
ESTIMACIÓN DE CELDAS VACÍAS EN MATRICES DE VIAJES URBANOS

Louis de Grange C.

Escuela de Ingeniería Civil Industrial, Universidad Diego Portales, Santiago de Chile.

Fono: (56 2) 676 8118, E-mail: louis.degrange@udp.cl

J. Enrique Fernández L., Joaquín de Cea Ch.

Departamento de Ingeniería de Transporte, Pontificia Universidad Católica de Chile,

Casilla 306, Santiago 22, Chile. E-mail: jef@ing.puc.cl jdc@ing.puc.cl

RESUMEN

Uno de los problemas más comunes que existe en la construcción y proyección de matrices de viajes construidas a partir de encuestas y de modelos analíticos de distribución de viajes, es la estimación de celdas vacías. Resulta muy difícil y a veces imposible distinguir si una celda de una matriz de viajes está vacía porque efectivamente no existen viajes entre dicho par Origen – Destino (ceros estadísticos) o simplemente porque la muestra no consideró a dicho par Origen – Destino (ceros muestrales). En este trabajo se proponen dos metodologías alternativas para estimar los valores nulos de una matriz de viajes, basándose en la utilización de modelos de distribución de tipo gravitacional y del concepto de correlación espacial de viajes. Se concluye que una estimación adecuada de ceros en las matrices de viajes permite mejorar significativamente la capacidad predictiva de los modelos de distribución y asignación de viajes.

Palabras clave: distribución de viajes, ceros, celdas vacías, agregación, correlación espacial.

ABSTRACT

One of the most common existing problems with the construction and projection of trip matrices is the zero estimation, also known as empty cells. It is very difficult, and at times impossible, to distinguish if a trip matrix cell is empty because there are no existing trips for that Origin-Destinations (O-D) pair (statistical zeros) or simply because the sample didn't consider this O-D pair (sampled zeros). In this article there are two alternative methods proposed to estimate the null matrix trip values, which are based on the use of gravity models. We conclude that an adequate estimation of zeros in the trip matrix allows a significantly improved prediction capacity for the distribution and trip assignment models.

Keywords: trip distribution, zeros, empty cells, aggregation, spatial correlation.

1. INTRODUCCIÓN

Normalmente, la construcción de matrices de viajes a partir de encuestas a los usuarios de un sistema de transporte tiene el inconveniente que el tamaño muestral puede no ser representativo del total de los usuarios del sistema, razón por la cual al expandir los resultados de la muestra para efectos de construir una matriz de distribución de viajes de la población se obtienen muchos valores nulos (celdas vacías) en dicha matriz.

Una alternativa para la construcción de matrices se basa en el desarrollo de modelos matemáticos de distribución de viajes, modelos que a partir de información respecto a la generación y atracción de viajes de las distintas zonas del sistema analizado, además de las características y niveles de servicio del sistema de transporte, predicen el número de viajes entre los distintos pares Origen – Destino. Sin embargo, el uso de estos modelos presenta un inconveniente: intentan predecir el número de viajes entre una cantidad muy grande de orígenes y destinos; a modo de ejemplo, en análisis de Santiago de Chile las matrices tienen una dimensión de 600×600 , lo que equivale a 360.000 pares O-D. En estos casos, cuando se usa un modelo para predecir viajes entre la totalidad de pares O-D, el modelo tiende a generar estimaciones sesgadas, sobreestimando normalmente los viajes cortos y subestimando los viajes largos, ya que el costo generalizado de viaje es normalmente la variable explicativa más relevante. Luego, la capacidad predictiva de los modelos matemáticos de distribución de viajes es normalmente baja a niveles desagregados (muchas zonas). Por otra parte, un aumento en el tamaño muestral de las encuestas a usuarios puede resultar extremadamente costoso, sin que ello se traduzca necesariamente en la obtención de una mejor matriz de viajes que justifique dicho aumento en el costo. Por lo tanto, si pudiésemos disponer de información adecuada respecto a la estructura de viajes de los usuarios del sistema de transporte, es decir, respecto a los pares O-D entre los que realmente no existen viajes, la construcción de modelos de distribución entregaría resultados más robustos y precisos.

Para lograr dicho objetivo, en el presente trabajo se utiliza información de una encuesta de viajes para luego calibrar un modelo de distribución de viajes de tipo gravitacional, el cual incorpora explícitamente el fenómeno de correlación espacial de viajes. El modelo analítico construido es utilizado para estimar las celdas vacías de la matriz de viajes mediante 2 enfoques alternativos.

