PUBLICACIONES DE 4er CURSO

Grado: Economía

Asignatura: ECONOMETRÍA III

Tema 2: Estimación
Apartado 2.4: Modelos Dinámicos

Grupos:

Profesores: Antonio Aznar y M. Teresa Aparicio

Departamento de ANÁLISIS ECONÓMICO

Curso Académico 2014/15

Facultad de
Economía y Empresa
Universidad Zaragoza

MODELOS DINÁMICOS

Los modelos, normalmente, tratan de dar cuenta del comportamiento seguido por los agentes económicos. Este comportamiento es el resultado de un proceso decisional que requiere tiempo. Recogida de información, procesamiento de esa información, toma de la decisión y ejecución de la misma. La inversión es un buen ejemplo en este sentido. Para dar cuenta de las diferentes etapas de ese proceso, se han propuesto modelos en los que aparecen variables con retardos o variables retardadas. Un primer ejemplo de estos modelos es el siguiente

$$y_t = \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + ...\beta_k x_{t-k} + u_t \qquad (2.4.1)$$

En principio, suponemos que la perturbación aleatoria, u_t, cumple los supuestos habituales. Los estimadores MCO o los Máximo-verosímiles (MV) pueden proporcionar estimaciones adecuadas. Pero estos modelos presentan problemas específicos que pueden afectar las propiedades de esos estimadores. Primero, el número de retardos, k, hay que determinarlo empíricamente porque la Teoría Económica no da cuenta del mismo. Si el número de retardos es grande entonces aparecen nuevos problemas porque el número de grados de libertad es reducido y la multicolinealidad entre los retardos de una variable suele ser grande. Por esta razón, se ha propuesto utilizar información a priori que permita una estimación más precisa.

Una de las propuestas más temprana y seguida en la literatura ha sido la de **Almon.** Este autor sugiere que los coeficientes de los retardos son una función polinomial del retardo. Por ejemplo, si consideramos un polinomio de segundo grado podemos escribir

$$\beta_s = a_0 + a_1 s + a_2 s^2$$

Sustituyendo en (2.4.1) se obtiene

$$y_t = a_0 x_t + (a_0 + a_1 + a_2) x_{t-1} + ... + (a_0 + a_1 k + a_2 k^2) x_{t-k} + u_t \qquad (2.4.2)$$

Agrupando términos, (2.4.2) puede escribirse como

$$y_t = a_0(x_t + x_{t-1} + x_{t-2} + ... + x_{t-k}) + a_1(x_{t-1} + 2x_{t-2} + ... + kx_{t-k}) +$$
$$a_2(x_{t-1} + 4x_{t-2} + ... + k^2 x_{t-k}) + u_t$$
(2.4.3)

O, en forma compacta

$$y_t = a_0 x_{0t} + a_1 x_{1t} + a_2 x_{2t} + u_t \qquad (2.4.3)$$

El número de parámetros se ha reducido de k a tres por lo que el número de grados de libertad aumenta y la multicolinealidad se reduce. Pero la pregunta relevante es ¿Es aceptable la información a priori incorporada? La respuesta tiene que ser empírica.

Otra de las propuestas más estudiadas en la literatura es la de **Koyck.** Este autor supone que el número de retardos es infinito y escribe el modelo como

$$y_t = \beta(w_0 + w_1 L + w_2 L^2 + ...)x_t + u_t \qquad (2.4.4)$$

En donde L es el operador de retardos $Lx_t = x_{t-1}$. Para los w, Koyck propone una función geométrica decreciente del tipo

$$w_i = (1-\lambda)\lambda^i \qquad 0 < \lambda < 1$$

Entonces se tiene

$$w_0 + w_1 L + w_2 L^2 + ... = (1-\lambda)\left[1 + \lambda L + \lambda^2 L^2 + ...\right] = \frac{1-\lambda}{1-\lambda L}$$

(2.4.4) puede escribirse como

$$y_t = \frac{\beta(1-\lambda)}{1-\lambda L} x_t + u_t$$

o, equivalentemente,

$$y_t = \lambda y_{t-1} + \beta(1-\lambda) x_t + (u_t - \lambda u_{t-1}) \qquad (2.4.5)$$

El número de parámetros se ha reducido de k a 2 Pero hay que confirmar si la información a priori es aceptable y tener en cuenta que hemos llegado a un modelo con una perturbación aleatoria con autocorrelación.

Métodos de Estimación

Si se utiliza el modelo de partida escrito en (2.4.1), los

problema es de mala información por la multicolinealidad. Las estimaciones serán poco precisas. Puede pensarse en incorporar información a priori tipo Almon o tipo Koyck pero hay que justificar esta información a posteriori y, en algunos casos, aparecen nuevos problemas como el de la autocorrelación.
Con carácter general, consideramos el siguiente modelo

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 x_t + v_t \qquad (2.4.6)$$

Para la perturbación suponemos dos hipótesis alternativas
Hipótesis 1. Las v son NID $\left(0, \sigma_V^2\right)$

Hipótesis 2. Las v tienen autocorrelación. Esta autocorrelación puede tomar diferentes formas. Por ejemplo,

$$v_t = u_t - \lambda u_{t-1} \qquad u's \;\; son \quad N\left(0, \sigma_u^2\right)$$

$$v_t = \rho v_{t-1} + u_t$$

Hipótesis 1. En este caso los estimadores son consistentes pero dejan de ser insesgados. Este resultado se debe a que la perturbación aleatoria mantiene una correlación retardada con el regresor. Esta correlación es diferente a la correlación contemporánea estudiada en el apartado anterior. Por eso, todavía el estimador MCO mantiene la consistencia.
Hipótesis 2. Si la perturbación tiene autocorrelación, entonces el estimador MCO deja de ser consistente y hay que pensar en estimadores de variable instrumental como los comentados en el Tema 3.