

Diseño Experimental de PD con Dependencia entre Niveles de Atributos: Aplicación a Modelos de Elección de Horario de Viajes

Julián Alberto Arellana^{1,2}, Juan de Dios Ortúzar², Luis Ignacio Rizzi²

RESUMEN

Los atributos de diseño para una alternativa determinada en un experimento de elección, comúnmente se consideran independientes entre sí; sin embargo, en algunos casos realizar este supuesto puede dar lugar a situaciones de elección poco realistas. Este es el caso de experimentos relacionados con elección del horario de viaje, donde el costo y el tiempo de viaje suelen depender fuertemente de la hora en que este se inicia.

El objetivo de este artículo es presentar un procedimiento de diseño por etapas que permite generar experimentos de elección eficientes y realistas cuando existen restricciones de dependencia entre atributos de una misma alternativa. El procedimiento de diseño, además, permite incluir otro tipo de restricciones para aumentar el realismo de las situaciones de elección, tales como: umbrales de diferencia entre los atributos de diferentes alternativas, valores de los atributos personalizados para cada encuestado, y restricciones de dominancia o eliminación de alternativas irrelevantes.

El procedimiento de diseño descrito en este artículo fue aplicado en el contexto de un estudio sobre la hora de inicio de viajes al trabajo en Santiago (Chile). Los resultados de estimar los modelos resultantes y los experimentos de simulación realizados demuestran las bondades del diseño experimental propuesto, cuando existen relaciones de dependencia entre atributos de una misma alternativa.

Palabras clave: Diseño de experimentos de PD, dependencia entre atributos, modelos de elección de horario de viajes.

ABSTRACT

Design attributes in stated choice experiments are usually considered independent; however, in some cases this may lead to unrealistic choice situations. This is the case when modelling departure time choice as both cost and travel time depend on the time of departure. This paper presents a procedure for designing efficient stated choice experiments that take into account the dependence among attributes in order to increase realism. The design procedure also allows to consider other types of restrictions, such as threshold differences among the attributes of different alternatives, customised attribute values for each respondent, and dominance restrictions or elimination of irrelevant alternatives.

Modelling results based on a real application to departure time choice for trips to work in Santiago, and on a simulated databank demonstrate the good properties of this statistical design procedure in the case studied.

Keywords: Design of experiments PD, dependency between attributes, choice models of travel time.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la mayoría de las aplicaciones de modelos de elección discreta se hacen utilizando datos de preferencias declaradas (PD). Los datos de PD presentan ciertas ventajas sobre los datos de preferencias reveladas (PR) en cuanto al costo de recolección, número de observaciones por encuestado, tratamiento de la correlación entre atributos, e información que conoce el modelador en cuanto a la elección y a los atributos de ésta. Sin embargo, los datos de PR representan el comportamiento real de las personas, y no un comportamiento hipotético (como en el caso de las PD) que puede estar afectado por ciertos sesgos (i.e., de afirmación, de política, entre otros, ver Ortúzar y Willumsen, 2011, cap. 3).

En el área de transporte, utilizar experimentos de PD, particularmente del tipo elección, es una práctica común para obtener información a un costo menor que el de las PR, que permita detectar la influencia individual de ciertas variables sobre la elección estudiada, estimar disposiciones al pago, modelar la demanda actual o incorporar alternativas hipotéticas de consumo, entre otros. Los experimentos de elección (*stated choices*) como los definen Louviere *et al.* (2000), son un tipo de encuestas de preferencias donde se presentan múltiples situaciones hipotéticas de elección a los encuestados, que son descritas mediante una información de contexto y un conjunto de alternativas y atributos escogidos/controlados en su totalidad por el modelador. Cuando nos refiramos a datos de PD en este artículo, nos estaremos refiriendo a datos obtenidos a partir de experimentos de elección.

La construcción de las situaciones hipotéticas de elección que enfrentarán los encuestados, es decir la definición del contexto, alternativas, atributos y niveles de los atributos a presentar, se conoce como *diseño* del experimento de elección. Este no sólo es la matriz de valores que indica donde iría cada elemento del diseño dentro del experimento PD, sino que va más allá; de hecho, es un proceso que demanda tiempo y se encuentra lejos de ser simple (Ortúzar y Willumsen, 2011). El diseño de un experimento de elección juega un rol crucial en los resultados que se obtienen al aplicar una encuesta de PD, pues tiene que ver con que se presenta, cómo se presenta y en qué cantidad.

La práctica tradicional en el diseño de experimentos de elección consiste en considerar que los atributos de diseño son ortogonales entre sí, es decir, que no están correlacionados o no presentan alguna relación de dependencia entre sí. Sin embargo, existen casos particulares donde realizar este supuesto de independencia entre atributos puede resultar en situaciones de elección poco realistas. Un ejemplo claro de falta de independencia entre atributos se da en el caso que exista una tarificación diferenciada por hora del día, por ejemplo, cuando el costo de viaje pueda estar muy relacionado con la hora en que se realiza un viaje e incluso con el tiempo que tarda el mismo.

