

Econometría de Datos de Panel

Maestrías en Economía y Econometría

Lecture 2

- 1 Modelos Dinámicos
 - Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
 - El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
 - Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
 - El Estimador de Arellano-Bond
 - El Estimador de Blundell-Bond
 - Extensión: Regresores Exógenos
 - Contrastes de Validez de los Instrumentos
 - Datos con Persistencia

- 1 Modelos Dinámicos
 - Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
 - El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
 - Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
 - El Estimador de Arellano-Bond
 - El Estimador de Blundell-Bond
 - Extensión: Regresores Exógenos
 - Contrastes de Validez de los Instrumentos
 - Datos con Persistencia

Modelos Dinámicos

- En los modelos que hemos visto hasta ahora se asumió que las variables explicativas eran estrictamente exógenas (en el caso de FE condicional al efecto no observable).
- En general, FE y RE son inconsistentes si existe correlación entre el error idiosincrático y alguna variable explicativa en algún período.
- Necesitamos una forma de estimación consistente, con $N \rightarrow \infty$ y T fijo, cuando las variables explicativas no son estrictamente exógenas.
- Esto es lo que ocurre cuando tenemos modelos dinámicos (i.e. la variable dependiente aparece como regresor rezagada).
- El modelo que vamos a analizar es el mismo que en FE:

$$y_{it} = x_{it}\beta + c_i + u_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

Modelos Dinámicos

- Pero además de permitir que c_i y x_{it} estén arbitrariamente correlacionadas, ahora también permitimos que u_{it} esté correlacionada con valores futuros de las variables explicativas, $(x_{it+1}, x_{it+2}, \dots, x_{it+T})$.
- Ejemplo: $AR(1)$

$$y_{it} = y_{it-1}\beta + c_i + u_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T$$

- En este ejemplo $x_{it} = y_{it-1}$ por lo tanto u_{it} va a estar correlacionado con $x_{it+1} = y_{it}$.
- Para resolver este problema necesitamos una nueva condición de exogeneidad: **exogeneidad secuencial** (Chamberlain, 1992)
- Decimos que las variables explicativas son **secuencialmente exógenas condicionadas en el efecto no observable** cuando se cumple que:

$$E(u_{it} | x_{it}, x_{it-1}, \dots, x_{i1}, c_i) = 0, \quad t = 1, 2, \dots, T. \quad (2)$$

Modelos Dinámicos

- Usando el modelo (1) esta última condición es equivalente a:

$$E(y_{it}|x_{it}, x_{it-1}, \dots, x_{i1}, c_i) = E(y_{it}|x_{it}, c_i) = x_{it}\beta + c_i.$$

- La primera igualdad es la que le da el sentido a la condición: **exogeneidad secuencial** implica que después de haber controlado por x_{it} y c_i , ningún valor pasado de x_{it} afecta el valor esperado de y_{it} .
- Si estimamos por FE cuando el supuesto de exogeneidad estricta no se cumple obtendremos estimadores inconsistentes.
- Considere un modelo de panel para variables observadas a través de un corte transversal y en el tiempo, siendo β el parámetro que estamos interesados en estimar y con c_i siendo la **heterogeneidad no observada**:

$$y_{it} = x_{it}\beta + c_i + u_{it}, \quad i = 1, \dots, N \quad t = 1, \dots, T$$

Introducción a los Modelos de Panel Dinámicos

- Este modelo se puede re-escribir *stacking* las observaciones de series temporales como:

$$y_i = X_i\beta + c_i + u_i$$

- Los métodos de panel tradicionales para estimar β , como los modelos de **fixed-effect** o **random-effect**, transforman el modelo de forma tal de erradicar los problemas que causan la presencia de c_i . Esto lo hacen poniendo a c_i como parte del error y estimando β por FGLS o eliminándolo a través de primeras diferencias o con la *within transformation*.
- Estos métodos descansan en algún supuesto de exogeneidad para alcanzar la consistencia en términos de una teoría asintótica con T fijo. Considere, por ejemplo, el estimador de efectos fijos de β . Haciendo que las variables expresadas como desviaciones de sus medias temporales se denoten por $\tilde{\cdot}$, el estimador de efectos fijos de β , $\hat{\beta}^{FE}$ es:

Introducción a los Modelos de Panel Dinámicos



$$\begin{aligned}\widehat{\beta}^{FE} &= \beta + \left(\sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' \ddot{X}_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' \ddot{u}_i \right) \\ &= \beta + \left(\sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' \ddot{X}_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' u_i \right) \\ &= \beta + \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' \ddot{X}_i \right)^{-1} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' u_i \right)\end{aligned}$$

- Para chequear las propiedades asintóticas (con T fijo) de $\widehat{\beta}^{FE}$, asumamos que tenemos una muestra aleatoria de las observaciones de corte transversal. Bajo la muestra aleatoria,

$$p \lim \left(\sum_{i=1}^N \ddot{X}_i' u_i \right) = E \left(\ddot{X}_i' u_i \right)$$

Introducción a los Modelos de Panel Dinámicos

- La consistencia requiere que,

$$\forall i \in \mathcal{N} : E \left(\ddot{X}_i' u_i \right) = 0_k$$

- Esta condición puede asegurarse claramente por el supuesto usual de **exogeneidad estricta**:

$$\forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T} : E(u_{it} | c_i, X_i) = E(u_{it} | c_i, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iT}) = 0$$

- Nosotros vamos a considerar un modelo de datos de panel **dinámico** cuando se cumpla la siguiente condición, más débil, de exogeneidad, **exogeneidad secuencial**:

$$\forall i \in \mathcal{N} : E(u_{it} | c_i, x_{i1}, \dots, x_{it-1}, x_{it}) = 0$$

