

Day-to-day variability en la elección modal: estimación de un modelo logit mixto con datos de paneles

Elisabetta Cherchi

Transport Research Centre TRANSyT,
Universidad Politécnica de Madrid, España

Cinzia Cirillo

Department of Civil and Environmental Engineering,
University of Maryland, College Park, USA

RESUMEN

Conocer la variabilidad del comportamiento de los individuos es crucial para comprender los patrones de viajes y para el desarrollo y la evaluación de políticas de planificación. La mayoría de las investigaciones en este tema se han enfocado en la participación en las actividades o en la generación de viajes. Los estudios de la variabilidad en la elección modales han estudiado los efectos producidos por cambios en el sistema de transporte ofrecido. Para medir estos cambios se usan datos de paneles con pocas olas repetidas a lo largo de meses. El objetivo de este trabajo es estudiar la variabilidad intrínseca en las preferencias de los individuos entre medios. La variabilidad intrínseca se refiere a la variabilidad entre los días de una semana y entre varias semanas cuando no hay cambios en la oferta de transporte. Además, se pretende estudiar el efecto en la elección modal debido a los planes de actividades realizados y en particular repetidos a lo largo de la semana o de un par de meses. A este efecto se han estimado modelos logit mixto de elección modales usando datos de paneles recolectados en un periodo continuo de seis semanas. Los resultados muestran que la elección modal es estable entre días de la semana con la excepción del día Viernes, y que también hay una fuerte componente de hábito en la preferencia para los modos.

1. INTRODUCCIÓN

El estudio de la variabilidad de la demanda es fundamental para la planificación de largo plazo en transporte. En los últimos 30 años muchos estudios han abordado el tema de la variabilidad con diferentes enfoques. La mayoría de ellos se han centrados en la variación del número de viajes generados (trip rates) o del tiempo diario de viaje (Pas, 1988; Kitamura, 1988) o en la variabilidad de los patrones de actividades (Bhat, 2005; Cirillo y Axhausen, 2006). Cabe señalar que estos estudios llegan a conclusiones diferentes. Algunos autores por ejemplo encontraron que la frecuencia de los viajes diarios es extremadamente estable entre semanas, mientras varía mucho entre los días de misma semana (Pas y Koppelman, 1987) y que el 65% de los trabajadores repiten el mismo viaje de compras regularmente cada dos días (Kitamura y van der Hoorn, 1987). Otros autores encontraron en vez que muy raramente se repite exactamente el mismo patrón de viajes diarios (Hanson y Huff, 1986), y que tanto la cadena de viajes como sus tiempos es muy variables entre días (Pas y Sundar, 1995).

Muy pocos estudios han abordado el problema de la variabilidad en la elección modal que

representa una etapa clave en la caracterización de la demanda de viaje. Hasta ahora, los modelos de elección de modo usualmente son basados en datos provenientes de un corte transversal, es decir considerando únicamente información en un único instante de tiempo. Este tipo de datos tiene la ventaja de ser simple de recolectar (por eso son los datos más común) pero tienen también la importante limitación de no permitir el estudio de la variabilidad entre días. Recién, la necesidad de entender mejor el comportamiento de los individuos por un lado, y los avances en las herramientas computacionales por otro lado, han hecho posible el uso de los paneles de datos. Sin embargo, hasta ahora, para la estimación de modelos de elección de modos han sido usados paneles “de largo plazo” que consisten en una encuesta de corte transversal repetida a las mismas personas en instantes separados de tiempo, por ejemplo una o dos veces (olas) al año por un cierto número de años, o antes y después de un cambio importante en el sistema de transporte. Por ejemplo, Chatterjee y Ma (2006) usan cuatro olas, Srinivasan y Bhargavi (2007) usan datos basados en dos olas repetidas en 5 años, mientras Yañez y Ortúzar (2009) estiman el efecto de inercia y shock en la elección modal usando datos recolectado ante (una ola) y después (usan 4 olas) una variación muy fuerte en el sistema de transporte urbano de Santiago (el Transantiago) en Chile.