En el Capítulo 2 de este documento se presentan antecedentes y definiciones generales del problema planteado. En el Capítulo 3 se describe el modelo de distribución que se utilizó como parte de la metodología de estimación de ceros, especificando la manera en que se incorporó el fenómeno de correlación espacial de viajes. En el Capítulo 4 se presentan 2 enfoques metodológicos alternativos para la determinación de valores nulos en una matriz de distribución de viajes en un sistema de transporte. En el Capítulo 5 se reportan los principales resultados obtenidos del enfoque metodológico expuesto en el Capítulo 4, destacando las principales ventajas que tiene la estimación de ceros. Finalmente, en el Capítulo 6 se presentan las principales conclusiones y extensiones del trabajo desarrollado.

2. ANTECEDENTES Y DEFINICIONES GENERALES

2.1. Definición de Estructura de Viajes

En el contexto de este documento, definiremos estructura de viajes como las celdas de una matriz O-D que contienen un valor nulo; es decir, la estructura corresponde a los ceros de una matriz de distribución de viajes o simplemente a las celdas vacías. Consideremos por ejemplo la siguiente matriz de viajes de 4×4 :

$$\begin{bmatrix} 2 & 3 & 0 & 1 \\ 4 & 5 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

En la matriz (1), las celdas con 0 (cero) definen la estructura de viajes de dicha matriz. La estructura de viajes, en la práctica, corresponde a una definición de la disponibilidad real de elección de destino por parte de los viajeros; en este contexto, es equivalente a la definición de disponibilidad de modos para los usuarios del sistema (Ortúzar y Willumnsen, 2001). Luego, si una determinada celda (i, j) tiene el valor cero, significa que dicho destino j no está disponible para el viajero cuyo origen es i . Notar que los modelos gravitacionales son un tipo de modelo Logit de elección de destino (Anas, 1981).

Evidentemente, dado que una matriz de viajes puede estar compuesta por cientos de miles de celdas, las alternativas disponibles de destino para los viajeros serán también cientos de miles; este es el principal problema para la construcción de modelos de distribución de viajes cuando existen muchas zonas que generan y atraen viajes.

2.2. El Problema de Agregación Espacial

En los análisis del patrón de viajes de un sistema urbano, normalmente se utiliza el concepto de zona o sector, el cual representa (para efectos de la modelación) el conjunto de actividades que se desarrollan en su interior. Por definición, las zonas deben representar sectores geográficos lo más homogéneo posible. En la parte izquierda de la Figura 1 se muestra un ejemplo de zonificación para un sistema urbano que considera 29 zonas. Cada zona está asociada a un centroide; un centroide representa el centro de gravedad de la zona, la cual por definición debiera ser homogénea. Sin embargo, el sistema de actividades representado en la Figura 1 mediante 29 zonas (y 29 centroides), puede ser representado también de manera más agregada (por ejemplo 8 zonas), como se muestra en la parte derecha de la Figura 1:

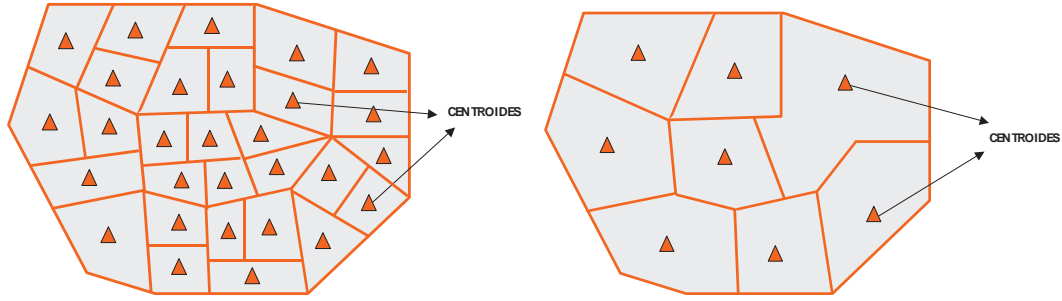


Figura 1: Ejemplo de Zonificación de un Sistema de Actividades Urbano (29 Zonas)

La parte derecha de la Figura 1 representa el mismo sistema de actividades expuesto en la parte izquierda Figura 1, pero con una menor cantidad de zonas pero de mayor tamaño. Sin embargo, la matriz de viajes en el primer caso está representada por $29 \times 29 = 841$ celdas, mientras que en el segundo caso contiene $8 \times 8 = 64$ celdas. En consecuencia, resulta evidente que el número de ceros asociados a la matriz de viajes de la parte derecha de la Figura 1 es significativamente superior al número de ceros asociados a la matriz de viajes de la parte izquierda. Por lo tanto, la estimación de ceros se relaciona estrechamente con el nivel de agregación considerado para el análisis.

