UNIVERSIDAD NACIONAL DE SALTA
Facultad de Ciencias Económicas,
Jurídicas y Sociales
Instituto de Investigaciones Económicas

Reunión de Discusión Nº 171

Fecha: 11/06/2003

Hs.: 16

UNA NOTA SOBRE ECONOMETRÍA ESPACIAL(*)

Eusebio Cleto del Rey
CONICET – UNSa

1. Introducción

Con motivo de la Reunión de Discusión (R. D.) Nº 157 (DEL REY, 2001) en la que se consideró el trabajo "La Contribución de Mejoras: Un Ejercicio Empírico", la Prof. Ana María Cerro (Universidad Nacional de Tucumán) nos sugirió realizar tests de correlación espacial y de heterocedasticidad y, en caso de estar presente alguno de estos fenómenos, emplear los métodos de estimación pertinentes. Ello nos llevó a estudiar Econometría Espacial. Habiendo avanzado algo en este sentido, decidimos escribir este trabajo, cuyas finalidades son: a) Obligar al autor a ordenar sus ideas, para ponerlas por escrito; b) Recibir críticas y sugerencias, especialmente de aquellos que hayan trabajado en el tema; c) Poner en contacto con el tema a los integrantes del equipo de investigación del Proyecto Nº 1137, y a los otros participantes en esta R. D. que no tengan conocimientos respecto a él.

Cuando nuestras observaciones se realizan sobre unidades ubicadas en el espacio, que entre ellas se interinfluencian en lo relativo al fenómeno de nuestro interés, las técnicas de la llamada "Econometría tradicional" pueden conducir a estimadores que no tienen las características deseables (ausencia de sesgo, eficiencia, etc.). En tal caso deben aplicarse los métodos de la Econometría Espacial. Ejemplos de tal tipo de observaciones son las realizadas sobre los municipios de una provincia o las provincias de un país, en cuanto a algún aspecto de su actividad económica, de su población, etc.. En nuestro caso, estudiamos los precios de terrenos localizados en diferentes puntos del Departamento Capital de la Provincia de Salta (DEL REY, 2001 y DEL REY, 2002).

Este trabajo está organizado como sigue: En la Sec. 2 presentamos el concepto de vecindad, y la matriz de ponderaciones relacionada con ese concepto; el problema de la dependencia espacial se considera en la Sec. 3, en tanto que la Sec. 4 está dedicada a la heterogeneidad espacial; en la Sec. 5 consideramos los tests con los que se pueden detectar los fenómenos presentados en la dos secciones anteriores, y en la Sec. 6 hacemos, a manera de conclusiones, algunas consideraciones respecto a la aplicación de todo lo anterior a la estimación de nuestras funciones hedónicas (DEL REY, 2001 y DEL REY, 2002).

2. Vecindad

Cuando las observaciones que conforman una muestra se encuentran ubicadas en un espacio geográfico, pueden ser entre ellas "vecinas" o no

---

(*) Este trabajo surgió del Proyecto de Investigación Nº 1137 del Consejo de Investigación de la Universidad Nacional de Salta (UNSa), titulado: "La Contribución de Mejoras y Otros Tributos Locales".

serlo. Se dice que son vecinas cuando existe interinfluencia entre ellas, en relación al fenómeno bajo estudio.

Para manejar la información referida a la vecindad de las observaciones se emplea la matriz de “contactos”, “ponderaciones” o “pesos”, que se simboliza usualmente por W. Esta matriz es de orden n x n, donde n es el tamaño de la muestra, y contiene la relación existente entre cada par de observaciones. Se supone que una observación no es vecina de sí misma, por lo que todos los elementos de la diagonal principal son iguales a 0. Para obtener el resto de los elementos se emplean diferentes criterios, como ser el de la contigüidad y el de la distancia.

El criterio de contigüidad establece que dos observaciones son vecinas si tienen entre ellas puntos en común. Para aplicar este criterio existen varias reglas particulares, que no nos interesan, por lo que sólo damos el siguiente ejemplo: Si trabajamos con provincias argentinas como unidades de observación, podemos decir que Tucumán es vecina de Salta, pues tienen puntos en común (los que corresponden al límite entre ambas), pero Córdoba no es vecina de Salta, pues no los tiene. Al elemento de la matriz W que corresponde a Salta-Tucumán le asignamos el valor 1, en tanto que al que corresponde a Salta-Córdoba le asignamos 0. En general, si las observaciones son vecinas será $w_{ij} = 1$, si no lo son será $w_{ij} = 0$, y siempre es $w_{ii} = 0$ (por lo dicho en el párrafo anterior), siendo w_{ij} un elemento de la matriz W.