Los paneles de largo plazo, por definición, no permiten obviamente estudiar variabilidad entre días de una o más semanas. Para esto se necesitan paneles de corto plazo, donde las mediciones son repetidas en un periodo “continuos” de tiempo (desde dos hasta siete o más días sucesivos), pero no son repetidas generalmente en años subsecuentes. El panel de datos recolectado en Alemania (Axhausen et al., 2002) y repetido luego en Suiza (Axhausen et al., 2007) representa el más largo y completo de los últimos años, ya que recoge la información de un diario de actividades y viajes durante seis semanas. Sin embargo, hay muy pocos artículos científicos en que se han estimado modelos de elección modales con paneles de corto plazo. Cirillo y Axhausen (2006) estimaron un modelo logit mixto de elección modal para analizar la variabilidad en el valor subjetivo del tiempo. Pero ellos enfocaron sus investigación en la variabilidad aleatoria interpersonale, asumiendo un comportamiento estable para el mismo individuo entre días. Ramadurai y Srinivasan (2006) estimaron un modelo logit mixto de elección modal para estudiar la variabilidad en el tiempo, pero ellos usaron un panel basado solamente en dos días, con lo cual sus análisis produce evidencia en la variabilidad al interior de los días más que entre días. Cherchi y Cirillo (2008) estimaron también un modelo logit mixto de elección modal usando el panel de seis semanas (Mobidrive) pero sus enfoque centra en las varias estructuras de correlación entre observaciones.

El objetivo de este artículo es estudiar la variabilidad de la elección entre días de una misma semana y a lo largo de seis semanas. Se estimaran modelos logit mixto de elección modales que incorporan explícitamente el efecto de las actividades que se repiten dando lugar a inercia en la elección del medio. La estimación además incluirá efectos de heterogeneidad sistemática y aleatoria entre personas, así como correlación entre las respuestas del mismo individuos.

El artículo está organizado como sigue. En la sección 2 se detalla el modelo logit mixto con referencia a su estimación con datos de paneles. En la sección 3 se ilustran los resultados de la estimación de los modelos, mientras la sección 4 resumen las conclusiones.

2. MODELO LOGIT MIXTO DE ELECCIÓN MODAL

El modelo logit mixto se sustenta en la teoría de la utilidad aleatoria, la cual considera que un individuo q actúa de forma racional al realizar una elección dentro de un conjunto discreto de alternativas disponibles $A(q)$. Esta teoría implica que el individuo evalúa el nivel de satisfacción (utilidad) que podría recibir al escoger cada alternativa y elegirá la alternativa j si y sólo si $U_{jq} \geq U_{iq}$, para todas las alternativas i disponibles. El analista por su parte no posee información perfecta, y es capaz sólo de conocer una parte de la utilidad (la que se llama comunemente utilidad representativa V_{jq}). Por lo tanto se postula una función de utilidad en la cual existirá un término de error ε_{jq} asociado a cada alternativa, que mide la diferencia entre la utilidad verdadera y la utilidad conocida por el modelador ($U_{jq} = V_{jq} + \varepsilon_{jq}$). El término de error hace que la utilidad sea una variable aleatoria y que sólo se pueda conocer la probabilidad que el individuo q elija la alternativa j , que está dada por:

$$P_{jq} = \Pr\{\varepsilon_{iq} \leq \varepsilon_{jq} + V_{jq} - V_{iq}, \quad \forall i \in A(q)\} \quad (1)$$

La forma del modelo de elección dependerá de la distribución de los términos de error.