3. MODELO DE DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE VIAJES

3.1. Modelo de Distribución

Las 2 metodologías de estimación de ceros que se exponen en el Capítulo 4, requieren de un modelo de distribución de viajes previamente especificado y calibrado. Para efectos del presente trabajo, se utilizó el modelo de distribución espacial de viajes basado en el concepto de destinos compitentes (Fotheringham, 1983; Fernández et al, 2007). Dicho modelo es representa una extensión del clásico modelo gravitacional (Wilson, 1970). El modelo de distribución de destinos compitentes se obtiene del siguiente problema de optimización equivalente:

$$\begin{aligned}
 \min_{\{T_{ij}\}} \quad & Z_2 = \sum_{ij} T_{ij} C_{ij} + \frac{1}{\beta} \sum_{ij} T_{ij} (\ln T_{ij} - 1) - \frac{\rho}{\beta} \sum_{ij} T_{ij} \ln S_{ij} \\
 \text{s.a.:} \quad & \\
 \sum_j T_{ij} = O_i \quad & (\mu_i), \quad \sum_i T_{ij} = D_j \quad (\lambda_j)
 \end{aligned} \tag{2}$$

donde T_{ij} y C_{ij} son el número de viajes y el costo entre el par (i, j) , S_{ij} es una medida de accesibilidad entre el par (i, j) , O_i y D_j son los viajes generados y atraídos por las zonas i y j , respectivamente. Parámetros β y ρ deben ser estimados. Al aplicar las condiciones de primer orden se obtiene:

$$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j (S_{ij})^\rho e^{-\beta C_{ij}} \tag{3}$$

$$A_i = \frac{1}{\sum_j B_j D_j (S_{ij})^\rho e^{-\beta C_{ij}}}, \quad B_j = \frac{1}{\sum_i A_i O_i (S_{ij})^\rho e^{-\beta C_{ij}}} \quad (4)$$

Es interesante notar que el modelo gravitacional (Wilson, 1970) corresponde al modelo (3) pero considerando $\rho = 0$. En términos econométricos, calibrar el modelo gravitacional clásico equivale a calibrar un modelo restringido, por lo que es factible determinar estadísticamente si ambos modelos son diferentes o no ($\rho = 0$ vs $\rho \neq 0$). Para ello, se contrasta la hipótesis nula de que ambos modelos son iguales mediante el siguiente contraste F . Una definición adecuada de S_{ij} (Fernández et al, 2007) es considerar el inverso del costo o distancia, es decir, $S_{ij} = 1/C_{ij}$. Los parámetros β y ρ pueden ser adecuadamente estimados mediante técnicas econométricas.

3.2. Correlación Espacial de Viajes

Para formular y calibrar modelos de corte transversal que incluyan el concepto de correlación espacial, es fundamental primero definir qué se entiende por correlación espacial y cómo incluirla analíticamente en los modelos. De manera simple, podemos definir correlación espacial al impacto que induce sobre la variable explicada de un determinado sector geográfico (número de viajes entre cada par O-D en nuestro caso), las variables explicadas y explicativas de sectores geográficos contiguos o vecinos. Anselin (1988) proporciona un completo tratamiento para muchos tópicos de la econometría espacial, incluyendo enfoques bayesianos de estimación así como también máxima verosimilitud.

De esta forma se define una matriz W de contigüidad que indica si una determinada celda Origen-Destino presenta una correlación espacial con otra celda Origen-Destino. En nuestro caso, la matriz $W = [w_{ij}]$ está compuesta por n vectores columna de $1 \times n$ $w_{ij} = [w_{ij,kl}]$ cuyos valores son 1 si ambas zonas del par (i, j) pertenecen a la misma comuna que ambas zonas del par (k, l) . Notar que si la matriz de viajes es de $m \times m$, la matriz de correlación espacial W será de dimensión $m^2 \times m^2$ ($n = m^2$). Es importante notar que la manera de definir la matriz de correlación espacial W es arbitraria, y depende del modelador. La definición de W descrita proporcionó resultados satisfactorios, y corrobora la importancia del fenómeno de correlación espacial en los modelos de distribución espacial de viajes.

Por otra parte, también existen muchas otras formas de definir el concepto de correlación espacial, las que dependerán del modelador y deben ser empíricamente analizadas para contrastar su validez. En nuestro caso, se optó por el Modelo con Correlación Espacial en Errores (SEM, ver Aselin (1988) y Arbia (2006)). La estructura general de este modelo es la siguiente:

$$Y = X\beta + \varepsilon, \quad \varepsilon = \lambda W\varepsilon + u, \quad u \sim N(0; \sigma_u^2 I) \quad (5)$$

donde $\varepsilon = [\varepsilon_{ij}] \sim N(0, \Sigma)$ es el vector $(1 \times n)$ de errores, con $\Sigma = \sigma_u^2 [(I - \lambda W)^T (I - \lambda W)]^{-1}$; $u = [u_{ij}]$ es un ruido blanco espacial gaussiano, y λ representa el grado de correlación espacial.