Introducción a los Modelos de Panel Dinámicos

- Bajo exogeneidad secuencial, la condición de consistencia para el estimador de efectos fijos no puede garantizarse que se cumpla. Para ver porqué, calculemos $E(\ddot{x}_{it} u_{it})$:

$$\begin{aligned} E(\ddot{x}_{it} u_{it}) &= E \left[\left(x_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{it} \right) u_{it} \right] \\ &= E[x_{it} u_{it}] - \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T E[x_{ij} u_{it}] \end{aligned}$$

- Por la ley de expectativas iteradas y la condición de exogeneidad secuencial, tenemos

$$\begin{aligned} E[x_{it} u_{it}] &= E[x_{it} E[u_{it} | c_i, x_{i1}, \dots, x_{it-1}, x_{it}]] \\ &= 0 \end{aligned}$$

Introducción a los Modelos de Panel Dinámicos



$$E[x_{ij}u_{it}] = 0 \quad \forall j \leq t$$
$$\Rightarrow E(\ddot{x}_{it}u_{it}) = -\frac{1}{T} \sum_{j=t+1}^T E[x_{ij}u_{it}]$$

que no puede asumirse igual a cero. Por lo tanto, $\hat{\beta}^{FE}$ no es consistente en el contexto de modelos de panel dinámicos. La estimación consistente de β requiere de un nuevo método.

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- El Estimador de Blundell-Bond
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

Sesgo de Nickell

- El modelo típico de datos de panel macro incluye valores rezagados de la variable y_{it} entre los regresores. En tales modelos es claro que solo la condición de exogeneidad secuencial puede asumirse. Considere, por ejemplo, $x_{it} = y_{it-1}$:

$E(u_{it} | c_i, y_{i1}, \dots, y_{it-2}, y_{it-1})$ podría ser igual a 0
pero $E(u_{it} y_{it})$ no porque y_{it} depende de u_{it}

- El ejemplo de arriba es conocido como el **modelo AR(1) de efectos no observados**, el modelo de panel dinámico por excelencia:

$$y_{it} = c_i + \rho y_{it-1} + u_{it}$$

Sesgo de Nickell

- Aquí el parámetro de interés es ρ . La expresión analítica del sesgo asintótico de ρ en este modelo fue derivada por Nickell (1981) y se conoce como el **sesgo de Nickell**. Puede escribirse como:

$$\begin{aligned}\nu(\rho, T) &= p \lim \hat{\rho}^{FE} - \rho \\ &= \left\{ \frac{2\rho}{1-\rho^2} - \left[\frac{1+\rho}{T-1} \left(1 - \frac{1}{T} \left(\frac{1-\rho^T}{1-\rho} \right) \right) \right]^{-1} \right\}^{-1}\end{aligned}$$

- Nickell mostró que este sesgo es siempre negativo si $\rho > 0$ y que nunca converge a cero aún si $\rho = 0$. Más aún, el sesgo se vuelve más grande si se adicionan regresores exógenos a la ecuación. Y los estimadores de los coeficientes que acompañan a los regresores exógenos también son inconsistentes.

- No obstante, este problema ha sido considerado como un problema de T fijo. Con una condición de estabilidad, $|\rho| < 1$, se puede mostrar que:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \nu(\rho, T) = 0$$

Sin embargo, el sesgo persiste aún cuando $T \rightarrow \infty$ si ρ se acerca a uno.

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- El Estimador de Blundell-Bond
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

Arellano-Bond y Blundell-Bond

- Para estimar ρ en forma consistente, necesitamos asumir lo siguiente. Sea:

$$y_i^{t-1} = \begin{bmatrix} y_{it-1} \\ \vdots \\ y_{i1} \end{bmatrix}$$

el vector de la historia de las observaciones de y_i hasta el período $t - 1$.

- Además del supuesto típico:

$$|\rho| < 1$$

vamos a asumir (y esto es lo máximo que podemos requerir) exogeneidad secuencial:

$$\forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T} : E(u_{it} | c_i, y_i^{t-1}) = 0$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- La exogeneidad secuencial implica la ausencia de correlación serial:

$$\begin{aligned}\forall s > 0 : \\ E(u_{it}u_{it-s}) &= E[E(u_{it}u_{it-s}|c_i, y_i^{t-1})] \\ &= E[E(u_{it}(y_{it-s} - c_i + \rho y_{it-s-1})|c_i, y_i^{t-1})] \\ &= E[(y_{it-s} - c_i + \rho y_{it-s-1})E(u_{it}|c_i, y_i^{t-1})] \\ &= E[(y_{it-s} - c_i + \rho y_{it-s-1})0] \\ &= 0\end{aligned}$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- Volviendo a la condición de estacionariedad, en el contexto de series temporales, usualmente se asume que el proceso estocástico comienza arbitrariamente muy lejos en el tiempo. Esto implica que $|\rho| < 1$ asegura la estacionariedad. Sin embargo, la condición de estabilidad no asegura la estacionariedad si el proceso *comienza* en algún período finito t , por ejemplo $t = 1$. Para ver esto, escribamos el proceso en términos de esta condición inicial:

$$\begin{aligned}y_{it} &= c_i + \rho y_{it-1} + u_{it} \\&= c_i + \rho (c_i + \rho y_{it-2} + u_{it-1}) + u_{it} \\&= (1 + \rho) c_i + \rho^2 y_{it-2} + u_{it} + \rho u_{it-1} \\&\vdots \\y_{it} &= c_i \left(\sum_{s=0}^{t-2} \rho^s \right) + \rho^{t-1} y_{i1} + \sum_{s=0}^{t-2} \rho^s u_{it-s}\end{aligned}$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- Como no podemos seguir con este proceso recursivo hasta llegar a $-\infty$ para eliminar el término $\rho^{t-1}y_{i1}$, encontramos que la distribución de y_{it} depende de la distribución de la observación inicial, y_{i1} . por lo tanto, los momentos de y_{it} dependen de los momentos de y_{i1} .
- Tomemos primero la esperanza de y_{it} condicional en c_i , que es:

$$\begin{aligned} E(y_{it}|c_i) &= E[E(y_{it}|y_i^{t-1}, c_i)|c_i] = \\ E\left[E\left(c_i\left(\sum_{s=0}^{t-2}\rho^s\right) + \rho^{t-1}y_{i1} + \sum_{s=0}^{t-2}\rho^s u_{it-s}|y_i^{t-1}, c_i\right)|c_i\right] &= \\ c_i\left(\sum_{s=0}^{t-2}\rho^s\right) + \rho^{t-1}E[y_{i1}|c_i] &= \\ c_i\frac{1-\rho^{t-1}}{1-\rho} + \rho^{t-1}E[y_{i1}|c_i] \end{aligned}$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- Este momento depende de la misma esperanza pero de y_{i1} . Para un proceso AR(1) estacionario, condicional en c_i , la esperanza hubiera sido:

$$\mu_i = \frac{c_i}{1 - \rho}$$

- Para que esta esperanza sea la esperanza de nuestro proceso de panel, necesitamos asumir además de $|\rho| < 1$ que:

$$E[y_{i1}|c_i] = \mu_i = \frac{c_i}{1 - \rho}$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- Bajo este supuesto adicional, se verifica que μ_i es de hecho la esperanza de y_{it} para cada t :

$$\begin{aligned} E(y_{it}|c_i) &= c_i \frac{1 - \rho^{t-1}}{1 - \rho} + \rho^{t-1} E[y_{i1}|c_i] \\ &= c_i \frac{1 - \rho^{t-1}}{1 - \rho} + \rho^{t-1} \frac{c_i}{1 - \rho} \\ &= \frac{c_i}{1 - \rho} (1 - \rho^{t-1} + \rho^{t-1}) \\ &= \frac{c_i}{1 - \rho} = \mu_i \end{aligned}$$

- Lo mismo ocurre con las autocovarianzas del proceso de panel. Asumamos que:

$$\forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T} : E(u_{it}^2 | c_i, y_i^{t-1}) = \sigma^2$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- y que:

$$\text{var}(y_{i1}|c_i) = \frac{\sigma^2}{1 - \rho^2}$$

- Ahora, bajo los supuestos hechos hasta ahora, el modelo AR(1) de panel puede escribirse en términos de las desviaciones con respecto a su media como sigue:

$$\begin{aligned} y_{it} - \mu_i &= \rho(y_{it-1} - \mu_i) + u_{it} \\ &= \rho^{t-1}(y_{i1} - \mu_i) + \sum_{s=0}^{t-2} \rho^s u_{it-s} \\ y_{it-k} - \mu_i &= \rho(y_{it-k-1} - \mu_i) + u_{it-k} \\ &= \rho^{t-k-1}(y_{i1} - \mu_i) + \sum_{s=0}^{t-k-2} \rho^s u_{it-k-s} \end{aligned}$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- Entonces, las autocovarianzas pueden escribirse como:

$$\begin{aligned} cov(y_{it}, y_{it-k} | c_i) &= E[(y_{it} - \mu_i)(y_{it-k} - \mu_i) | c_i] \\ &= \rho^{2t-k-2} var(y_{i1} | c_i) + \rho^k \sum_{s=0}^{t-k-2} \rho^{2s} \sigma^2 \\ &= \rho^{2t-k-2} \frac{\sigma^2}{1 - \rho^2} + \rho^k \frac{1 - \rho^{2t-2k-2}}{1 - \rho^2} \sigma^2 \\ &= \frac{\sigma^2}{1 - \rho^2} (\rho^{2t-k-2} + \rho^k - \rho^{2t-k-2}) \\ &= \rho^k \frac{\sigma^2}{1 - \rho^2} = \gamma_k \end{aligned}$$

Arellano-Bond and Blundell-Bond

- Por lo tanto, para cada t tenemos:

$$\begin{aligned} \text{var}(y_{it}|c_i) &= \gamma_0 \\ &= \frac{\sigma^2}{1 - \rho^2} \\ &= \text{var}(y_{i1}|c_i) \end{aligned}$$

- Para concluir, si los momentos de la primera observación del proceso son los momentos en estado estacionario, el proceso entero es estacionario y comparte esos mismos momentos.

