EFECTOS ESPACIALES EN MODELOS ECONOMÉTRICOS DE DEMANDA DE TRANSPORTE

Marco Batarce M. y Pablo Manterola B.
Secretaría Interministerial de Planificación de Transporte
Teatinos 950, Piso 16, Santiago, Chile. Cod. postal 834-0084
Fax: (562) 6966477
E-mail: mbatarce@sectra.cl, pmanterola@sectra.cl

RESUMEN

En este trabajo se muestra el tratamiento de los efectos espaciales en la calibración de modelos lineales de demanda de transporte. Se presenta el marco de análisis econométrico y los test que han sido desarrollados para identificar la presencia de efectos espaciales. Se realiza una aplicación sobre datos de viajes reales a nivel interurbano en la Macrozona Sur de Chile y a nivel urbano sobre la ciudad de Santiago. Se muestra que para los modelos lineales calibrados existe correlación en las variables independientes, rezago de la variable dependiente y autocorrelación en los residuos.

1. INTRODUCCIÓN

En análisis de transporte es frecuente encontrar el uso de modelos econométricos de regresión lineal para explicar la realización de viajes a partir de variables ligadas al sistema de actividades. Estos modelos generalmente son de tipo agregado, explicando el comportamiento de un conjunto de viajeros, agrupados de acuerdo a la subdivisión espacial del área de estudio. En algunas ocasiones el proceso de zonificación busca generar unidades homogéneas en cuanto a población y otras variables relevantes, mientras que en otras, la zonificación está supeditada a la disponibilidad de información anteriormente levantada. En ambos casos, el sistema de actividades queda artificialmente dividido y asignado a cada una de estas zonas. Es inmediato que si el modelo que liga el comportamiento de los grupos de viajeros con el sistema de actividades no se hace cargo de la subjetividad inherente al proceso de zonificación, es posible que se obtenga sesgo en los resultados.

En la primera parte de este trabajo se describen los efectos espaciales conocidos como autocorrelación espacial y heterogeneidad espacial en modelos lineales. Se revisan las pruebas estadísticas desarrolladas para la identificación del fenómeno y los procedimientos que ha propuesto la literatura especializada para la superación de los problemas.

En la segunda parte se aplican los test de identificación de efectos espaciales a modelos de generación y atracción de viajes calibrados con datos reales a nivel interurbano (Macrozona Sur) y urbano (Santiago). Se realizan correcciones a uno de los modelos y se analizan las diferencias del modelo original y el corregido. Finalmente se presentan las conclusiones del análisis.

2. LOS EFECTOS ESPACIALES: AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL Y HETEROGENEIDAD ESPACIAL

La econometría espacial es el campo de la econometría que estudia el tratamiento de dos problemas que pueden darse en el proceso de calibración de modelos por regresión de datos distribuidos en el espacio: la interacción espacial (o autocorrelación espacial) y la estructura espacial (o heterogeneidad espacial). Si ellos no son tratados adecuadamente, los modelos resultantes pueden estar afectados por sesgos importantes.

La autocorrelación espacial se observa cuando el fenómeno que estamos analizando en una zona ocurre de algún modo dependiendo de la ocurrencia del fenómeno en zonas vecinas. En tanto que la heterogeneidad espacial se observa cuando el fenómeno responde a una cierta estructura definida en el espacio.

Dado que un mismo conjunto de datos puede ser resultado de la presencia de uno, otro o ambos fenómenos, es necesario que el análisis de la presencia de autocorrelación o estructura espacial se haga cuidadosamente y preferiblemente en forma conjunta.

Las aplicaciones de este tipo de análisis se ha diversificado en el último tiempo, desde experiencias centradas en ciencias regionales y geográficas hacia otras como estudios de demanda, economía internacional, economía del trabajo, financiamiento público local, economía agrícola y ambiental (Anselin, 2001).

La heterogeneidad espacial o estructura espacial puede darse porque hay variabilidad en las varianzas (heterocedasticidad) dependiendo de la ubicación espacial, o bien, porque los coeficientes del modelo responden a una estructura espacial. Asimismo la autocorrelación del modelo puede estar presente en el término determinístico (variables explicativas) o en el término de error. Por ello se necesita que las pruebas de identificación abarquen las diversas posibilidades.