El criterio de la distancia establece distintos grados de vecindad en función de la distancia existente entre las observaciones. Cuanto menor sea la distancia entre un par de observaciones, tanto mayor será su vecindad. Se suele emplear “. . . la inversa del cuadrado de la distancia, de forma que $w_{ij} = \frac{1}{d_{ij}^2}$, donde d_{ij} es la distancia entre los centros geográficos de cada par de economías.” (LÓPEZ-BAZO *et al.*, 1999). De esto resulta que todas las observaciones son vecinas, pero en distinto grado, según las distancias que las separan.

W, la matriz de ponderaciones, suele ser normalizada en sus filas, del siguiente modo: $\omega_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_j w_{ij}}$. "De esta forma es posible definir Wx como el retardo espacial de una variable x, es decir, como la suma (ponderada) del valor de x en las economías *vecinas*." (LÓPEZ-BAZO *et al.*, 1999).

3. Dependencia Espacial

Cuando el valor que toma una variable en una unidad de observación es influido por los valores de esa misma variable en unidades vecinas, decimos que hay dependencia espacial. También se la suele llamar autocorrelación espacial. Es el mismo concepto que se usa en el análisis de series de tiempo, cuando hablamos de autocorrelación (en este caso "temporal"). Existe, sin embargo, una gran diferencia entre los dos tipos de autocorrelación: La autocorrelación temporal es unidireccional, pues cada observación sólo puede ser influida por una observación anterior, en tanto que la espacial es multidireccional, pues pueden haber varias observaciones vecinas que influyan en la considerada.

La autocorrelación espacial puede ser positiva o negativa. Si a valores mayores de la variable pertinente en la observación j le corresponden valores mayores de ella en la observación considerada, i, y a valores menores de la variable pertinente en la observación j le corresponden valores menores de ella en la observación considerada, i, se dice que la autocorrelación es positiva. Si a valores mayores de la variable pertinente en la observación j le corresponden valores menores de ella en la observación considerada, i, y a valores menores de la variable pertinente en la observación j le corresponden valores mayores de ella en la observación considerada, i, se dice que la autocorrelación es negativa.

Este fenómeno puede presentarse en alguna de las variables observadas (siendo más importante si se trata de la variable dependiente) o en los errores de una regresión.

En cuanto a los efectos de la autocorrelación espacial, nos dice ALAÑÓN PARDO (1999): “Si se trabaja con un modelo econométrico en el que existe autocorrelación espacial, y ésta no se elimina o modeliza correctamente entonces ni el ajuste, ni la inferencia, ni muchos contrastes de hipótesis serán fiables. Dependiendo de la naturaleza de dicha autocorrelación las estimaciones del modelo podrán ser sesgadas, inconsistentes o ineficientes.”

4. Heterogeneidad Espacial

LESAGE (1998), pág. 6 y 7, caracteriza a la heterogeneidad espacial como aquella situación en que la relación (entre variables) estudiada varía en el espacio, esto es, difiere de un punto observado a otro. Así, en el caso por nosotros estudiado, la función hedónica cambia de uno a otro terreno observado, si está presente este fenómeno. A esto lo formaliza (LESAGE, 1998) de la siguiente manera:

$$y_i = X_i\beta_i + \varepsilon_i \qquad (1)$$

Donde: y_i es el valor que toma la variable dependiente en la observación i; X_i es el vector (1xk) de los valores que en esa observación toman las variables independientes; β_i es el vector columna (kx1) de los valores de los coeficientes de regresión correspondientes a esa observación; ε_i es el término de error; i es el número de la de la observación o localización considerada, i = 1, 2, ... n, siendo n el tamaño de la muestra; k es el número de variables independientes.

El vector de los parámetros β_i varía de una a otra observación, por lo cual tendríamos que estimar n de esos vectores, lo que nos dejaría sin grados de libertad. En otras palabras, la información sería siempre insuficiente, pues a medida que crece el tamaño de la muestra crece también el número de parámetros. Es preciso, por lo tanto, especificar la variación de la relación en el espacio, de modo que se reduzca el número de parámetros a unos pocos y sea así posible estimarlos. Una forma de hacerlo es establecer restricciones al modo en que puede variar la relación. Por ejemplo, suponer que los parámetros son homogéneos dentro de las áreas urbana y rural, pero que varían entre esas áreas.