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- El Estimador de Blundell-Bond
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

Estimador de Arellano-Bond

- Volviendo al problema de la estimación, las transformaciones usuales para eliminar c_i generan estimadores inconsistentes en el contexto de paneles dinámicos. El problema recae en el hecho de que, bajo exogeneidad secuencial, tomar primeras diferencias (o transformar por efectos fijos) elimina c_i pero provoca que la condición de exogeneidad se viole:

$$\begin{aligned}y_{it} &= c_i + \rho y_{it-1} + u_{it} \\ \Delta y_{it} &= \rho \Delta y_{it-1} + \Delta u_{it} \\ E(\Delta y_{it-1} \Delta u_{it}) &= E(y_{it-1} u_{it} - y_{it-1} u_{it-1} - y_{it-2} u_{it} - y_{it-2} u_{it-1}) \\ &= -E(y_{it-1} u_{it-1}) \neq 0\end{aligned}$$

- Entonces, para estimar ρ en forma consistente, necesitamos instrumentos para Δy_{it-1} . Tomemos y_{it-2} en niveles como instrumento de Δy_{it-1} :

$$E(y_{it-2} \Delta u_{it}) = E(y_{it-2} u_{it} - y_{it-2} u_{it-1})$$

Estimador de Arellano-Bond

- En general,

$$E(y_i^{t-2} \Delta u_{it}) = 0_{t-2}$$

- Esto significa que el instrumento es válido. El estimador de Arellano-Bond es el estimador de GMM con matriz de instrumentos:

$$Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ \vdots \\ Z_N \end{bmatrix}$$
$$Z_i = \begin{bmatrix} y_{i1} & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & y_{i1} & y_{i2} & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & y_{iT-2} & \cdots & y_{iT-2} \end{bmatrix}$$

Estimador de Arellano-Bond

- Tomando primeras diferencias e instrumentando con valores rezagados, las primeras dos observaciones no pueden usarse en la estimación. Definamos los vectores de observaciones **usables** como:

$$\Delta y = \begin{bmatrix} \Delta y_{13} \\ \vdots \\ \Delta y_{NT} \end{bmatrix} ; \quad \Delta y_{-1} = \begin{bmatrix} \Delta y_{12} \\ \vdots \\ \Delta y_{N(T-1)} \end{bmatrix}$$

y matriz ponderadora W .

- Entonces, el estimador de Arellano-Bond de ρ es:

$$\hat{\rho}^{AB}(W) = \left[\Delta' y_{-1} (ZWZ') \Delta y_{-1} \right]^{-1} \Delta' y_{-1} (ZWZ') \Delta y$$

Estimador de Arellano-Bond

- Hay dos elecciones disponibles para W : W_1 , una matriz ponderadora de un solo paso, y W_2 , una matriz ponderadora de dos pasos que usa los residuos del estimador que usa W_1 , $\hat{u}_i^{(1)}$:

$$W_1 = \left(\sum_{i=1}^N \Delta Z_i' \Delta Z_i \right)^{-1}$$
$$W_2 = \left(\sum_{i=1}^N Z_i' \Delta \hat{u}_i^{(1)} \Delta \hat{u}_i^{(1)'} Z_i \right)^{-1}$$

Estimador de Arellano-Bond

- Cada matriz ponderadora da un estimador de Arellano-Bond diferente:

$$\hat{\rho}_1^{AB} = \left[\Delta' y_{-1} (ZW_1 Z') \quad \Delta y_{-1} \right]^{-1} \Delta' y_{-1} (ZW_1 Z') \quad \Delta y$$

$$\hat{\rho}_2^{AB} = \left[\Delta' y_{-1} (ZW_2 Z') \quad \Delta y_{-1} \right]^{-1} \Delta' y_{-1} (ZW_2 Z') \quad \Delta y$$

- La estimación de las varianzas de estos estimadores es:

$$\widehat{var}(\hat{\rho}_1^{AB}) = \hat{\sigma}^2 \left[\Delta' y_{-1} (ZW_1 Z') \quad \Delta y_{-1} \right]^{-1}$$

$$\widehat{var}(\hat{\rho}_2^{AB}) = \hat{\sigma}^2 \left[\Delta' y_{-1} (ZW_2 Z') \quad \Delta y_{-1} \right]^{-1}$$

donde $\hat{\sigma}^2$ es la estimación de la varianza de u_{it} .

Estimador de Arellano-Bond

- Una estimación consistente de σ^2 viene dada por:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{2(N(T-2) - K)} \sum_{i=1}^N \widehat{\Delta u_i}' \widehat{\Delta u_i}$$

donde K es la dimensión de $X_i \equiv y_{it-1} = 1$ y $\widehat{\Delta u_i}$ es la estimación de los errores del modelo transformado. Note que el número de observaciones en la ecuación estimada es $N(T-2)$ porque perdemos las primeras dos observaciones debido a la variable dependiente rezagada y a la transformación de diferencias finitas.

- $$\widehat{\Delta u_i} = \Delta y_i - \Delta y_{it-1} \hat{\rho}_1^{AB}$$

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- **El Estimador de Blundell-Bond**
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

Estimador de Blundell-Bond

- Un buen estimador de variables instrumentales es aquel en el que el instrumento y la variable instrumentada están altamente correlacionadas. Esta correlación, en el caso del estimador de Arellano-Bond, está dada por:

$$\begin{aligned} E(y_{it-2}\Delta y_{it-1}) &= E[y_{it-2}(c_i + (\rho - 1)y_{it-2} + u_{it})] \\ &= E[y_{it-2}c_i] + (\rho - 1)E[y_{it-2}^2] \end{aligned}$$

- Como asumiremos más adelante, $E[y_{it-2}c_i] = 0$. Entonces,

$$E(y_{it-2}\Delta y_{it-1}) = (\rho - 1)E[y_{it-2}^2]$$

- Cuando el proceso de panel es un modelo de panel con raíz unitaria, esto es, cuando $\rho = 1$, esta correlación alcanza su menor valor (en valor absoluto). Lo que sucede es que, bajo $\rho = 1$, el proceso es un paseo aleatorio (random walk) de panel y sus incrementos, Δy_{it} son ruido blanco.