La autocorrelación espacial se puede medir por la matriz de covarianzas, que debe ser mayor que cero y dar cuenta que los resultados dependen de cómo están agrupadas las variables en el espacio. Pero esta matriz de covarianzas no puede ser determinada directamente de los datos. Hay N^2 variables para N datos, entonces, solo cuando se cuenta con datos de panel (con $t \gg N$) el problema puede tratarse. Pero cuando no se cuenta con estos datos es necesario imponer una estructura en la covarianza. Para esto existen tres enfoques:

- especificación de un proceso estocástico espacial,
- representación paramétrica directa de la estructura de covarianza, y
- no especificar la covarianza y tratarla en un enfoque no paramétrico.

El análisis espacial requiere trabajar con un operador de cercanía entre zonas, que dé cuenta de la interacción de las variables de una zona con aquellas de las zonas vecinas. Para ello se utiliza una matriz de peso de $N \times N$, cuyas celdas dan cuenta de las zonas con límite compartido o las que se encuentran bajo una distancia de corte.

Para un modelo lineal de la forma típica, $y = X\beta + \varepsilon$, en que el vector y está explicado por la matriz de variables X a través del vector de parámetros β, con excepción de un término de error ε, la existencia de procesos de interacción espacial se puede establecer incorporando a la formulación un "rezago espacial" de la variable dependiente mediante la matriz de peso, W

$$y = \rho W y + X\beta + \varepsilon \tag{1}$$

Al acomodar términos puede apreciarse la correlación entre el término de relaciones espaciales con el término de error.

$$y = (I - \rho W)^{-1} X\beta + (I - \rho W)^{-1}\varepsilon \tag{2}$$

La matriz W corresponde al operador de rezago espacial, por analogía a las series de tiempo, por lo tanto al modelo de la ecuación (1) se le llama modelo con rezago espacial.

La naturaleza de la correlación espacial puede ser de dos tipos: a través de la variable dependiente o a través del término de error. En este último caso puede plantarse directamente la hipótesis de correlación espacial en el error de la variable y, el que puede modelarse a través de un proceso autorregresivo espacial de la forma:

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi \tag{3}$$

Cuando el modelo no incluye como variable independiente un rezago espacial de la variable dependiente, pero se asume autocorrelación espacial de los residuos, se le denomina modelo con error espacial.

Los modelos de procesos espaciales tienen diferentes interpretaciones según el tipo de dependencia de que se trate, pudiendo ser ésta modelada como un proceso sustantivo o como un ruido (Anselin y Rey, 1991). En el modelo con rezago es posible dar una interpretación teórica a la interacción espacial, mientras que en modelo con error espacial dicha dependencia es causada ya sea por variables independientes espacialmente correlacionadas omitidas (erróneamente) o ya sea porque los límites de las zonas o regiones no coinciden con el comportamiento real de la unidades espaciales (Florax y Nijkamp, 2003).

Cuando se detecta que la variable dependiente está autocorrelacionada es necesario recalibrar el modelo incorporando en su formulación el término de rezago espacial (ec. 1). En este proceso no es factible utilizar la técnica de Mínimos Cuadrados Ordinarios porque lleva a parámetros sesgados e inconsistentes. La alternativa es utilizar Variables Instrumentales o el método de Máxima Verosimilitud.

Por otra parte, cuando se detecta que la autocorrelación es en el término de error el método MCO permite obtener parámetros insesgados, pero ineficientes, lo que impide hacer inferencia sobre los parámetros del modelo. Además, a diferencia de las series de tiempo, no es posible estimar el parámetro de autocorrelación (λ) consistentemente mediante MCO (Anselin, 1988). Este tipo de efecto espacial es un ejemplo de una clase de problemas más amplia que se caracterizan por contar con una matriz de varianza-covarianza no esférica (Florax y Nijkamp, 2003). Para la estimación de este tipo de modelo también es posible utilizar la técnica de Máxima Verosimilitud.

Para revisar métodos específicos para resolver este problema y otros más generales de procesos espaciales puede verse el libro de Anselin (1988).

3. PRUEBAS ESTADÍSTICAS DE IDENTIFICACIÓN

Para probar la existencia de autocorrelación espacial de una variable distribuida espacialmente se ha utilizado principalmente dos test estadisticos el I de Moran y c de Geary. El más utilizado es el test I de Moran, que corresponde a

$$I = \frac{n}{S_0}\frac{X'WX}{X'X} \tag{4}$$

donde X es el vector de observaciones medidas como desviaciones de la media, W es la matriz de peso que representa la topología del sistema, S_0 es la suma de los elementos de W y n es el número de observaciones de X. Para testear la hipótesis nula de no existencia de correlación espacial se debe utilizar el estadístico normalizado, que corresponde a

$$ZI = \frac{I - E(I)}{\sigma(I)} \tag{5}$$

y distribuye asintóticamente como una normal estandar.