En lo que va a continuación seguiremos a ANSELIN (1990, pág. 143 y 144), para ver los efectos que la heterogeneidad espacial produce. Trabajaremos con el método de expansión espacial desarrollado por Casetti (citado por ANSELIN, 1990). Este método es un caso especial de regresión con coeficientes que varían.

Sea la siguiente regresión simple la que queremos estimar

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \qquad (2)$$

Donde: y es la variable dependiente; x es la variable independiente; β_0 y β_1 son los coeficientes de regresión y ε es el término de error, con valor esperado nulo y varianza σ_ε^2.

Pero β_1 es inestable, en el sentido de que no es constante a través de las observaciones, ya que varía del siguiente modo:

$$\beta_1 = \gamma_0 + \gamma_1 z_1 + \gamma_2 z_2 \qquad (3)$$

Donde: γ_0, γ_1 y γ_2 son constantes; z_1 y z_2 son las variables de expansión, cuyo número debe ser finito. A β_1 lo llamamos el parámetro expandido. Nótese que (3) es una relación exacta, sin término de error.

Entonces, reemplazando:

$$y = \beta_0 + \gamma_0 \, x + \gamma_1 \, (z_1 \, x) + \gamma_2 \, (z_2 \, x) + \varepsilon \qquad (4)$$

La ecuación (4) es el modelo expandido.

Si estimáramos (2), siendo correcta la especificación de (4), los estimadores de los coeficientes β_0 y β_1 son sesgados, debido a que las variables $(z_1 \, x)$ y $(z_2 \, x)$ fueron omitidas.

Si no conocemos exactamente la forma de (3), y por lo tanto debemos incluir un término de error, tendremos, en su lugar:

$$\beta_1 = \gamma_0 + \gamma_1 \, z_1 + \gamma_2 \, z_2 + \mu \qquad (5)$$

Donde: μ es un término estocástico de error, con valor esperado nulo y varianza σ_μ^2.

Reemplazando en (2):

$$y = \beta_0 + \gamma_0 \, x + \gamma_1 \, (z_1 \, x) + \gamma_2 \, (z_2 \, x) + \mu \, x + \varepsilon \qquad (6)$$

El término de error en (6) es:

$$\omega = \mu \, x + \varepsilon \qquad (7)$$

Por lo tanto:

$$y = \beta_0 + \gamma_0 \, x + \gamma_1 \, (z_1 \, x) + \gamma_2 \, (z_2 \, x) + \omega \qquad (8)$$

Veamos el valor esperado y la varianza de (7):

$$E(\omega) = E(\mu \, x + \varepsilon) = x \, E(\mu) + E(\varepsilon) = 0 \qquad (9)$$

$$\operatorname{var}(\omega) = \sigma_\mu^2 \, x^2 + \sigma_\varepsilon^2 \qquad (10)$$

El valor esperado del término de error de (8) es nulo, pero su varianza depende de x, o sea que hay heterocedasticidad.

Según nos dice MADDALA (1996, pág. 239), las consecuencias de la heterocedasticidad son:

“1. Los estimadores de mínimos cuadrados siguen siendo insesgados, pero ineficientes.
“2. Los estimadores de las varianzas son sesgados, lo que invalida las pruebas de significancia [sic]”.

5. Tests

En las Sec. 3 y 4 vimos que tanto la dependencia como la heterogeneidad espaciales pueden producir una notable pérdida en la calidad de nuestros estimadores si no se usan los métodos de estimación pertinentes a cada caso. Es, por lo tanto importante realizar tests que nos permitan tener evidencias sobre si están o no presentes esos fenómenos en nuestros datos.

5.1. Tests para la Dependencia Espacial

En la literatura sobre Economía Espacial de la que disponemos (que por cierto no es muy abundante) encontramos varios tests para la dependencia o autocorrelación espacial, entre los que mencionaremos los que se realizan con los estadísticos I de Moran, C de Geary, G de Getis y Ord y W de Wald, además del test del multiplicador de Lagrange y el de la razón de verosimilitud. De todos ellos, el más frecuentemente mencionado es el I de Moran, que es un indicador de dependencia espacial que se puede aplicar a los errores de una regresión o a otra variable cualquiera.