Estimador de Blundell-Bond

- Entonces, cuando ρ se aproxima a uno, los instrumentos utilizados por Arellano-Bond se vuelven instrumentos débiles.
- Por lo tanto, Blundell-Bond proponen agregar nuevos instrumentos.
- Para esto, note que los valores rezagados de la diferencia Δy_{it} son ortogonales a los niveles de u_{it} :

$$\forall i \in \mathcal{N}, \forall s > 0 : E(\Delta y_{it-s} u_{it}) = 0$$

- Entonces, podemos estimar el siguiente modelo:

$$\begin{cases} \Delta y_{it} = \rho \Delta y_{it-1} + \Delta u_{it} \\ y_{it} = \rho y_{it-1} + v_{it} \end{cases}$$

$$\text{con } v_{it} = c_i + u_{it}.$$

Estimador de Blundell-Bond

- Usando los instrumentos de Arellano-Bond para la ecuación en diferencias y las diferencias rezagadas como instrumento para la ecuación en niveles.
- Para obtener estimadores consistentes, el nuevo conjunto de instrumentos no tiene que estar correlacionado con el nuevo término de error, v_{it} . Esto está asegurado por el supuesto:

$$\forall i \in \mathcal{N}, \forall s > 0 : E(\Delta y_{it-s} c_i) = 0$$

- Note que esto implica la condición, ya establecida, que:

$$E[y_{it-2} c_i] = 0$$

- Para obtener una única expresión para el modelo y el estimador, note que $\Delta u_{it} = \Delta v_{it}$.

Estimador de Blundell-Bond

- Además, definamos D como la matriz $(T - 2) \times (T - 1)$ que representa la operación de tomar primeras diferencias. También, definamos Z^+ como la matriz de instrumentos aumentada:

$$Z_i^+ = \begin{bmatrix} Z_i & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Delta y_{i2} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \Delta y_{i3} & 0 & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \Delta y_{i(T-1)} \end{bmatrix}$$
$$Z^+ = \begin{bmatrix} Z_1^+ \\ \vdots \\ Z_N^+ \end{bmatrix}$$

Estimador de Blundell-Bond

- y H como la matriz, en bloques, de transformación:

$$H = \begin{bmatrix} D \\ I_{T-1} \end{bmatrix}$$

- El modelo en

$$\begin{cases} \Delta y_{it} = \rho \Delta y_{it-1} + \Delta u_{it} \\ y_{it} = \rho y_{it-1} + v_{it} \end{cases}$$

- puede ser escrito como:

$$(I_N \otimes H) y = \rho (I_N \otimes H) y_{-1} + (I_N \otimes H) v$$

Estimador de Blundell-Bond

- con:

$$\begin{aligned} y_i &= \begin{bmatrix} y_{i2} \\ \vdots \\ y_{iT} \end{bmatrix} ; y_{i-1} = \begin{bmatrix} y_{i1} \\ \vdots \\ y_{i(T-1)} \end{bmatrix} ; v_i = \begin{bmatrix} v_{i2} \\ \vdots \\ v_{iT} \end{bmatrix} \\ y &= \begin{bmatrix} y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} ; y_{-1} = \begin{bmatrix} y_{11} \\ \vdots \\ y_{N(T-1)} \end{bmatrix} ; v = \begin{bmatrix} v_2 \\ \vdots \\ v_N \end{bmatrix} \end{aligned}$$

- Entonces, queremos estimar ρ por GMM con la matriz de instrumentos aumentada. Nuevamente, necesitamos la condición de ortogonalidad:

$$E \left[Z^{+'} (I_N \otimes H) v \right] = 0_{2N(T-2)}$$

Estimador de Blundell-Bond

- El estimador de **Blundell-Bond** es el siguiente estimador de dos pasos.
- En el primer paso calculamos el siguiente estimador de GMM:

$$\begin{aligned}\hat{\rho}^{(1)} &= \left\{ \left[y'_{-1} \left(I_N \otimes H' \right) Z^+ \right]^{-1} W^{(1)} \left[Z^{+'} \left(I_N \otimes H \right) y_{-1} \right] \right\}^{-1} \\ &\times \left\{ \left[y'_{-1} \left(I_N \otimes H' \right) Z^+ \right]^{-1} W^{(1)} \left[Z^{+'} \left(I_N \otimes H \right) y \right] \right\}\end{aligned}$$

- con:

$$W^{(1)} = \left[\sum_{i=1}^N Z_i^{+'} H H' Z_i^+ \right]^{-1}$$

Estimador de Blundell-Bond

- Este estimador $\hat{\rho}^{(1)}$ se conoce como el estimador de Blundell-Bond de un paso.
- La varianza del estimador de Blundell-Bond de un paso es:

$$\widehat{var} \left(\hat{\rho}^{(1)} \right) = \hat{\sigma}^2 \left\{ \left[y_{-1}' \left(I_N \otimes H' \right) Z^+ \right]^{-1} W^{(1)} \left[Z^{+'} \left(I_N \otimes H \right) y_{-1} \right] \right\}^{-1}$$

- Una estimación consistente de σ^2 viene dada por:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{2(N(T-2) - K)} \sum_{i=1}^N \widehat{\Delta u_i}' \widehat{\Delta u_i}$$