Desde el punto de vista de la calibración de modelos, lo relevante es verificar que no exista autocorrelación en el término de error y que no se omita un rezago espacial de la variable dependiente, para tratar adecuadamente los problemas que aparecen a causa de estos efectos espaciales y obtener parámetros insesgados y consistentes.

Una alternativa es aplicar el test I de Moran a los residuos del modelo, sin embargo este test ha sido derivado bajo la hipótesis nula de cero correlación espacial y no bajo la hipótesis alternativa (Kelejian y Prucha, 1999). Por lo tanto, sólo es posible saber si existe correlación espacial en los residuos, pero no es posible conocer el origen de este efecto, es decir, si se trata un modelo en el cual se ha omitido un rezago de la variable dependiente o de un modelo con autocorrelación espacial en los errores.

Los test con una clara hipótesis alternativa se han desarrollado en el marco de la estimación por máxima verosimilitud y están principalmente basados en el Multiplicador de Lagrange (LM, por su nombre en inglés), ya que sólo requieren que se estime el modelo restringido, es decir asumiendo que no existe autocorrelación espacial de ningún tipo.

El test del multiplicador de Lagrange para la hipótesis de error sin autocorrelación espacial está dado por

$$LM_{\lambda} = \frac{1}{T}\left(\frac{u'Wu}{s^2}\right)^2 \tag{6}$$

donde s^2 es el estimador máximo verosímil de la varianza ($u'u/n$), T es la traza de $W'W+W^2$. El test sigue asintóticamente una distribución χ^2 con un grado de libertad.

En el caso en que la hipótesis es que existe un rezago de la variable dependiente, el test es

$$LM_{\rho} = \frac{1}{nJ_{\rho\beta}}\left(\frac{u'Wy}{s^2}\right)^2 \tag{7}$$

donde $J_{\rho\beta} = [(WXb)'M(WXb)+Ts^2]/ns^2$ es una parte de la matriz de información, b es el estimador de los parámetros calculado por mínimos cuadrados ordinarios y M corresponde a la matriz de proyección $I - X(X'X)^{-1}X$. Este test también sigue una distribución χ^2 con un grado de libertad.

Un test que permite contrastar la hipótesis de autocorrelación en los residuos y la presencia de un rezago de la variable dependiente simultáneamente es el siguiente

$$LM_{\rho\lambda} = \frac{1}{nJ_{\rho\beta} - T}\left(\frac{u'Wy}{s^2} - \frac{u'Wu}{s^2}\right)^2 + \frac{1}{T}\left(\frac{u'Wu}{s^2}\right)^2 \tag{8}$$

En este caso el test distribuye χ^2 con 2 grados de libertad.

Para probar la presencia conjunta de heterocedasticidad y correlación de los residuos se puede utilizar un test que corresponde a la suma del test LM_{λ} y el de Breusch y Pagan (Anselin, 1988):

$$LM_{\lambda\Omega} = \frac{1}{2} f'Z(Z'Z)^{-1}Z'f + \frac{1}{T}\left(\frac{u'Wu}{s^2}\right)^2 \tag{9}$$

donde f es un vector cuyos elemnentos son $f_i=(u_i/s)^2-1$ y Z es una matriz de dimensión $k \times n$ con las variables que causan la heterocedasticidad. Este test sigue una distribución χ^2 con k+1 grados de libertad.

Por otro lado, los test anteriores se pueden ver afectados por problemas de mala especificación si existe, por ejemplo, correlación espacial de los errores cuando se prueba la existencia de un rezago en la variable independiente en el modelo. Para solucionar esto se tienen los test robustos a mala especificación (Florax y Nijkamp, 2003), como

$$LM_\lambda^* = \frac{1}{T - T^2 \left(nJ_{\rho\beta}\right)^{-1}} \left(\frac{u'Wu}{s^2} - T\left(nJ_{\rho\beta}\right)^{-1} \frac{u'Wy}{s^2} \right)^2 \tag{10}$$

que permite probar el problema mencionado antes, y

$$LM_\rho^* = \frac{1}{nJ_{\rho\beta} - T} \left(\frac{u'Wy}{s^2} - \frac{u'Wu}{s^2} \right)^2 \tag{11}$$

que prueba la existencia de correlación espacial en los errores con presencia de un rezago de la variable dependiente en el modelo.