El modelo Logit Mixto (ML) se caracteriza por tener un término de error con por lo menos dos componentes: una que distribuye Valor Extremo de tipo 1 (EV1) y que da lugar al famoso modelo Logit Multinomial (MNL), y otra componente (μ) que puede tener cualquiera distribución y que rende el modelo ML extremadamente flexible. La probabilidad de acuerdo a un modelo ML es la integral de probabilidades logit tradicionales sobre la densidad de los parámetros (Train, 2009).

$$P_{qj} = \int_{\Omega} \frac{e^{b_j + \mu_j}}{\sum_{i \in A(q)} e^{b_i + \mu_i}} \Omega' \mu \quad (2)$$

donde Ω son los parámetros poblacionales, b es un vector de parámetros fijos y L_{qj} es la probabilidad MNL de escoger la alternativa j condicional a la realización de μ .

En particular, cuando se dispone de más de una observación por individuo, es necesario tomar en cuenta la secuencia de elecciones hechas por el individuo. Así, si indicamos con $\mathbf{j} = \{j_1, \dots, j_t, \dots, j_T\}$ la secuencia de elecciones hechas por cada individuo q , la probabilidad de observar la secuencia \mathbf{j} será el producto de probabilidades ML:

$$P_{qj} = \int \prod_{t=1, \dots, T} \frac{e^{b_{j_t} + \mu_{j_t}}}{\sum_{i \in A(q)} e^{b_i + \mu_i}} \Omega' \mu \quad (3)$$

Cabe señalar que el modelo ML incluye el efecto de múltiples elecciones asumiendo que los gustos varían entre los individuos de la muestra, pero permanecen constantes entre las respuestas pertenecientes al mismo individuo.

El vector de los parámetros desconocidos se estima típicamente con el método de la máxima

verosimilitud. Ésto involucra el cálculo de $P_{qj}(b, \mu)$ por cada individuo q , lo que adquiere la evaluación de una integral multidimensional por cada individuo. Siendo ésto infactible en la práctica el valor de $P_{qj}(b, \mu)$ se replaza con su estimación Monte-Carlo (SP_{qj}):

$$SP_{qj} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R L_{qj}(b, \mu) \quad (4)$$

donde R es el número de extracciones aleatorias de μ . Entonces, los parámetros b y μ se calculan con el método de la máxima verosimilitud simulada:

$$\max_{(b, \mu)} SLL(b, \mu) = \max_{\mu} \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \ln SP_{qj}(b, \mu) \quad (5)$$

Los modelos han sido estimados usando el programa AMLET (Bastin *et al.*, 2006). Dado el objetivo de este estudio, fue especificada la siguiente función de utilidad:

$$U_{qjt} = \left(\beta_x + \beta_{xz} \cdot \mu_{x,q} + \beta_y \cdot y_j \right) \cdot X_{qjt} + \left(\beta_z + \beta_{zy} \cdot \mu_{y,q} + \beta_t \cdot t \right) \cdot Z_q + \varepsilon_{qjt} \quad (6)$$

donde X_{qjt} es un vector de variables de nivel de servicio, que varían entre individuos q , alternativas j , y entre los periodos de tiempos t ; Z_q es un vector de variables que varían entre individuos pero son fijas entre alternativas. En nuestra especificación Z_q incluye cuatro tipos de atributos: socio-económicos, de localización, episodios de actividades y inercia. $\mu_{x,q}$ y $\mu_{y,q}$ son vectores de parámetros individuales fijos entre periodos temporales pero distribuidos aleatoriamente con media zero y matriz de varianza-covarianza completa; mientras b_x, b_{xz}, b_z y b_y son vectores de parámetros constantes entre individuos y periodos temporales. b_t es un vector de parámetros específicos por cada periodo temporal, y permite tener en cuenta la variabilidad entre días de los parámetros de preferencias. Finalmente, y_j es un vector de variables mudas asociadas a la componente de error que toman el valor unitario si el elemento aparece en la función de utilidad de j , cero en otros casos. ε_{qjt} es el típico error EV1.