- Con

$$\widehat{\Delta u_i} = \Delta y_i - \Delta y_{it-1} \hat{\rho}^{(1)}$$

Estimador de Blundell-Bond

- Tome los residuos de este primer paso, $\widehat{v}_i^{(1)}$. El estimador propuesto por Blundell-Bond es el estimador de GMM con una matriz ponderadora óptima que puede obtenerse en el segundo paso:

$$\widehat{\rho}^{BB} = \left\{ \left[y_{-1}' (I_N \otimes H') Z^+ \right]^{-1} W_{BB} \left[Z^{+'} (I_N \otimes H) y_{-1} \right] \right\}^{-1} \\ \times \left\{ \left[y_{-1}' (I_N \otimes H') Z^+ \right]^{-1} W_{BB} \left[Z^{+'} (I_N \otimes H) y \right] \right\}$$

- con:

$$W_{BB} = \left[\sum_{i=1}^N Z_i^{+'} H \widehat{v}_i \widehat{v}_i' H' Z_i^+ \right]^{-1}$$

Estimador de Blundell-Bond

- La varianza del estimador de Blundell-Bond es:

$$\widehat{var}(\widehat{\rho}^{BB}) = \hat{\sigma}^2 \left\{ \left[y_{-1}' (I_N \otimes H') Z^+ \right]^{-1} W_{BB} \left[Z^{+'} (I_N \otimes H) y_{-1} \right] \right\}^{-1}$$

- Una estimación consistente de σ^2 viene dada por:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{2(N(T-2) - K)} \sum_{i=1}^N \widehat{\Delta u}_i' \widehat{\Delta u}_i$$

donde K es la dimensión de $X_i \equiv y_{it-1} = 1$ y $\widehat{\Delta u}_i$ es la estimación de los errores del modelo transformado. Note que el número de observaciones en la ecuación estimada es $N(T-2)$ porque perdemos las primeras dos observaciones debido a la variable dependiente rezagada y a la transformación de diferencias finitas.

$$\widehat{\Delta u}_i = \Delta y_i - \Delta y_{it-1} \widehat{\rho}^{BB}$$

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- El Estimador de Blundell-Bond
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

AB y BB con Regresores Exógenos

- Los estimadores de Arellano-Bond y de Blundell-Bond pueden extenderse en forma directa a modelos que incluyan regresores **estrictamente exógenos**, agrupados en el vector k -dimensional x_{it} . tales modelos se denominan **AR(1)-X modelos de efectos no observados**:

$$y_{it} = c_i + \rho y_{it-1} + \gamma' x_{it} + u_{it}$$

where:

$$\forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T} : E(u_{it} | c_i, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iT}) = 0$$

- La extensión es directa ya que los regresores estrictamente exógenos, x_{it} pueden ser usados como sus propios instrumentos. Por lo tanto, aumentando adecuadamente las matrices Z, Z^+ , las mismas fórmulas de arriba pueden ser usadas para estimar consistentemente ρ y γ .

AB y BB con Regresores Exógenos

- Si los regresores x_{it} son secuencialmente exógenos, esto es $E(x_{it} u_{is}) = 0, \forall t \neq s$, entonces solo $(x_{i1}, \dots, x_{is-1})$ son instrumentos válidos para la ecuación en primeras diferencias del período s .
- Entonces, el estimador de Arellano-Bond utiliza como matriz de instrumentos:

$$Z_i = \begin{bmatrix} y_{i1} & x_{i2} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & y_{i1} & y_{i2} & x_{i2} & x_{i3} & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & y_{iT-2} & x_{i2} & \dots & x_{iT-1} \end{bmatrix}$$

- En la ecuación $\Delta y_{it} = \Delta x_{it}^\dagger \delta + \Delta u_{it}, t = 3, 4, \dots, T$. Con $x_{it}^\dagger = [y_{it-1} \ x_{it}]$.

AB y BB con Regresores Exógenos

- Claramente, las x_{it} pueden tener elementos estrictamente exógenos o secuencialmente exógenos en cuyo caso la matriz de instrumentos se puede definir de forma apropiada.
- Sin embargo, el número de columnas de Z_i en cualquiera de los casos anteriores puede llegar a ser muy grande produciéndose una pérdida de eficiencia.
- Para corregir esto, en general, los programas que resuelven estos modelos utilizan solo algunas de esas columnas.

AB y BB con Regresores Exógenos: ejemplo

- Considere el siguiente modelo,

$$y_{it} = \rho y_{it-1} + x_{it}\beta + c_i + u_{it}, \quad T = 5.$$

- Donde x_{it} es 1×1 , y es una variable estrictamente exógena.
- Primero aplicamos diferencias finitas.

$$\Delta y_{it} = \rho \Delta y_{it-1} + \Delta x_{it}\beta + \Delta u_{it},$$

- Ahora instrumentemos la ecuación utilizando solo dos rezagos. Entonces Z_i queda,

$$Z_i = \begin{bmatrix} y_{i1} & 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta x_{i3} \\ 0 & y_{i1} & y_{i2} & 0 & 0 & \Delta x_{i4} \\ 0 & 0 & 0 & y_{i2} & y_{i3} & \Delta x_{i5} \end{bmatrix}$$

- En este caso como las x 's son estrictamente exógenas utilizamos la propia variable como instrumento de si misma.