4. EFECTOS ESPACIALES EN MODELOS ECONOMÉTRICOS DE DEMANDA DE TRANSPORTE

4.1 Modelos de generación de viajes y modelos de atracción de viajes

Relacionan el número de viajes que tienen por origen o destino una zona dada, con ciertas variables o atributos de dicha zona. Usualmente los Z^k son variables demográficas, de nivel de ingreso o características específicas zonales.

$$O_i = \sum_k \beta^k Z_i^k + \varepsilon_i \quad ; \quad D_j = \sum_k \beta^k Z_j^k + \varepsilon_j \tag{12}$$

La modelación de los fenómenos espaciales en este caso se traduce en agregar un término que dé cuenta de la interacción espacial de la variable en cuestión. Así por ejemplo, para el modelo de generación:

$$O = \rho WO + \beta Z + \varepsilon \quad \text{; o bien,} \quad O_i = \rho \sum_j w_{ij} O_j + \sum_k \beta^k Z_i^k + \varepsilon_i \tag{13}$$

Pero además aplica la ecuación (3) de dependencia espacial del término de error.

La interpretación de efectos espaciales en modelos de atracción es más clara que en los modelos de generación. Cuando se modela la atracción de viajes, un usuario que tiene el origen de su viaje en una cierta zona i, considera entre todos los posibles destinos de su viaje a la zona j. Si la zona j es parte de un conglomerado de zonas que ofrece atributos similares, entre las cuales también se encuentra una zona k, entonces la decisión del destino j se encuentra relacionada con la decisión de destino k. Además de la natural competencia entre zonas atractivas, existe una cierta complementariedad en el sentido de que la presencia de la zona k ayuda a la elección de j, a través de una decisión previa del conglomerado j-k. Por supuesto este comportamiento tiene mayores posibilidades de darse cuando existen menos restricciones. En este sentido un viaje con propósito recreativo tiene mucho menos restricciones que un viaje con propósito laboral y, por lo tanto, es razonable esperar que el fenómeno de autocorrelación se dé más bien en propósitos opcionales que en obligados.

4.2 Modelos de demanda directa

También llamados modelos conjuntos de generación-atracción-distribución, tienen por objeto explicar y predecir la cantidad de viajes que se realizan entre cada par origen destino. Esto se realiza mediante la utilización de variables descriptivas a nivel zonal, como son características socioeconómicas y del sistema de actividades, utilizándose además una medida del costo generalizado de viaje entre cada par de zonas.

Este tipo de modelos presenta ventajas de sencillez en la calibración, no requieren de modelos de equilibrio y la predicción es bastante simple. En contrapartida, su principal desventaja es la falta de una base teórica sólida que los respalde. Por otra parte, no consideran una estructura conductual adecuada que permita representar fielmente el comportamiento de los viajeros.

$$\ln V_{ij} = \sum_k \alpha^k \ln Z_i^k + \sum_k \beta^k \ln Z_j^k + \gamma \ln U_{ij} + \varepsilon_{ij} \equiv f(Z_{ij}, U_{ij}) + \varepsilon_{ij} \quad (14)$$

Los efectos espaciales en este caso se discuten en Gaudry *et al.* (1994). En este trabajo sugiere que la interacción competencia-complementaridad entre los atributos de zonas vecinas que fue explicada anteriormente puede ser explícitamente puesta en la función *f* haciendo que dependa no sólo de los atributos de j sino también de k. La modelación de todas estas interrelaciones es muy compleja y no tratable en tiempo razonable, por lo que se sugiere utilizar un tratamiento alternativo. Si formulamos que los viajes entre i y j dependen solo de los atributos de i y j, entonces uno debiese esperar que sea el término de error el que se haga cargo de esta relación. Luego podemos escribir

$$\varepsilon_{ij} = \lambda \varepsilon_{ik} + \zeta_{ij} \quad (15)$$

Reemplazando (15) en (14) obtenemos

$$\ln V_{ij} = f(Z_{ij}, U_{ij}) + \lambda(\ln V_{ik} - f(Z_{ik}, U_{ik})) + \zeta_{ij} \quad (16)$$

donde se aprecia el rol que juega el parámetro lambda, potenciando la influencia de las zonas vecinas los viajes del origen-destino particular que estamos analizando.