La especificación en la ecuación (7) permite estimar las heterogeneidades sistemática y aleatoria de las preferencias para los atributos del nivel de servicio y de la preferencia para cada alternativa. Así como la correlación entre alternativas y la correlación entre periodos temporales diferentes y la variabilidad entre días.

3. ESTIMACIÓN DE LOS MODELOS DE ELECCIÓN MODAL

En este trabajo se ha usado el panel de datos llamado *Mobidrive*, que fue recolectados en Karlsruhe (Germany) en el 1999. Se trata de un panel muy largo y completo en el cual 160 familias y 360 individuos proveen informaciones sobre los viajes hechos cada día a lo largo de seis semanas. La muestra final que fue usada para estimar los modelos se compone de 4089 tours. Nuestra análisis se concentró en los días laborales, ya que como se esperaba el

comportamiento el Sábado y Domingo es muy distinto que durante la semana, ante todo por la falta del vínculo de trabajo.

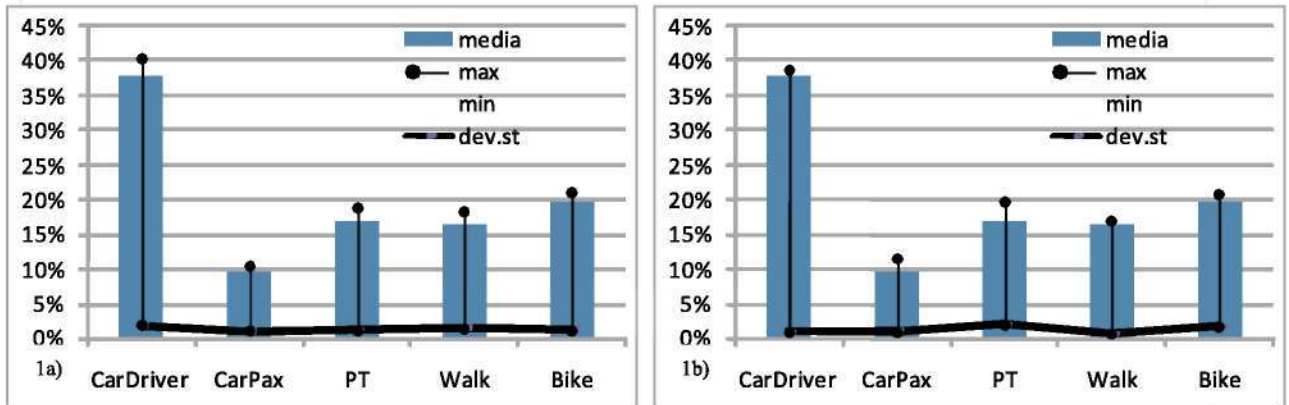


Figura 1 Distribución del modo elegido y su variación entre días (1a) y semanas (1b)

En la Figura 1 se puede apreciar como el 39% de los tours son realizados con coche manejando y son bastante estables entre días y semanas. Ésta es una primera análisis descriptiva de los datos que se refiere solamente al números de tours realizados en la muestra. Para analizar la variabilidad en el comportamiento de los individuos entre días, se necesita estimar modelos de elección modal.

Los resultados reportados en la Tabla 1 han sido estimados usando el conjunto completo de datos de panel e incluyen, además de las típicas variables de nivel de servicio, los efectos de heterogeneidad sistematicas y aleatoria en las preferencias por el tiempo de viaje y específicas por modos de transporte, los efectos de las características socio-demográficos y de localización y los efectos que se deben a las actividades que son repetidas a lo largo de la semana o de un par de meses. En particular, para medir esto efecto se ha construido una variable muda (tour repetido) que toma el valor uno si el tour considerado ha sido ya realizado con las misma características (mismo modo, motivo y nivel de servicio) en un día anterior, cero en otros casos. La Tabla 1 muestra los resultados de un modelo MNL, un modelo logit mixto sin efecto de paneles y finalmente un modelo logit mixto con efecto de paneles entre las observaciones de cada individuo. Los primeros dos modelos se estimaron por comparación siendo modelos errato en caso de datos de paneles. El MNL es un modelo básico que siempre se estima de referencia. El modelo ML sin panel sirve para medir el efecto de la correlación entre observaciones y aislar esto efecto del efecto de la heterogeneidad aleatoria.

