac{\sum c' x_i u_i}{n} \equiv \sqrt{n} \frac{\sum z_i}{n}$$

donde  $z_i \equiv c' x_i u_i$ . (probar como ejercicio!!)

Ahora es facil establecer las siguientes propiedades:

- $E(z_i) = 0$
- $V(z_i) = \sigma^2 c' D c < \infty$

Entonces, por el TCL aplicado a  $\sqrt{n}\bar{z}$ :

$$\sqrt{n}(\bar{z} - 0) = c' \left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2 c' D c)$$

Entonces, por el teorema de Cramer-Wald:

$$\left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2 D)$$

Reemplazando:

$$\sqrt{n} \left( \hat{\beta}_n - \beta_0 \right) = \left( \frac{X'X}{n} \right)^{-1} \left( \frac{X'u}{\sqrt{n}} \right)$$

$\xrightarrow{p} D^{-1} \quad \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2 D)$

Por Teorema de Slutsky y propiedad de linealidad de la distribución normal multivariada:

$$\sqrt{n} \left( \hat{\beta}_n - \beta_0 \right) \xrightarrow{p} N(0, \sigma^2 D^{-1} D D^{-1}) = N(0, \sigma^2 D^{-1})$$