El tratamiento en este caso es el mismo que se ha mostrado anteriormente, introduciendo una matriz de peso y proponiendo que el comportamiento de la matriz de viaje depende tanto de los atributos de la propia zona como los de las zonas vecinas. Cabe notar que la matriz de peso en este tipo de modelo tiene $N^2 \times N^2$ celdas, donde cada una representa una relación entre pares origen-destino, que puede ser el compartir un origen común y destino en una vecindad, o pertenecer a un viaje encadenado o tour.

5. EFECTOS ESPACIALES EN MODELOS DE DEMANDA DE VIAJES INTERURBANOS DE PASAJEROS

La base de datos de viajes interurbanos corresponde a la matriz de viajes de pasajeros actualizada al año 1996 (Mideplan Sectra, 2000). Comprende las regiones VII, VIII, IX y X de Chile, e incluye un conjunto de 150 comunas más otras 6 zonas externas.

Fueron calibrados modelos de generación y atracción para dos temporadas y dos propósitos de viaje en cada temporada. Las variables explicativas corresponden a población, nivel de ingreso, número de establecimientos de albergue e índice de belleza escénica. Los índices de ajuste para estos modelos superan el 80%.

Se analizó efectos espaciales en cada uno de estos modelos considerando dos definiciones de la matriz de peso espacial: la contigüidad entre comunas (W-Queen) y el inverso de la distancia entre centroides comunales (W-Distancia). Se evalúan las pruebas descritas en la sección 3. Los resultados pueden verse en las Tablas 1 y 2.

Tabla 1: Modelos Generación y Atracción Macrozona Sur (W-Queen)

Test	Verano				Normal			
	Generación		Atracción		Generación		Atracción	
	Opcional	No Opc.	Opcional	No Opc.	Laboral	No Lab.	Laboral	No Lab.
I	0.10	0.18	0.11	0.07	0.16	0.09	0.23	0.09
ZI	2.09	3.41	2.19	1.52	3.10	1.83	4.41	1.81
Prob. Rech. H_0	**0.04**	**0.00**	**0.03**	0.13	**0.00**	0.07	**0.00**	0.07
LM_λ	3.45	10.19	3.81	1.79	8.56	2.82	17.80	2.56
Prob. Rech. H_0	0.06	**0.00**	0.05	0.18	**0.00**	0.09	**0.00**	0.11
LM_λ^*	0.01	5.13	0.03	1.86	3.05	1.68	10.70	1.42
Prob. Rech. H_0	0.92	**0.02**	0.86	0.17	0.08	0.19	**0.00**	0.23
LM_ρ	16.20	8.63	14.69	0.15	7.19	1.17	7.20	1.17
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	0.70	**0.01**	0.28	**0.01**	0.28
LM_ρ^*	12.76	3.58	10.91	0.22	1.68	0.03	0.09	0.03
Prob. Rech. H_0	**0.00**	0.06	**0.00**	0.64	0.20	0.85	0.76	0.86
$LM_{\rho\lambda}$	16.21	13.76	14.72	2.01	10.24	2.85	17.89	2.59
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	0.37	**0.01**	0.24	**0.00**	0.27
Breusch-Pagan	53.87	20.75	25.92	169.55	101.59	27.31	31.34	60.65
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
$LM_{\lambda\Omega}$	57.32	30.94	29.73	171.35	110.15	30.13	49.14	63.21
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
R^2	0.90	0.92	0.88	0.81	0.83	0.84	0.82	0.83

I : Prueba de la autocorrelación espacial en los residuos, no tiene hipótesis alternativa

LM_λ : Prueba de la autocorrelación espacial en los residuos, H_0: λ=0 en el modelo $\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi$

LM_λ^* : Prueba de la autocorrelación espacial en los residuos robusta a la presencia de rezago

LM_ρ : Prueba de la presencia de rezago espacial de la variable dependiente, H_0: ρ=0 en el modelo $y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon$

LM_ρ^* : Prueba de la presencia de rezago robusta a la presencia de autocorrelación en los residuos

$LM_{\rho\lambda}$: Prueba de la presencia conjunta de rezago y de autocorrelación en los residuos

Breusch-Pagan : Prueba de la presencia de heterocedasticidad

$LM_{\lambda\Omega}$: Prueba de la presencia conjunta de heterocedasticidad y autocorrelación espacial de los residuos

El test I de Moran acusa autocorrelación para los modelos de atracción en temporada normal, pero las pruebas robustas de presencia de rezago y de autocorrelación de los residuos no resultan significativas. Sin embargo, no es posible rechazar la hipótesis de presencia conjunta de autocorrelación del error y rezago de la variable dependiente.