Para hacer consistente la formulación (5) con el modelo de distribución (3), se puede aplicar logaritmo natural a (3) y realizar el siguiente cambio de variable:

$$\underbrace{\ln T_{ij} - \ln O_i - \ln D_j}_{Y_{ij}} = \underbrace{\ln A_i + \ln B_j + \rho \ln(S_{ij}) - \beta C_{ij}}_{X_{ij}\theta} \quad (6)$$

Luego, agregando un término de error a la expresión (6) se obtiene el siguiente modelo econométrico lineal:

$$Y_{ij} = X_{ij}\theta + \varepsilon_{ij} \quad (7)$$

$$\varepsilon = \lambda W \varepsilon + u, \quad u \sim N(0; \sigma_u^2 I) \quad (8)$$

donde W es la matriz de correlación espacial cuyas componentes valen 0 ó 1, como se explicó anteriormente. Despejando ε_{ij} de la expresión (8) para introducirlo dentro de (7) se obtiene finalmente el siguiente modelo lineal escrito en términos vectoriales:

$$Y - \lambda WY = X\theta - \lambda WX\theta + u \quad (9)$$

3.3. Calibración del Modelo de Distribución con Correlación Espacial

La estimación de los parámetros ρ , β y λ se realizó mediante el método de máxima verosimilitud (Anselin y Bera, 1998), pero aplicado de manera iterativa, ya que a partir los parámetros ρ y β se obtienen directamente los factores de balanceo A_i y B_j . Debe notarse que la incorporación del fenómeno de correlación espacial se efectúa principalmente para mejorar la estimación de los ρ y β , de tal forma de obtener estimadores consistentes y eficientes; el parámetro λ en nuestro caso mide además el grado de correlación espacial de viajes, pero no afecta directamente la estimación de los viajes T_{ij} ni de los factores de balanceo A_i y B_j . La función de verosimilitud es la siguiente:

$$\begin{aligned} \ln L(\sigma_u^2, \lambda, \beta, \rho / Y, X) &= \frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln \sigma_u^2 + \ln |I - \lambda W| \\ &- \frac{1}{2\sigma_u^2} (Y - \lambda WY - (X\theta - \lambda WX\theta))^T (Y - \lambda WY - (X\theta - \lambda WX\theta)) \end{aligned} \quad (10)$$

El proceso iterativo es el siguiente (los resultados se muestran en la sección 5.2):

Paso 1: Definir valores iniciales de λ_0 , β_0 y ρ_0 (se inició con valores de 0.5 para λ_0 y ρ_0 , y -0.5 para β_0).

Paso 2: A partir de los valores iniciales de β_0 y ρ_0 , y de las variables exógenas C_{ij} y S_{ij} , obtener A_{i0} y B_{j0} iniciales mediante balanceo (ver (4)). Notar que A_i y B_j no dependen de λ , así como tampoco los valores de T_{ij} .

Paso 3: Resolver numéricamente el problema del problema (10), en nuestro caso con GAUSS,

respecto a los parámetros λ , β y ρ , pero considerando los valores A_{i0} y B_{j0} del Paso 2. De esta forma se obtienen los valores de λ_1 , β_1 y ρ_1 .

Paso 4: Comparar los valores de λ_0 , β_0 y ρ_0 con λ_1 , β_1 y ρ_1 . Si las diferencias son menores que un valor preestablecido, el proceso finaliza; si no, volver al Paso 2 con los valores λ_1 , β_1 y ρ_1 , y repetir el proceso hasta que converja.

4. METODOLOGÍAS PARA CONSTRUCCIÓN DE ESTRUCTURAS

4.1. Construcción de Estructuras Mediante Simulación de Montecarlo

La expresión (3) permiten obtener la probabilidad de viajar entre cada par O-D (i, j) del sistema. A dicha probabilidad se le ha denominado $P_{ij} = T_{ij} / \sum_{ij} T_{ij}$, y se cumple que $\sum_i \sum_j P_{ij} = 1$. Esta última permite construir el siguiente instrumento representado en la Figura 2:

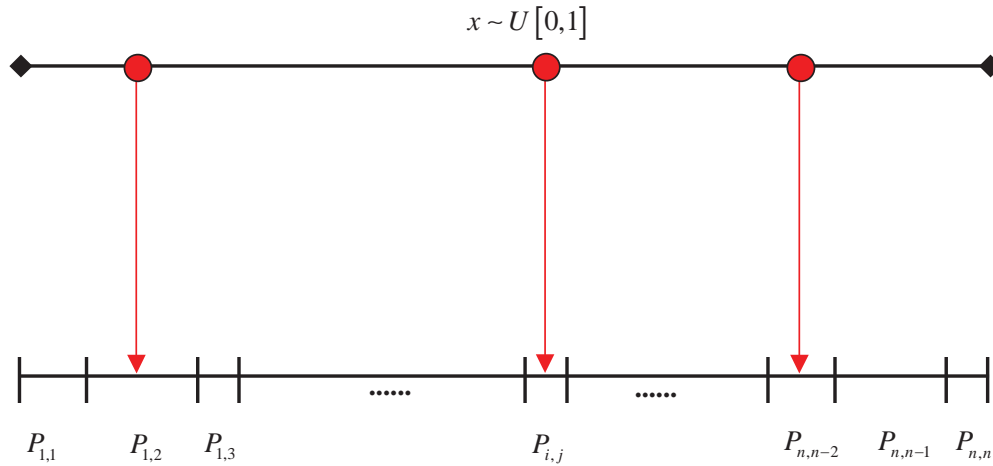


Figura 2: Densidad Acumulada de Viajes en el Sistema

Los valores de las probabilidades en el eje inferior de la Figura 2 son generadas a partir del modelo de distribución (ver expresión (3)). Mayores valores de probabilidad estarán representados por mayores anchos. Por ejemplo, en la Figura 2 se observa que $P_{1,2}$ es mayor que $P_{1,3}$. El experimento consiste en generar variables $x \sim U[0,1]$ y determinar sobre qué rango de probabilidad caerá; se generarán tantas variables x como viajes totales hayan en el sistema modelado. Por lo tanto, se puede decir que cada variable x corresponde a un viajero que está decidiendo el origen y destino de su viaje. Es interesante notar que el orden en que se pongan los valores P_{ij} (eje inferior de la Figura 2) es irrelevante, ya que lo importante es el valor de la probabilidad (ancho de la barra) y no su ubicación.

Debido a que existen pares (i, j) con mayor probabilidad de captar viajes que otros, existirán algunos pares con varias asignaciones de la variable $x \sim U[0,1]$, y muchos otros pares con cero viaje; es decir, hay diferentes viajeros que escogen el mismo par y hay algunos pares O-D que no son escogidos por los viajeros. Luego, aquellas celdas a las que no se les hayan asignado viajes (celdas vacías) definirán la estructura de la matriz.

4.2. Construcción de Estructuras Mediante Intervalos de Confianza

La estimación de viajes entre cada par O-D del sistema de transporte se realiza en nuestro caso a partir de la construcción de un modelo de distribución (ver (3)) definido por la expresión $\hat{T}_{ij} = \hat{T}_{ij}(\hat{A}_i, \hat{B}_j, \hat{\beta}, \hat{\rho}, C_{ij}, S_{ij})$, donde $(\hat{A}_i, \hat{B}_j, \hat{\beta}, \hat{\rho})$ corresponden a los estimadores de los parámetros de las funciones de demanda y (C_{ij}, S_{ij}) es el vector de atributos o niveles de servicio (variables explicativas) para viajar entre el par (i, j) . Recordar que la predicción \hat{T}_{ij} no depende directamente del parámetro de correlación espacial λ . Dado que los estimadores $(\hat{A}_i, \hat{B}_j, \hat{\beta}, \hat{\rho})$ son obtenidos mediante técnicas econométricas, utilizando el Teorema Central del Límite es factible obtener asintóticamente la función de densidad de \hat{T}_{ij} , como se muestra a continuación:

$$\hat{T}_{ij}(\hat{A}_i, \hat{B}_j, \hat{\beta}, \hat{\rho}, C_{ij}, S_{ij}) \sim N\left(T_{ij}(A_i, B_j, \beta, \rho, C_{ij}, S_{ij}); \nabla \hat{T}_{ij}^T \cdot \hat{\Sigma} \cdot \nabla \hat{T}_{ij}\right) \quad (11)$$