LESAGE (1998), pág. 50, presenta al estadístico I de Moran, para dependencia espacial de los errores, del siguiente modo:

$$I = \frac{e'We}{e'e} \qquad (11)$$

Donde: W es la matriz de ponderaciones que hemos definido en Sec. 2, normalizada en sus filas (si se usa la no normalizada las fórmulas son un poco diferentes, ver: LESAGE (1998), pág. 50 y 51); e es el vector columna de los residuos de una regresión por mínimos cuadrados ordinarios.

Siempre siguiendo a LESAGE (1998), pág. 51, diremos que Cliff y Ord demostraron que la distribución asintótica de I, si los residuos provienen de una estimación por mínimos cuadrados, corresponde a una distribución normal estándar, cuando se estandariza ese estadístico. Para ello hacemos:

$$E(I) = \frac{tr(MW)}{n-k} \tag{12}$$

$$Vr(I) = \frac{tr(MWMW') + tr(MW)^2 + (tr(MW))^2}{d} - E(I)^2 \tag{13}$$

$$d = (n-k)(n-k+2) \tag{14}$$

$$Z_I = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Vr(I)}} \tag{15}$$

Donde: $E(I)$ es el valor esperado del estadístico I; $tr(\cdot)$ simboliza la traza de la matriz que va entre paréntesis; $M = (I - X(X'X)^{-1}X')$ (Nótese que, en esta fórmula, I es una matriz unitaria $(n \times n)$, no el estadístico de Moran); X es la matriz $(n \times k)$ de observaciones sobre las variables independientes; $Vr(I)$ es la varianza del estadístico I; Z_I es un estadístico que se distribuye como normal estándar; n es el tamaño de la muestra; k es el número de variables independientes.

Para presentar el índice I de Moran, aplicable a una variable X cualquiera, seguimos a GALVIS APONTE (2002), cambiando un poco su simbología para mantener uniforme la nuestra.

Este autor presenta al índice de Moran del siguiente modo:

$$I = \frac{n}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \frac{\sum_{ij}^{n} w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2} \tag{16}$$

Donde: x_i, x_j son observaciones sobre la variable X ; w_{ij} son elementos de la matriz W , sin normalizar. Este autor condiciona a la fórmula (16) escribiendo a su lado: $i \neq j$, lo cual pensamos que es innecesario debido a que $w_{ii} = 0$, según vimos en Sec. 2.

El valor esperado y la varianza del índice se calculan, en este caso y de acuerdo con GALVIS APONTE (2002), del siguiente modo:

$$E(I) = -\frac{1}{n-1} \qquad (17)$$

$$Vr(I) = \frac{n\left[(n^2 - 3n + 3)S_1 - nS_2 + 3S_0^2\right] - b_2\left[(n^2 - n)S_1 - 2nS_2 + 6S_0^2\right]}{(n-1)(n-2)(n-3)S_0^2} \qquad (18)$$

Donde: $b_2 = \frac{m_4}{m_2^2}$ $\qquad m_4 = \frac{\sum_i z_i^4}{n}$ $\qquad m_2 = \frac{\sum_i z_i^2}{n}$ $\qquad S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$

$$S_1 = \frac{1}{2}\sum_i \sum_j (w_{ij} + w_{ji})^2 \qquad S_2 = \sum_i \sum_j (w_{i.} + w_{.i})^2$$

$w_{i.} = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}$ $\qquad z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x}$ $\qquad \sigma_x$ es el desvío estándar de x_i .

Una vez calculadas la media y varianza según las ecuaciones (17) y (18), se aplica la ecuación (15).

En ambos casos, cuando se obtiene con las ecuaciones (12) y (13), o con las ecuaciones (17) y (18), Z_I de (15) se puede comparar con el valor de la tabla de la distribución normal estándar que corresponda al nivel de significación elegido para hacer el test.

Sea x el vector columna $(n \times 1)$ de las observaciones sobre X , expresadas como desvíos respecto a la media muestral. Esto es, cada elemento de ese vector es: $(x_i - \bar{x})$. Con él AROCA (2000) define el estadístico de Moran (entre otras formas equivalentes) como:

$$I = \frac{x'Wx}{x'x} \qquad (19)$$

Siendo W la matriz de ponderaciones normalizada.

Nótese que el estadístico de (19) es similar al que hemos presentado en (11) para los errores[1]. Pero AROCA (2000) no recurre a la normal estándar para realizar su test, sino que propone el siguiente criterio:

Si I es cercano a 1, existe dependencia espacial positiva;

Si I es cercano a -1, existe dependencia espacial negativa;

Si I es cercano a $-\frac{1}{n-1}$, no existe dependencia espacial, o, lo que es lo mismo, hay distribución aleatoria de los valores. Esta expresión es la presentada como valor esperado de I en la ecuación (17).