TABLA 2: Modelos Generación y Atracción Macrozona Sur (W-Distancia)

Test	Verano				Normal			
	Generación		Atracción		Generación		Atracción	
	Opcional	No Opc.	Opcional	No Opc.	Laboral	No Lab.	Laboral	No Lab.
I	0.04	0.07	0.04	0.03	0.06	0.02	0.08	0.05
ZI	1.76	3.00	1.89	1.56	2.54	0.91	3.57	2.06
Prob. Rech. H_0	0.08	**0.00**	0.06	0.12	**0.01**	0.36	**0.00**	**0.04**
LM_λ	1.82	5.96	2.23	1.47	4.63	0.39	9.73	2.79
Prob. Rech. H_0	0.18	**0.02**	0.14	0.23	**0.03**	0.53	**0.00**	0.10
LM_λ^*	0.12	3.47	0.83	0.02	0.28	0.16	2.94	0.01
Prob. Rech. H_0	0.73	0.06	0.36	0.89	0.60	0.69	0.09	0.94
LM_ρ	11.52	3.68	17.95	3.17	8.07	2.41	7.83	6.41
Prob. Rech. H_0	**0.00**	0.06	**0.00**	0.08	**0.01**	0.12	**0.01**	**0.01**
LM_ρ^*	9.82	1.19	16.55	1.71	3.73	2.19	1.04	3.63
Prob. Rech. H_0	**0.00**	0.28	**0.00**	0.19	0.05	0.14	0.31	0.06
$LM_{\rho\lambda}$	11.64	7.15	18.77	3.19	8.35	2.58	10.76	6.42
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.03**	**0.00**	0.20	**0.02**	0.28	**0.01**	**0.04**
Breusch-Pagan	53.87	20.75	25.92	169.55	101.59	27.31	31.34	60.65
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
$LM_{\lambda\Omega}$	55.69	26.72	28.15	171.03	106.22	27.71	41.07	63.45
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
R^2	0.90	0.92	0.88	0.81	0.83	0.84	0.82	0.83

En el caso de la temporada de verano, las pruebas de presencia aislada de autocorrelación en parámetros responden en forma diferente dependiendo del propósito. Así, para los viajes opcionales se encuentra presencia de rezago tanto en pruebas simples como robustas, mientras que en viajes no opcionales no se encuentra. Esto es razonable si consideramos que en los viajes opcionales de verano predomina el propósito turismo, en el que las zonas que atraen turistas lo hacen no sólo por sus características propias sino también las del entorno. Cabe destacar que esto se observa para las dos matrices de peso espacial utilizadas.

Es interesante constatar que esto también se da para los modelos de generación en verano. Siguiendo la lógica anterior, esto puede explicarse porque los turistas que escogen una zona para sus vacaciones –tomando en cuenta los atributos del entorno– generan viajes desde la zona elegida hacia el entorno.

En temporada normal se aprecia cierta tendencia a la aglomeración de viajes laborales, tanto en los modelos de generación como atracción. Una explicación para este efecto se encuentra en el alto grado de correlación espacial que presentan las variables explicativas de estos modelos, como puede verse en la Tabla 3. En efecto, del estudio de 134 posibles variables independientes las que mejor explicaron el fenómeno resultaron tener alto grado de correlación espacial.

Tabla 3: Correlación de variables explicativas de viajes en la Macrozona Sur

Variable	*I*	$(I-\mu_I)/\sigma_I$	Prob. Rechazo H_0
Ingreso medio del hogar	0.130	2.217	**0.027**
Población de la zona	0.144	2.466	**0.014**
No. de hogares en la zona	0.142	2.442	**0.015**
No. de viviendas en la zona	0.133	2.267	**0.023**
Índice de Belleza Escénica	0.255	4.470	**0.000**
No. de camas (capacidad hotelera)	0.061	0.975	0.329
No. de establecimientos para albergue	0.082	1.347	0.178

6. EFECTOS ESPACIALES EN MODELOS DE ATRACCIÓN DE VIAJES URBANOS DE PASAJEROS

La base de datos de viajes urbanos corresponde a la matriz de viajes de pasajeros que resulta de la encuesta origen destino levantada en 2001 (Mideplan Sectra, 2002). La zonificación considera 618 zonas.