AB y BB con Regresores Exógenos: ejemplo

- Note que debido al rezago de la variable dependiente se pierde una observación y debido a las diferencias finitas se pierde otra observación de forma que $t = 3, 4, 5$.
- Escribiendo el modelo *stacking* sobre t , tenemos:

$$Dy_i = Dy_i^{(-1)}\rho + DX_i\beta + Du_i$$

- Reagrupando:

$$Dy_i = [Dy_i^{(-1)} | DX_i](\rho \ \beta)' + Du_i$$

- Llamando $V_i = D[y_i^{(-1)} | X_i]$, obtenemos

$$\begin{pmatrix} \hat{\rho} \\ \hat{\beta} \end{pmatrix} = \left[\left(\sum_{i=1}^N V_i' DZ_i \right) W \left(\sum_{i=1}^N Z_i' D V_i \right) \right]^{-1} \\ \times \left(\sum_{i=1}^N V_i' DZ_i \right) W \left(\sum_{i=1}^N Z_i' D y_i \right)$$

AB y BB con Regresores Exógenos: ejemplo

- Igual que antes, el estimador de un paso, usa

$$W = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (DZ_i)' DZ_i \right)^{-1}$$

- Si queremos estimar usando el estimador de Blundell-Bond, entonces hay que agregar a las ecuaciones en primeras diferencias, las ecuaciones en niveles,

$$\begin{aligned} Dy_i &= Dy_i^{(-1)}\rho + DX_i\beta + Du_i \\ y_i &= y_i^{(-1)}\rho + X_i\beta + c_iJ_T + u_i \end{aligned}$$

- Y estimar usando la matriz de instrumentos,

$$Z_i^+ = \begin{bmatrix} Z_i & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta y_{i2} & 0 & 0 & x_{i3} & 1 \\ 0 & 0 & \Delta y_{i3} & 0 & x_{i4} & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \Delta y_{i4} & x_{i5} & 1 \end{bmatrix}$$

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- El Estimador de Blundell-Bond
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

Contrastes de Validez de los Instrumentos

- Como ambos estimadores, el de Arellano-Bond y el de Blundell-Bond son estimadores de GMM, es usual contrastar por la validez de sus instrumentos. Para el contexto de datos de panel hay dos contrastes disponibles.
- El primer test es el test- J de Sargan típico. Este es el test estándar de validez de los instrumentos. Tome una matriz de instrumentos J y los errores en primeras diferencias, Δu_i . Las hipótesis son:

$$\begin{cases} H_0 : E(J_i \Delta u_i) = 0_{T-2} \\ H_1 : E(J_i \Delta u_i) \neq 0_{T-2} \end{cases}$$

- El estadístico de contraste, $s(J)$, es:

$$s(J) = \left(\sum_{i=1}^N \Delta \hat{u}_i^{(J)'} J_i \right) \left(\sum_{i=1}^N J_i' \Delta \hat{u}_i^{(J)} \Delta \hat{u}_i^{(J)'} J_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N J_i' \Delta \hat{u}_i^{(J)} \right)$$

Contrastes de Validez de los Instrumentos

- Se puede mostrar que, para $J = Z$, $J = Z^+$:

$$s^{AB} = s(Z) \xrightarrow{\mathcal{D}} \chi^2_{\text{col}(Z)-k}$$

$$s^{BB} = s(Z^+) \xrightarrow{\mathcal{D}} \chi^2_{\text{col}(Z^+)-k}$$

with $\text{col}(Z^+) = T - 2 + \text{col}(Z)$.

- Rechazar la hipótesis nula en el test- J significa que los instrumentos no son válidos. Esto implica que el DGP no es el modelo AR(1) de efectos no observables ya que para este modelo los instrumentos de Arellano-Bond y Blundell-Bond son válidos. Entonces, el test- J puede ser pensado como un test de **especificación del modelo**.

Contrastes de Validez de los Instrumentos

- El segundo test es el test-M. A diferencia del test anterior, este contraste es un test de especificación **directamente**.
- Tome el modelo en primeras diferencias. Si los errores en niveles son ruido blanco, los errores en primeras diferencias tendrán una estructura de autocovarianzas determinada.
- Más precisamente, la autocovarianza de primer orden de los errores en primeras diferencias es negativa y la autocovarianza de segundo orden es cero:

$$\begin{aligned}\gamma_{\Delta u}(1) &= E(\Delta u_{it} \Delta u_{it-1}) \\ &= E[(u_{it} - u_{it-1})(u_{it-1} - u_{it-2})] \\ &= E[u_{it}u_{it-1} - u_{it-1}u_{it-1} - u_{it}u_{it-2} + u_{it-1}u_{it-2}] \\ &= -\gamma_u(0) < 0 \\ \gamma_{\Delta u}(2) &= E(\Delta u_{it} \Delta u_{it-2}) \\ &= E[(u_{it} - u_{it-1})(u_{it-2} - u_{it-3})] \\ &= 0\end{aligned}$$

Contrastes de Validez de los Instrumentos

- Entonces, tenemos los siguientes dos conjuntos de hipótesis:

$$(1) \begin{cases} H_0^{(1)} : \gamma_{\Delta u}(1) = 0 \\ H_1^{(1)} : \gamma_{\Delta u}(1) < 0 \end{cases}$$

$$(2) \begin{cases} H_0^{(2)} : \gamma_{\Delta u}(2) = 0 \\ H_1^{(2)} : \gamma_{\Delta u}(2) \neq 0 \end{cases}$$

y debemos rechazar $H_0^{(1)}$ y aceptar $H_0^{(2)}$. Los estadísticos de contraste, m_1 y m_2 , son asintóticamente normales bajo cada hipótesis nula (y son provistos por Stata después de la estimación):

$$m_1 \xrightarrow{\mathcal{D}H_0^{(1)}} \mathcal{N}(0, 1)$$

$$m_2 \xrightarrow{\mathcal{D}H_0^{(2)}} \mathcal{N}(0, 1)$$

1 Modelos Dinámicos

- Introducción a Modelos de Datos de Panel Dinámicos
- El Modelo AR(1) de Efectos No Observados y el sesgo de Nickell
- Estimación de ρ Consistente: Arellano-Bond y Blundell-Bond
- El Estimador de Arellano-Bond
- El Estimador de Blundell-Bond
- Extensión: Regresores Exógenos
- Contrastes de Validez de los Instrumentos
- Datos con Persistencia