Ante de comentar los resultados obtenidos es importante decir que los modelos han sido estimado también con parámetros específicos por cada día de la semana y cadauna de las seis semanas incluydas en el panel. Para analizar si los parámetros estimados eran significativamente distintos entre entre días y semana, se usó el típico t-test para variables genéricas:

$$t_{test} = \frac{(\hat{\beta}_i - \hat{\beta}_j)}{\sqrt{\hat{\sigma}_i^2 + \hat{\sigma}_j^2 - \hat{\sigma}_i \hat{\sigma}_j}} \quad (7)$$

donde $(\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_j)$ son los parámetros específicos para los días i y j , $(\hat{\sigma}_i^2, \hat{\sigma}_j^2)$ sus varianzas y $(\hat{\sigma}_i, \hat{\sigma}_j)$ la covarianza entre los dos parámetros. Los resultados muestran que los parámetros son estables entre días y semanas, excepto que el Viernes y la última semana del panel. La diferencia del Viernes se explica fácilmente ya que se trata de un día pre-festivo. La diferencia de la última semana no parece tener razón clara. Podría deberse a cansancio al final de la entrevista o a razones aleatorias.

Los resultados muestran que hay una significativa heterogeneidad sistemática en el tiempo de viaje. Y en particular la utilidad marginal del tiempo de viaje es menor para los usuarios casado con hijos, las mujeres que trabajan part-time y para los viajes al trabajo, mientras aumenta al aumentar de número de stops realizados durante el tour y para los individuos que viven en áreas suburbanas y usan el transporte público (más largo el viaje menor menor la disutilidad asociada a un minuto adicional de viaje). No sorprende que los usuario entre 26 y 35 años tienen una preferencia para viajar en coche manejando, mientras los individuos con hijos y los mayores prefieren no viajar en transporte público. Es interesante notar la significatividad de muchas variables, cuales el abono semanal y los kilómetros viajados, que son indicadores típicos de hábito. La significatividad de la variable de viajes repetidos confirma también la importancia del hábito en la preferencia para un ciertos modos (sobre todo los modos más sostenibles).

Además de variaciones sistematicas, los datos muestran también una significativa heterogeneidad aleatoria en la preferencia para el tiempo de viaje y en la preferencia específicas para las alternativas. El modelo logit mixto es significativamente superior al modelo MNL y además, como esperado, el ML que incorpora correlación entre observaciones del mismo individuo, es significativamente superior al ML sin efecto de panel.

4. CONCLUSIONES

En esto artículo se ha usado datos de paneles de corto plazo, recolectados en un periodo continuo de tiempo, para estudiar la variabilidad entre días en la elección modal. En particular se ha estimado un modelo logit mixto que permite estudiar también la heterogeneidad sistematica y aleatoria entre individuos así como la correlación entre las observaciones de un mismo individuo. Los modelos estimados muestran que la preferencia de los usuarios son bastante estables a lo largo de los días de la semana y también entre varias semanas, confirmando como los usuarios tienen plan de actividades y viajes que se repiten iguales durante los días. Ésto efecto se reduce el Viernes, que representa el día de demarcación entre la típica semana laboral y el fin de semana, que tiene características marcadamente distintas. Los resultados de los modelos confirman también que la presencia de un fuerte efecto de hábito en la elección modal. Los datos muestran que hay muchos viajes repetidos con las mismas características (modo, motivos, origen y destino) y hay una preferencia a usar el mismo modo para hacer los mismos viajes. Es importante destacar que esto efecto no se pierde al incluir variables típicas de hábito cuales el abono o los kilómetros viajados.