Para explicar la generación y la atracción de viajes se utilizan modelos de regresión lineal para los viajes no basados en el hogar y de tasas ACM para algunos propósitos de viajes basados en el hogar. En el caso de los modelos de generación, un porcentaje minoritario de los viajes (13% en punta mañana) se explica con modelos de regresión lineal, mientras que el resto se modela mediante tasas ACM. Por esto se ha preferido excluir del análisis a los modelos de generación, y aplicar las pruebas sólo a los modelos de atracción de viajes.

Se calibran modelos para cada uno de los cuatro propósitos del periodo punta mañana (trabajo, estudio NB, estudio B y otros)[1] y para cada uno de los tres propósitos del periodo fuera punta (trabajo, estudio NB y otros)[2]. Los indicadores de ajuste son menores que en el caso interurbano, pero la mayoría supera el 60% y se consideran aceptables.

Se analizó efectos espaciales considerando una matriz de peso espacial basada en la contigüidad entre zonas (W-Queen). Los resultados se resumen en la Tabla 4.
Puede apreciarse que la prueba robusta de presencia de rezago espacial es significativa en casi la totalidad de los propósitos (solo falla para el propósito trabajo punta mañana). La prueba robusta de autocorrelación en los residuos resulta significativa en 4 de 7 propósitos, todos los del periodo fuera de punta más el de estudios básicos de la punta mañana.

Es interesante constatar que el test I de Moran no arroja los mismos resultados que las pruebas basadas en multiplicadores de Lagrange para autocorrelación en residuos o rezago, por lo que la consideración aislada de este test puede dar lugar a conclusiones erróneas.

También es destacable que los viajes del propósito laboral de la punta mañana sean los únicos que no presentan dependencia espacial de ningún tipo. Se confirma de esta manera la percepción

[1] El propósito Estudio NB considera viajes de enseñanza media y superior, mientras que el propósito Estudio B se refiere a los viajes de enseñanza básica.
[2] En periodo fuera de punta los viajes con propósito Estudio B no son suficientes para calibrar modelos.

que fue adelantada en sección 4 respecto a que los viajes con menos libertad en la decisión de destino (como los al trabajo) tienen menor posibilidad de presentar autocorrelación.

Tabla 4: Modelos de Atracción para viajes urbanos de Santiago (W-Queen)

Test	Punta mañana				Fuera de punta		
	Trabajo	**Estudio NB**	**Estudio B**	**Otro**	**Trabajo**	**Estudio NB**	**Otro**
I	0.02	0.05	0.03	0.04	-0.01	-0.02	0.10
ZI	0.93	2.36	1.25	1.86	-0.44	-0.72	4.42
Prob. Rech. H_0	0.35	**0.02**	0.21	0.06	0.66	0.47	**0.00**
LM_λ	0.58	5.00	1.25	2.89	0.36	0.69	17.99
Prob. Rech. H_0	0.45	**0.03**	0.26	0.09	0.55	0.41	**0.00**
LM_λ^*	0.06	0.92	4.49	0.04	13.34	12.12	26.40
Prob. Rech. H_0	0.81	0.34	**0.03**	0.84	**0.00**	**0.00**	**0.00**
LM_ρ	2.02	8.50	14.83	7.02	14.99	2.15	0.51
Prob. Rech. H_0	0.16	**0.00**	**0.00**	**0.01**	**0.00**	0.14	0.47
LM_ρ^*	1.50	4.43	18.07	4.17	27.97	13.58	8.92
Prob. Rech. H_0	0.22	**0.04**	**0.00**	**0.04**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
$LM_{\rho\lambda}$	2.08	9.42	19.32	7.06	28.33	14.27	26.91
Prob. Rech. H_0	0.35	**0.01**	**0.00**	**0.03**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
Breusch-Pagan test	1324.19	105.81	505.69	213.96	411.28	1265.73	805.84
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
$LM_{\lambda\Omega}$	1324.77	110.80	506.94	216.85	411.64	1266.42	823.82
Prob. Rech. H_0	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**	**0.00**
R^2	0.89	0.21	0.60	0.57	0.72	0.43	0.60

Al igual que en los modelos interurbanos se detecta presencia de heterocedasticidad en todos los periodos y propósitos. Pero en el caso urbano adicionalmente los tests robustos acusan presencia de rezago espacial para la punta mañana, y de rezago espacial y autocorrelación de los errores para la punta tarde.