Antes de dejar este tema diremos que ANSELIN (1990) presenta, en su Sec. 3, algunos tests para dependencia espacial que son robustos a la heterocedasticidad. No los consideramos en este trabajo por razones de espacio.

5.2. Tests para la Heterogeneidad Espacial

BAO (s/f) presenta, en su pág. 5, un test para heterogeneidad en presencia de dependencia espacial. Nos dice que, en ese caso, no se mantienen las propiedades de las distribuciones de los test tradicionales que se usan para detectar heterocedasticidad, y propone emplear el test de Chow.

Para aplicar el mencionado test formulamos las hipótesis nula y alternativa así:

$$H_0: \quad y = X\beta + \varepsilon \qquad (20)$$

[1] Es necesario trabajar con álgebra para tratar de establecer las diferencias y semejanzas entre las tres formas del I de Moran aquí presentadas, y también con otras que se encuentran en la literatura. La tarea queda pendiente para el futuro.

$$H_1: \quad y = \begin{bmatrix} X_i & 0 \\ 0 & X_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_i \\ \beta_j \end{bmatrix} + \varepsilon \qquad (21)$$

Donde: X_i y X_j son subconjuntos de observaciones sobre las variables independientes; β_i y β_j son los coeficientes de regresión correspondientes a cada subconjunto; ε es el término de error, espacialmente autorregresivo. BAO (s/f) sostiene que X_i y X_j son ambas matrices de dimensión $(n \times k)$, lo cual consideramos que es erróneo: No pueden contener ambas las n observaciones de la muestra, pues son subconjuntos de la matriz X de (20), la que sí sería $(n \times k)$.

En este caso, el estadístico de Chow se define como:

$$C = \frac{e_R'(I - \lambda W)'(I - \lambda W)e_R - e_U'(I - \lambda W)'(I - \lambda W)e_U}{\sigma^2} \qquad (22)$$

Donde: λ es el estimador máximo verosímil del parámetro espacial; e_R es el vector de los residuos de la regresión restringida; e_U es el vector de los residuos de la regresión no restringida; σ^2 es la estimación de la varianza del error, ya sea en el modelo restringido, en el no restringido o en ambos. Este estadístico tiene una distribución asintótica $\chi^2_{(k)}$ bajo la hipótesis nula, o sea la que significa que $\beta_i = \beta_j$, que a su vez implica que no existe heterogeneidad espacial.

6. A Modo de Conclusiones

Para aplicar a nuestras funciones hedónicas (véase: DEL REY, 2001 y DEL REY, 2002) lo considerado en las secciones anteriores, debemos definir nuestro concepto de vecindad, aplicable a este caso.

Una alternativa que resulta atractiva es dividir a la ciudad de Salta (o al Departamento Capital, en su caso) en zonas, cuyos terrenos pueda considerarse que se encuentran en el mismo mercado inmobiliario. Nótese que esta división se realizaría más con criterio económico que geográfico, pues dos “zonas” pueden estar físicamente separadas, pero tener terrenos que compiten entre sí. A tal fin se puede recurrir a un experto en negocios inmobiliarios, como es el caso del Sr. Armando Romero Dondiz[2]. Una vez zonificada el área de observación, definimos como “vecinos” a los terrenos que se encuentran en la misma zona.

Hecho esto, ya podemos definir nuestra matriz W, de la manera acostumbrada, asignando los valores: $w_{ij} = 1$ si los terrenos i y j son vecinos, y $w_{ij} = 0$ si no lo son. Esta matriz nos permitirá aplicar el test I de Moran, u otro que se considere conveniente, a fin de establecer si existe o no dependencia espacial.

En cuanto a heterogeneidad, parece razonable suponer que, si existe este fenómeno en nuestros datos, habrá homogeneidad de relación entre los terrenos que están en una misma zona de la ciudad (de las antes definidas), y variación de una zona a otra.

Podemos entonces particionar la matriz X, como se explica en la Sec. 5.2, poniendo en cada parte de ella las observaciones de cada zona, y aplicar el test de Chow para ver si hay heterogeneidad.