El objetivo de este artículo es presentar una metodología que permita generar experimentos de elección eficientes, realistas y

¹ Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Universidad del Norte, Colombia.

² Departamento de Ingeniería de Transporte y Logística, Pontificia Universidad Católica de Chile.

sencillos, incluyendo restricciones de dependencia entre atributos de una misma alternativa, umbrales de diferencia entre los atributos de diferentes alternativas, y valores de los atributos personalizados para cada encuestado usando alternativas de referencia reportadas por ellos mismos.

El procedimiento de diseño presentado en este artículo se desarrolló con el fin de generar un experimento de PD para estimar un modelo de elección horaria de viajes usando una muestra de aproximadamente 360 trabajadores en Santiago. El interés principal del proyecto era estudiar las elecciones de horario de viajes, al trabajo y desde el trabajo, del grupo de empleados encuestados. No se han reportado en la literatura diseños de esta naturaleza aplicados a la construcción de experimentos de elección del horario de viajes.

La principal contribución de este artículo al estado del arte en el diseño experimental PD, se relaciona con la presentación de un novedoso procedimiento que, además de incluir diferentes restricciones para el realismo del experimento de elección, permite acomodar la dependencia entre atributos de una misma alternativa. Adicionalmente, la aplicación de un diseño eficiente (como se explicará más adelante) busca seguir entregando evidencias sobre las ventajas de utilizar experimentos generados a partir de alternativas de referencia, específicamente, cuando éstas provienen de una encuesta de PR previa. Las ventajas de usar alternativas de referencias reportadas por el individuo están asociados a una mejora en la eficiencia del diseño y al aumento del realismo de la encuesta, tal como lo reportan Rose *et al.* (2008), Caussade *et al.* (2005), y Train y Wilson (2009).

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 presenta una breve discusión relacionada con los diseños de encuestas de preferencias declaradas. La sección 3 describe los principales diseños experimentales utilizados en estudios previos del tema e identifica los problemas no abordados por estos diseños; estos motivaron el procedimiento presentado en este artículo. La sección 4 presenta el contexto del estudio en que se implementó el procedimiento de diseño propuesto; la sección 5 describe el procedimiento de diseño y algunos resultados obtenidos al implementarlo, y la sección 6 discute los resultados de estimar modelos con una muestra que respondió los experimentos de elección diseñados. Finalmente, la sección 7 entrega algunas conclusiones basadas en los resultados anteriores.

2. DISEÑO DE ENCUESTAS DE PD

Un objetivo clave de un diseño experimental es generar una encuesta (en este caso de PD) que permita maximizar la información a obtener con el menor número de observaciones. Aspectos claves en el éxito de un diseño experimental de PD son el realismo y la complejidad del mismo. Estas características se deben balancear para obtener resultados adecuados y, además, garantizar que las personas comprendan correctamente las situaciones de elección presentadas. Para una mayor discusión en el tema, ver Ortúzar y Willumsen (2011).

Existen dos alternativas para generar diseños en experimentos de elección. La primera no realiza supuestos en relación con los parámetros a estimar en los modelos de elección y puede considerarse el enfoque tradicional. Ejemplos de este enfoque son los diseños factoriales y los diseños ortogonales (Louviere *et al.*, 2000; Street y Burgess, 2004). La segunda corriente de pensamiento intenta aprovechar información *a-priori* de los parámetros para generar diseños eficientes que minimicen la cantidad de observaciones requeridas (Rose y Bliemer, 2008).

2.1 Diseños que no Realizan Supuestos *a priori* de los Parámetros a Estimar

Estos fueron los primeros diseños en ser usados para generar experimentos de elección en PD y aún siguen contando con gran popularidad. A su favor cuentan con la facilidad para ser creados, pues vienen implementados en paquetes estadísticos muy utilizados, como SPSS, o también pueden generarse a partir de los diseños publicados por Kocur *et al.* (1982).

Estos diseños se basan en la teoría del diseño experimental para modelos de regresión lineal, en que la varianza de los parámetros estimados viene dada por la ecuación (1).

$$\text{Var}(\hat{\beta}_i) = \frac{\sigma^2}{\sum x_i^2 (1-r^2)} \quad (1)$$

donde σ^2 representa la varianza del modelo, x_i son los niveles de los atributos, y r^2 la correlación entre éstos.

Un propósito importante de un diseño experimental es que los datos permitan estimar parámetros (β) con el mínimo error estándar posible. Los errores estándar se obtienen de la raíz de la matriz de covarianza de los modelos. Si la correlación r^2 no es cero, la varianza de los parámetros estimados crecerá con la correlación. Por esta razón, una de las características deseadas dentro de la clase de diseños para experimentos lineales es la ortogonalidad. Esta se refiere a la ausencia de correlación entre los atributos del diseño, permitiendo que todos los parámetros sean estimables en forma independiente (ausencia de multicolinealidad); además, la ortogonalidad garantiza que el diseño lineal minimice la varianza estimada de los parámetros. De esta forma, cuando existe ortogonalidad en modelos lineales, la matriz de covarianza está dada por la ecuación (2):

$$\text{MVC}(\beta) = \sigma^2 (X'X)^{-1} \quad (2)$$

Entonces, en el caso de modelos lineales minimizar los errores estándar es equivalente a maximizar la norma de la matriz de información, que viene dada por $(X'X)^{-1}$.