Estimación LSDV Corregida (Kiviet)

- Considere el siguiente modelo de componentes no observados,

$$y_{it} = \gamma y_{it-1} + x_{it}\beta + c_i + u_{it}, \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

con,

- ▶ $c_i \sim N(0, \sigma_c^2)$, $\sigma_c^2 > 0$; $u_{it} \sim N(0, \sigma_u^2)$, $\sigma_u^2 > 0$
- ▶ (i) $E(u_{it}u_{js}) = 0 \quad j \neq i \text{ o } t \neq s$; (ii) $E(c_i c_j) = 0 \quad j \neq i$
- ▶ (iii) $E(c_i u_{jt}) = 0 \quad \forall j, i, t$; (iv) $E(x'_{it} u_{js}) = 0 \quad \forall j, i, t, s$
- ▶ (v) $E(x'_{jt} c_i) = \text{desconocida} \quad \forall j, i, t$
- ▶ y_{i0} es una variable aleatoria con (vi) $E(y_{i0} u_{jt}) = 0 \quad \forall j, i, t$; (vii) $E(y_{i0} c_j) = \text{desconocida} \quad \forall j, i$.
- ▶ (viii) $E(w_{it} u_{jt}) = 0, \quad \forall j, i, t$, donde $w_{it} = y_{it} - \frac{1}{1-\gamma} c_i$.
- Kiviet muestra que el sesgo del estimador de FE puede aproximarse con un error de tamaño $O_p(N^{-1} T^{-3/2})$.
- Asuma que los supuestos (i) a (viii) y $|\gamma| < 1$ se cumplen. Entonces,

Estimación LSDV Corregida (Kiviet)

- Teorema 1 (Kiviet, 1995 pp 64)

$$\begin{aligned} E(\hat{\delta}_{FE} - \delta) &= -\sigma_u^2 \bar{D}^{-1} \left(\frac{N}{T} (J_T' C J_T) [2q - \bar{W}' Q_{NT} \bar{W} \bar{D}^{-1} q] \right. \\ &\quad + \text{tr}\{\bar{W}' (I_N \otimes Q_T C Q_T) \bar{W} \bar{D}^{-1}\} q \\ &\quad + \bar{W}' (I_N \otimes Q_T C Q_T) \bar{W} \bar{D}^{-1} q + \sigma_u^2 N q' \bar{W}' \bar{D}^{-1} q \\ &\quad \times \left[\frac{N}{T} (J_T' C J_T) \text{tr}\{C' Q_T C\} + 2 \text{tr}\{C' Q_T C Q_T C\} \right] \Bigg) \\ &\quad + O_p(N^{-1} T^{-3/2}) \\ &= \text{Sesgo}_{\text{Kiviet}} + O_p(N^{-1} T^{-3/2}) \end{aligned}$$

donde $\bar{D} = \bar{W}' Q_{NT} \bar{W} + \sigma_u^2 N \text{tr}\{C' Q_T C\} q q'$; $Q_{NT} \bar{W} = E(Q_{NT} W)$;
 $q = (1 \ 0 \ \dots \ 0)'$; $\delta' = (\gamma \ \beta')$ y,

Estimación LSDV Corregida (Kiviet)

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \gamma & 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \gamma^2 & \gamma & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \gamma^{T-2} & \dots & \dots & \dots & \gamma & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

- El único parámetro desconocido en C es γ .
- Kiviet sugiere reemplazarlo con la estimación de IV de Anderson-Hsiao.
- Para el modelo $AR(1)$ Anderson y Hsiao (1982) aplican diferencias finitas para eliminar c_i .
- $\Delta y_{it} = \rho \Delta y_{it-1} + \Delta u_{it}, \quad t > 2.$

Estimación LSDV Corregida (Kiviet)

- Luego, usan POLS IV con instrumentos dados por y_{it-2} o Δy_{it-2} .
- Note que en el período t , todos los elementos de $(y_{it-2}, y_{it-3}, \dots, y_{i0})$ son instrumentos válidos porque Δu_{it} , no está correlacionada con y_{it-h} , $h \geq 2$.
- Como el estimador de Anderson y Hsiao no usa todos los instrumentos disponibles no es completamente eficiente.
- El estimador propuesto por Kiviet es entonces:
 1. Estimar el modelo por el método de LSDV y obtener la estimación no consistente de δ , $\hat{\delta}_{FE}$.
 2. Calcular la estimación consistente como: $\hat{\delta}_{LSDVC} = \hat{\delta}_{FE} - \text{Sesgo}_{\text{Kiviet}}$.

Estimación LSDV Corregida (Kiviet)

- Para estimar la matriz de varianzas y covarianzas de los coeficientes de Kiviet siga los siguientes pasos:

1. Calcular $\hat{u}_i^{LSDVC} = \ddot{y}_i - \ddot{Z}_i \hat{\delta}_{LSDVC}$ donde \ddot{Z}_i incluye \ddot{y}_{it-1} y $\ddot{x}_{i,t}$.
2. Estime

$$\hat{\sigma}_u^2 = \frac{1}{NT - N - T - K + 1} \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^{LSDVC'} \hat{u}_i^{LSDVC}$$

3. $Var(\hat{\delta}_{LSDVC}) = \hat{\sigma}_u^2 \left(\sum_{i=1}^N \ddot{Z}_i' \ddot{Z}_i \right)^{-1}$