Alts	Variables	MNL		ML independiente		ML panel	
		Estima	t-test	Estima	t-test	Estima	t-test
<i>Constantes Específicas de las Alternativas(coche conductor de referencia)</i>							
CP	ASC - Coche Pasajero	0.279	1.2	0.880	1.9	1.107	1.9
	st. dev.	-	-	3.094	6.5	1.428	6.8
PT	ASC - Transport Publico	-0.775	2.9	-9.608	3.7	-1.081	1.7
	st. dev.	-	-	9.601	5.2	2.989	5.3
W	ASC - Caminando	-0.290	1.1	-0.775	1.5	0.106	0.1
	st.dev.	-	-	-0.061	0.1	2.019	4.0
B	ASC - Bici	-1.723	7.1	-3.817	5.9	-3.394	3.7
	st. dev.	-	-	-2.349	5.4	3.871	3.5
<i>Variables de LOS (variación aleatoria)</i>							
All	Tiempo	-0.010	2.8	-0.016	1.8	-0.052	3.5
	st. dev.	-	-	0.014	1.3	0.078	7.1
All	Costo	-0.096	5.8	-0.145	4.3	-0.183	1.5
	st. dev.	-	-	0.019	0.9	0.194	1.9
<i>Interacción con el Tiempo (variación determinística)</i>							
W	Tiempo * tour repetidos	-0.057	8.5	-0.126	6.7	-0.037	1.9
B	Tiempo * tour repetidos	-0.062	9.0	-0.164	6.6	-0.045	2.4
All	Tiempo * casado con hijo(s)	-0.019	4.6	-0.052	5.1	-0.066	5.8
All	Tiempo * mujer part-time	-0.017	3.1	-0.058	3.7	-0.021	2.4
All	Tiempo * trabajo	-0.021	5.1	-0.072	4.5	0.013	1.4
All	Tiempo * número de stops	0.005	3.6	0.014	3.7	0.017	7.9
PT-W-B	Tiempo * educación	0.019	4.8	0.037	3.8	0.045	3.5
PT	Tiempo * localización suburbana	0.011	3.9	0.035	3.1	0.030	2.1
B	Tiempo * edad 51-65	-0.018	3.1	-0.030	2.6	-0.065	3.3
All	Tiempo * semana 6	-0.014	3.5	-0.033	3.4	-0.017	6.4
All	Tiempo * Viernes	0.009	2.4	0.015	1.6	0.006	1.3
<i>Atributos Socio-demográficos y de localización específicos de las alternativas</i>							
CD	Mileage Annual	0.018	5.3	0.040	4.3	0.043	2.0
CD	Usuario principal del coche	1.449	12.2	3.251	7.6	1.813	2.7
PT	Localización Urbana	0.520	3.2	2.244	3.4	0.899	1.3
PT	Casado con hijos(s)	-1.340	9.4	-5.906	5.2	-1.741	1.6
PT	Número de Billetes Estacionales	1.881	11.2	12.598	4.5	2.509	3.2
CD	Edad 26-35	2.190	5.3	3.583	4.6	1.456	1.2
PT	Edad 51-65	-0.358	3.2	-2.934	3.8	-0.401	0.4
W	Edad 51-65	0.675	5.3	1.812	5.8	1.117	1.3
B	Edad 18-25	1.137	6.7	1.620	3.7	0.333	0.6
B	Edad 26-35	1.930	6.1	2.825	4.6	1.860	1.8
B	Edad 51-65	0.749	4.3	1.666	4.3	2.054	3.0
<i>Atributos de Actividad</i>							
CP	Placer	0.977	5.9	2.480	5.8	0.984	1.6
CD	Budget de tiempo	0.001	4.1	0.003	4.4	0.001	2.4
PT	Placer	-0.622	3.8	-2.683	3.7	-0.285	0.6
PT	Trabajo	1.357	7.8	4.358	5.6	0.607	0.8
B	Budget de tiempo	0.001	5.6	0.003	5.0	0.002	2.6
<i>Efectos de Hábitos</i>							
PT	Tour repetidos	0.505	5.2	1.755	3.7	0.547	1.9
W	Tour repetidos	2.498	9.9	5.354	7.2	1.727	2.6
B	Tour repetidos	2.281	11.0	5.022	7.2	1.844	3.2
Final log-likelihood		-2683.22		-2557.09		-1830.15	
Adjusted rho-squared		0.381		0.408		0.583	