El alto valor obtenido en el test robusto de autocorrelación en el término de error podría deberse a la eventual omisión en la formulación de una variable espacialmente correlacionada. En términos generales esto se debe a que los viajes son derivados de la configuración del sistema de actividades, y las variables independientes con las que se quiere explicar los viajes son variables de aproximación (*proxies*) de ese sistema de actividades. Asimismo, el proceso de zonificación impone una subdivisión artificial al sistema de actividades y, por lo tanto, su consideración en unidades zonales está naturalmente correlacionada. Finalmente, si las variables independientes utilizadas en el modelo no son suficientes para representar cabalmente el sistema de actividades que explica los viajes, entonces el modelo concentrará en el residuo todo lo que no explican estas variables y consecuentemente encontraremos autocorrelación en el término de error.

7. COMENTARIOS FINALES

En este trabajo se ha revisado la importancia de los efectos espaciales en los modelos lineales de generación y atracción de viajes. Se ha presentado el marco teórico y se han mostrado pruebas sobre datos reales que demuestran la presencia de correlación espacial en modelos de generación y atracción de viajes a nivel urbano e interurbano.

Existe un conjunto amplio de test de identificación de efectos espaciales, que pueden ser programados en software versátil como Gauss. Se recomienda que los análisis se basen en el estudio simultáneo de al menos los test robustos de rezago y autocorrelación del error, porque el estudio parcial de efectos espaciales con las pruebas más básicas puede llevar a resultados erróneos.

Es interesante constatar que los efectos a nivel urbano son más notorios que en el caso interurbano. Existen varias explicaciones posibles para esta diferencia. Una es la propia naturaleza del comportamiento de los viajes urbanos, en el que las zonas se encuentran íntimamente relacionadas a través de la competencia o la complementariedad, dando lugar a decisiones de viajes encadenados o con lógicas de elección de dos etapas. Otra posible explicación esta dada por el nivel de desagregación espacial, que en el caso urbano está definido por una "grilla" más densa. Esto indicaría que un mismo sistema de actividades –que el usuario considera como una entidad única en su capacidad de atraer viajes– tiene mayores posibilidades de ser subdividido artificialmente en zonas de modelación. Finalmente y relacionado con lo anterior, la subdivisión comunal en el caso de los viajes interurbanos está basada muchas veces en límites naturales como ríos, áreas despobladas o rurales con bajo nivel de actividad. Luego, las zonas tienden a comportarse como unidades independientes.

Un interesante desafío para futuros desarrollos es la extensión de estos análisis a los modelos de demanda directa y modelos desagregados de elección de destino. En este último caso, por tratarse de modelos no lineales de elección discreta, se requiere adaptar adecuadamente el análisis de efectos espaciales, el cual hasta el momento es únicamente válido para modelos lineales. De cualquier modo, existe un tratamiento posible a partir de la generación de nidos que agrupan zonas que para efectos de la elección de destino resultan complementarias y por lo tanto se encuentran correlacionadas en el sentido que ha sido explicado en este trabajo.

Otro tema que debe abordarse en extensiones por venir es la implementación de test robustos frente a la presencia de heterocedasticidad, ya que se constató que está presente en todos los modelos. Anselin (1988) plantea algunas alternativas de test pero tienen formulaciones altamente no lineales, y la convergencia de los métodos de estimación pasa a ser un problema.

REFERENCIAS

Anselin, L. (1988). **Spatial econometrics: Methods and models**. Kluwer, Dordrecht.

Anselin, L. (2001). Spatial Econometrics. En **Companion to econometrics**. (Baltagi, Ed.). Basil Blackwell, Oxford.

Anselin, L. y S. Rey (1991). Properties of test for spatial dependence in linear regression models. **Geographical analysis 23**.

Florax, R. y P. Nijkamp (2003). Misspecification in linear spatial regression models. Discussion Paper, Tinbergen Institute.

Gaudry, M., B. Mandel y W. Rothengatter (1994). Introducing spatial competition through an autoregressive contiguous distributed process in intercity generation distribution models within a quasi-direct format. Publication CRT-971, Centre de recherché sur les transport. Université de Montréal.

Kelejian, H. e I. Prucha (1999). On the asymptotic distribution of the Moran I test statistic with applications. Working Paper, Department of Economics, University of Maryland.

Mideplan-Sectra (2000). Análisis y desarrollo evaluación sistema de transporte interurbano, IV Etapa. Secretaría Interministerial de Planificación de Transporte. Ministerio de Planificación.

Mideplan-Sectra (2002). Actualización de encuestas de origen y destino de viajes, V Etapa. Secretaría Interministerial de Planificación de Transporte. Ministerio de Planificación.