Otro método que se nos ocurre es multiplicar la dummy de cada zona (como las que empleamos en DEL REY, 2001 y DEL REY, 2002) por cada una de las otras variables explicativas, e introducirlas en la regresión junto a esas mismas dummies. El test de significación del coeficiente correspondiente a cada una de esas variables, con respecto a cero, nos dirá si los parámetros varían o no de zona a zona. Esto será factible si tenemos suficientes

---

[2] Quien colaboró con nosotros en trabajos anteriores. Véase DEL REY, 2001 y DEL REY, 2002.

observaciones, para no quedarnos sin grados de libertad. Pero ¿Se puede multiplicar dummy por dummy, para este fin? Recuérdese que las variables explicativas de nuestras funciones hedónicas son, en su mayoría, dicotómicas (véase: DEL REY, 2001 y DEL REY, 2002).

Si de los test realizados surgen evidencias de que nuestros datos presentan dependencia o heterogeneidad espacial, necesitaremos buscar el modelo espacial que nos permita evitar los problemas que crean esos fenómenos.

Referencias:

ALAÑÓN PARDO, Ángel (1999): "El Uso Práctico de las Técnicas de Econometría Espacial: La Productividad del Trabajo Industrial", Documentos de Trabajo, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid, http://www.ucm.es .

ANSELIN, Luc (1990): "Some Robust Approaches to Testing and Estimation in Spacial Econometrics", Regional Science and Hurban Economics, North Holand, 20, pág. 141-163.

AROCA, Patricio (2000): "Econometría Espacial: Una Herramienta para el Análisis de la Economía Regional", V Encuentro de la Red de Economía Social, Panamá, http://www.decon,edu.uy , Septiembre.

BAO, Shuming (sin fecha): "An Overview of Spatial Econometric Models", China Data Center, University of Michigan, http://www.unich.edu .

DEL REY, Eusebio Cleto (2001): "La Contribución de Mejoras: Un Ejercicio Empírico", Reunión de Discusión Nº 157, I. I. E., Fac. Cs. Económicas, J. y S., UNSa, Salta, 28/11.

DEL REY, Eusebio Cleto (2002): "La Contribución de Mejoras: Teoría, Metodología y un Ejercicio Empírico", CASTAÑARES (Cuadernos del I. I. E.), Cuaderno Nº 19, Año X, Septiembre.

GALVIS APONTE, Luis Armando (2002): "La Topografía Económica de Colombia", Documentos de Trabajo Sobre Economía Regional, Banco de la República – Sucursal Cartagena, Cartagena de Indias, http://www.banrep.gov.co .

LESAGE, James P. (1998): Spatial Econometrics, Department of Economics, University of Toledo, MATLAB, http://www.econ.utoledo.edu, December.

LÓPEZ-BAZO, Enrique, VAYÁ, Esther, MORENO, Rosina y SURIÑACH, Jordi (1999): “Externalidades entre Economías: Efectos sobre el Crecimiento”, mimeo, http://www.eco.ub.es .

MADDALA, G. S. (1996): Introducción a la Econometría, Segunda Edición, Prentice Hall, México.

Universidad Nacional de Salta
Facultad de Ciencias Económicas,
Jurídicas y Sociales
Instituto de Investigaciones Económicas
Buenos Aires 177
A4402FDC Salta
Argentina

REUNIONES DE DISCUSIÓN

Nº	Fecha	Autor	Título
162	8/ 5/02	Eduardo Antonelli	"Consideraciones sobre la Oferta Agregada"
163	22/ 5/02	Eduardo Antonelli	"Dolarización y Demanda de Dinero"
164	7/ 8/02	Eduardo Antonelli	"La Inflación en la Argentina: Análisis y Evidencia Empírica, 1900 – 2000"
165	14/ 8/02	Roberto A. Dib Ashur	"Dolarización"
166	21/ 8/02	Carolina Piselli	"Unidad de Análisis y Variables Apropiadas para Medir la Desigualdad"
167	28/ 8/02	Eduardo Antonelli	"Consideraciones sobre las Tasas de Variación de Salarios, Precios y Desempleo"
168	4/ 9/02	Eduardo Antonelli	"La Demanda y la Oferta Agregadas bajo Desequilibrio"
169	30/ 4/03	Eduardo Antonelli	"Algunas Consideraciones sobre la Oferta Agregada"
170	14/ 5/03	Eduardo Antonelli	"Sobre la Racionalidad en Economía"
171	11/ 6/03	Eusebio Cleto del Rey	"Una Nota sobre Econometría Espacial"