La matriz $\hat{\Sigma}$ es la matriz de varianzas y covarianzas de los estimadores $(\hat{A}_i, \hat{B}_j, \hat{\beta}, \hat{\rho})$, mientras que $\nabla \hat{T}_{ij}$ es el vector gradiente de la función $T_{ij}(A_i, B_j, \beta, \rho, C_{ij}, S_{ij})$ evaluada en $(\hat{A}_i, \hat{B}_j, \hat{\beta}, \hat{\rho}, C_{ij}, S_{ij})$, y $\nabla \hat{T}_{ij}^T$ es el traspuesto de este último. Para estimar la matriz de varianzas y covarianzas $\hat{\Sigma}$, se utilizó el enfoque planteado por Sen y Matuazewaki (1991). A partir de (11), es factible construir el siguiente intervalo de confianza para la predicción de viajes entre el par (i, j) definido por $\hat{T}_{ij} \pm t \cdot \hat{V}(\hat{T}_{ij})^{1/2}$, donde $\hat{V}(\hat{T}_{ij})^{1/2}$ es un escalar y t corresponde al nivel de confiabilidad que se le exige a la predicción (se utilizó $t = 2,33$ correspondiente a un 99% de confiabilidad de una distribución normal estándar, lo que permitió generar una cantidad de ceros similar a la de la matriz observada). Por lo tanto, la estructura de viajes resultante a partir de este segundo procedimiento se obtendrá definiendo con el valor cero los viajes entre pares (i, j) cuyo límite inferior del intervalo de confianza genere valores negativos.

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

La información de viajes utilizada para la estimación de los parámetros del modelo de distribución correspondió a una matriz de viajes en Transporte Público estimada a partir de una masiva encuesta realizada en el año 2001 a los usuarios de Transporte Público de Santiago (SECTRA, 2001), para el período punta mañana (7:30 a 8:30 hrs.). Esta matriz de viajes fue construida con una muestra muy grande: se entrevistó a un 17% del total de usuarios del transporte público al interior de los vehículos.

Por lo tanto, para efectos del presente análisis, se consideró esta matriz como la matriz real de viajes. Dicha matriz presenta las siguientes características, considerando 2 niveles de agregación (zonal y comunal):

Tabla 1: Matriz de Viajes en Transporte Público, Período Punta Mañana Año 2001, Santiago

| VARIABLE | Agregación Zonal | Agregación Comunal |
|-------------------------|------------------|--------------------|
| N° de Zonas | 577 | 36 |
| N° de Pares O-D | 332.929 | 1.296 |
| Viajes Totales | 524.674 | 524.674 |
| N° de Celdas con Viajes | 50.151 | 1.201 |
| N° de Celdas sin Viajes | 282.778 | 95 |
| % de Ceros | 84,9% | 7,3% |

Se observa que la matriz de viajes correspondiente al nivel más desagregado (577 zonas) tiene una gran cantidad de celdas vacías (84,9%), mientras que en el caso de la agregación comunal (36 comunas), el porcentaje de celdas vacías de la matriz es bajo (7,3%). Este resultado corrobora la importancia que tiene la estimación de los valores nulos en las matrices de viaje, particularmente cuando el número de zonas es elevado. En la Tabla 2 se reportan los resultados obtenidos mediante la calibración descrita anteriormente (ver sección 3.3), considerando el nivel de agregación zonal (577 zonas). La cantidad de datos utilizados fue de 50.151 observaciones (número de celdas con viajes).

Tabla 2: Parámetros Estimados Mediante Máxima Verosimilitud

| | β^* | ρ^* | λ^* |
|-------|-----------|----------|-------------|
| Valor | -0,460 | 0,468 | 0,904 |
| t | 169,4 | 15,3 | 37,6 |

Se observa que los signos de los parámetros son consistentes con la teoría, y que los 3 parámetros presentan una importante significancia estadística. Respecto al parámetro λ de correlación espacial, se puede apreciar que es también significativamente distintos de 1: $[(0,904 - 1)/(0,024)] = -3,2 < t_{0,01} = -2,33$. A la luz de los resultados, se corrobora que el fenómeno de correlación espacial se presenta de manera importante en los modelos de distribución espacial de viajes.

Como se expuso en el Capítulo 4, se consideraron 2 enfoques para estimar las celdas vacías al interior de una matriz de distribución espacial de viajes. Cada uno de estos 2 enfoques genera una determinada matriz de viajes, con una cantidad importante de valores nulos en su interior. Adicionalmente, con el modelo de distribución también se puede construir una matriz de viajes que no considere celdas vacías, es decir, que el modelo prediga valores en todas las celdas. La idea es ahora comparar estas matrices con la matriz observada (matriz construida a partir de la encuesta; ver sección 5.1). Por lo tanto, se analizaron y compararon 4 matrices diferentes:

- Matriz Observada (obtenida de la encuesta, con ceros)
- Matriz Construida con Experimento de Monte-Carlo (con ceros)
- Matriz Construida con el Método de Intervalos de Confianza (con ceros)
- Matriz Construida Directamente con el Modelo de Distribución (sin ceros)

Comparar celda a celda distintas matrices de viajes resulta poco práctico. Por dicha razón, se comparan las distribuciones de viajes asociados cada una de las matrices, las que quedan definidas adecuadamente por el histograma de viajes según rango de distancia.