Tabla 1 – Resultados de la estimación de los modelos

REFERENCIAS

- AXHAUSEN, K., ZIMMERMANN, A., SCHÖNFELDER, S., RINDSFÜSER, G. y HAUPT, T. (2002) Observing the rhythms of daily life: A six-week travel diary. *Transportation* 29(2), pp. 95-124.
- AXHAUSEN, K., LÖCHL, M., SCHLICH, R., BUHL, T. y WIDMER, P. (2007) Fatigue in long-duration travel diaries. *Transportation*, 34, 143-160.
- BASTIN, F., CIRILLO, C. y TOINT, P. (2006) Application of an adaptive Monte-Carlo algorithm for mixed logit estimation. *Transportation Research* 40B (7), 557-593.
- Bhat, C., y Srinivasan, S. (2005) A Multidimensional Mixed Ordered-Response Model for Analyzing Weekend Activity Participation. *Transportation Research* 39B (3), pp. 255-278.
- CHATTERJEE, K. y MA, K. (2006) Behavioural responses to a new transport option – a dynamic analysis using a six-month panel survey, paper presented at the 11th International Conference on Travel Behaviour Research, Kyoto, Japan.
- CHERCHI, E. y CIRILLO, C. (2008) A modal mixed logit choice model on panel data: accounting for systematic and random heterogeneity in preferences and tastes. 86th Seminar on Transportation Research Board. Washington DC, USA, (on CD).
- CIRILLO, C. y AXHAUSEN, K. (2006) Evidence on the distribution of values of travel time savings from a six-week travel diary. *Transportation Research* 40A, pp. 444-457.
- HANSON, S. y HUFF, J. (1986) Classification issues in the analysis of complex travel behavior. *Transportation* 13, pp. 271-293.
- KITAMURA, R. (1988) Formulation of trip generation models using panel data. *Transportation Research Record*, 1203, 60-68.
- KITAMURA, R. y VAN DER HOORN, T. (1987) Regularity and irreversibility of weekly travel behavior. *Transportation* 14, pp. 227-251. Kitamura, 1986, 1987
- PAS, E. (1988) Weekly travel-activity behavior. *Transportation* 15, 89-109.
- PAS, E. y KOPPELMAN, F. (1987) An examination of the determinants of day-to-day variability in individuals' urban travel behavior. *Transportation* 14, pp. 3-20
- PAS, E. y SUNDAR, S. (1995). Intra-personal variability in daily urban travel behavior: Some additional evidence. *Transportation* 22, 135-150.
- RAMADURAI, G. y SRINIVASAN, K. (2006) Dynamics and Variability in Within-Day Mode Choice Decisions: Role of State Dependence, Habit Persistence, and Unobserved Heterogeneity, *Transportation Research Record* 1977, pp. 43-52.
- SRINIVASAN, K. y BHARGAVI, P. (2007) Longer-term changes in mode choice decisions in Chennai: a comparison between cross-sectional and dynamic models. *Transportation* 34(3), pp. 355-374.
- TRAIN, K. (2009) *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge, Inglaterra: Cambridge University Press.
- YÁÑEZ, M.F. y ORTÚZAR, J. de D. (2009) Modelling choice in a changing environment: assessing the shock effects of a new transport system. En S. Hess and A. Daly (Eds.), *Choice Modelling: The State-of-the-Art and the State-of-Practice, Proceedings from the Inaugural International Choice Modelling Conference*. Emerald, Bingley (forthcoming).