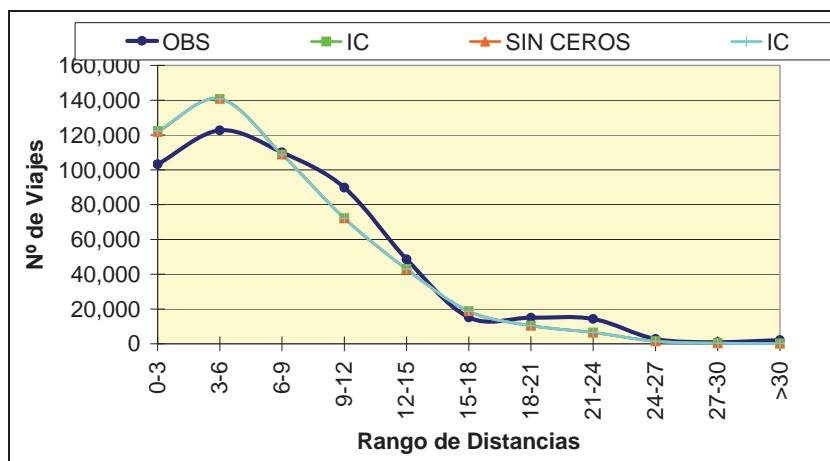


Figura 3: Histograma de Viajes Modelados y Observados

De la

Figura 3 se observa que en términos de distribución de viajes, las 3 matrices modeladas son prácticamente equivalentes entre sí, y similares a la matriz observada. Se podría concluir que los métodos utilizados para estimar matrices de viajes no serían relevantes; sin embargo, y como se observa en la Tabla 3, al asignar cada una de estas 4 matrices (la matriz observada y las 3 modeladas) sobre la red de transporte público, se obtienen resultados interesantes que muestran diferencias entre estas matrices. En la Tabla 3 se reportan los valores medios de niveles de servicio obtenidos de la asignación sobre la red de transporte público. El modelo de asignación utilizado corresponde al planteado por De Cea y Fernández (1993), que considera tiempo de espera variable en paraderos producto de la restricción de capacidad de los vehículos de transporte público, y que en el equilibrio se cumplen las condiciones del primer principio de Wardrop.

Tabla 3: Comparación de Niveles de Servicio

| VARIABLE | Observada | Sin Ceros | Intervalo Confianza | Monte-Carlo |
|------------------------------|-----------|-----------|---------------------|-------------|
| Distancia Media Viajes (*) | 8.41 | 7.03 | 8.04 | 8.05 |
| Tiempo Medio Acceso (min) | 6.20 | 6.29 | 6.35 | 6.35 |
| Tiempo Medio Espera (min) | 7.74 | 6.48 | 7.65 | 7.41 |
| Tiempo Medio Viaje (min) | 49.53 | 41.61 | 46.39 | 46.39 |
| Viajes Totales (pax/hr) | 524,674 | 524,674 | 524,674 | 524,674 |
| Consumo Total de Tiempo (hr) | 555,018 | 475,530 | 528,084 | 525,986 |

(*): corresponde a la distancia de la ruta mínima usada en la asignación, que no es la distancia euclidiana entre pares OD.

Se observa que el uso de una matriz de viajes modelada sin la estimación de celdas vacías (sin ceros) subestima la distancia media de viaje y el tiempo medio de viaje. Esto se debe a que, producto de no considerar explícitamente los pares O-D en que no existen viajes, se tienden a generar viajes entre todos los pares O-D, que en promedio son más cortos que en la matriz observada, ya que una de las variables explicativas es el costo generalizado de viaje entre los pares O-D. Por otra parte, se observa que los resultados de la asignación de las matrices que sí consideraron las celdas vacías mediante los enfoques de intervalos de confianza y experimentos de Monte-Carlo (IC y MONT), son muy similares entre sí, y reproducen de mejor manera los valores obtenidos de la asignación de la matriz observada.

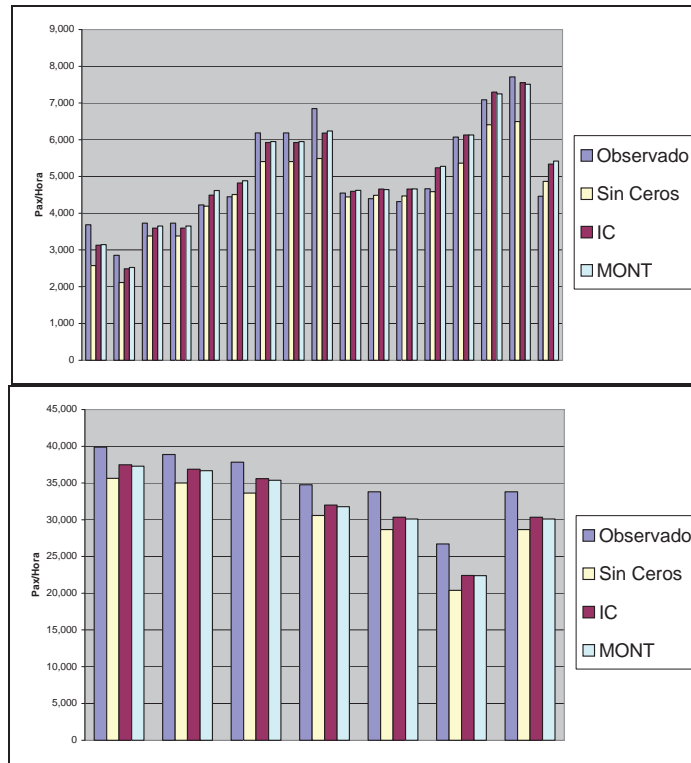


Figura 4: Flujos (pax/hr) Sobre Ejes de Transporte Público: Av. Santa Rosa y Alameda

Se observa que los perfiles de carga asociados a la matriz sin ceros son inferiores a los observados, y que las matrices IC y MONT son muy similares entre sí y reproducen de mejor manera los valores observados.

6. CONCLUSIONES

El enfoque metodológico expuesto en el presente trabajo permite obtener estimaciones adecuadas de los valores nulos de las matrices de viajes construidas a partir de modelos analíticos de distribución espacial de viajes. Como primera conclusión, se puede mencionar que la estimación explícita de ceros en las matrices de viajes mejora la modelación y por lo tanto los procesos de planificación de sistemas de transporte urbano, respecto al caso en que no se consideran las celdas vacías. Esto fue corroborado al analizar los resultados de asignación de las distintas matrices sobre la red, cuantificando además las distorsiones generadas en los niveles de servicio y en el consumo total de

tiempo en el sistema. Una segunda conclusión relevante corresponde a la constatación de la presencia de correlación espacial en la modelación de matrices de viajes. El coeficiente de correlación espacial obtenido fue de 0.9, lo que indica que los viajes realizados entre un determinado par origen-destino están fuertemente influenciados por los viajes de otros pares cuyos orígenes y destinos se encuentren cerca. Finalmente, es interesante destacar la similitud existente entre los resultados de las matrices generadas mediante los 2 enfoques: Monte-Carlo e Intervalos de Confianza. La asignación de ambas matrices sobre la red entregó resultados similares en términos de flujos y niveles de servicio, por lo que se puede decir que ambos enfoques son equivalentes. Sin embargo, la implementación del enfoque de Monte-Carlo es más simple.

REFERENCIAS

Anas, A. (1981). The Estimation of Multinomial Logit Models of Joint Location and Mode Choice from Aggregated Data. **Journal of Regional Science**, 21, 2, 223-242, 1981.

Anselin, L. (1998). Lagrange multiplier tests for spatial dependence and spatial heterogeneity, **Geographical Analysis**, vol. 20, pp. 1-17

Anselin, L. y A. Bera (1998). Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics. In: A. Ullah and D. E. A. Giles, Eds., **Handbook of Applied Economic Statistics**, pp. 237–289. New York: Marcel Dekker.

Arbia, G. (2006). **Spatial Econometrics**. Springer ed.

De Cea, J. y Fernandez, J.E. (1993). Transit Assignment for Congested Public Transport System: An Equilibrium Model. **Transportation Science**, Vol 27, N°2 May 1993.

Fernandez, J.E., J. De Cea, y L. De Grange (2007). **A Consolidate Approach for the Formulation and Calibration of Entropic Trip Distribution Models**. WCTR Paper submitted.

Fotheringham, A.S. (1983). A new set of spatial interaction models: the theory of competing destinations. **Environment and Planning A**, 15, 15-36.

Ortuzar, J. de D. y L.G. Willumsen (2001). **Modelling Transport**. John Wiley & Sons, Chichester.

Sen, A. y Z. Matuszewski (1991). Properties of Maximum Likelihood Estimates of Gravity Model Parameters. **Journal of Regional Science**, Vol-31, 4, pp. 469-486,

SECTRA (2001). **Actualización de Encuestas de Origen y Destino de Viajes, V Etapa**. Trabajo desarrollado por la Pontificia Universidad Católica de Chile, a través de su Dirección de Investigaciones Científicas y Tecnológicas (DICTUC).

Wilson, A. G. (1970). **Entropy in Urban and Regional Modeling**. Pion, London.