El problema de forzar la propiedad de ortogonalidad en un diseño es que ésta debe mantenerse para todos los atributos en todas las situaciones de elección; por ende, si se generan diseños con un gran número de elecciones, en la práctica deben usarse bloques y para garantizar la ortogonalidad estos bloques deben ser igualmente usados (Ortúzar y Willumsen, 2011, cap 3). Aún peor, en algunos casos para garantizar la ortogonalidad en el diseño, se pueden producir situaciones repetidas o donde una alternativa de elección claramente domine a otra en términos de utilidad (es decir, es preferida sin lugar a dudas). Las situaciones con presencia de atributos repetidos o dominados no entregan mayor información al modelador en cuanto al compromiso entre atributos que se espera que el individuo realice, y pueden generar situaciones que el individuo considere poco realistas; por estos motivos, la dominancia debe evitarse a toda costa.

Dado que garantizar la ortogonalidad en todo el diseño y en la etapa de estimación no es trivial, más cuando se puedan dar situaciones de elección dominadas, Burgess y Street (2005) desarrollaron un enfoque de diseño ortogonal óptimo en diferencias. El principio de este enfoque es generar experimentos donde los atributos comunes entre alternativas nunca puedan tomar los mismos niveles durante una situación de elección; los autores argumentan que la ortogonalidad que importa cuando se usan modelos de elección discreta, es la que viene dada por la diferencia entre los niveles de los atributos de diferentes alternativas.

Los diseños ortogonales óptimos en diferencias suelen ser útiles cuando no se dispone de información previa respecto a los coeficientes de los parámetros a estimar. Sin embargo, Rose y Bliemer (2008) reportan que, en la práctica, estos diseños pueden producir experimentos con gran número de situaciones de elección, o pueden ser difíciles de encontrar si se fijan las situaciones de elección. Además, limitan la aparición de sólo un conjunto de niveles de atributos entre alternativas –aquellos que maximizan la diferencia entre niveles– y, además, promueven ciertas formas de comportamiento en las respuestas no necesariamente deseables (ej: elecciones lexicográficas).

2.2 Diseños Eficientes

Los modelos de elección discreta normalmente no son modelos lineales, por lo tanto el diseño de experimentos de elección para este tipo de modelos no tiene las mismas características que para un modelo lineal. Manteniendo el mismo concepto de obtener estimaciones de los parámetros con mínimo error estándar, la idea es enfocarse en la matriz de información de un modelo de elección discreta, ya que los errores estándar asintóticos se pueden obtener, a partir de esta matriz como se muestra en la ecuación (3):

$$MAVC(\beta) = - \left(E \left(\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta^2} \right) \right)^{-1} \quad (3)$$

donde $l(\beta)$ es la log-verosimilitud en convergencia del modelo estimado (Ortúzar y Willumsen, 2011, cap 8).

A diferencia de los modelos lineales, en los modelos de elección discreta (que son altamente no lineales) estimados por máxima verosimilitud, la condición de primer orden no es lineal en los parámetros y por lo tanto, la matriz de covarianza asintótica (MAVC) depende de los parámetros a estimar. Para un modelo logit simple (MNL) con todos sus parámetros genéricos, McFadden (1974) demostró que la matriz de información, $I(\beta)$, podía representarse como se muestra en la ecuación(4):

$$I(\beta) = \frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta^2} = Z(\beta)' P(\beta) Z(\beta) \quad (4)$$

donde:

$$Z_{jk}(\beta) = X_{jk} - \sum_j X_{jk} P_j(\beta) \quad (5)$$

y X_{jks} corresponde al nivel del atributo k , para la alternativa j ; P_{js} es la probabilidad calculada para la alternativa j con los parámetros β y niveles X_{jk} .

El caso de modelos MNL con parámetros no genéricos es tratado por Rose *et al.* (2008).

Dado que la MAVC depende de los parámetros que se desea estimar, estos diseños parten de la base que se dispone de información *a priori* que es posible utilizar para mejorarlos. La información *a priori* a utilizar para minimizar el valor esperado del inverso de la matriz de información, no sólo corresponde al valor esperado de los parámetros a estimar; también se pueden utilizar los signos esperados de los parámetros, la forma del modelo a estimar y hasta información sobre las posibles interacciones con otras variables socioeconómicas.

La MAVC juega un papel importante en el diseño de experimentos de elección pues el concepto de eficiencia se asocia a su minimización. Un diseño será más eficiente mientras menor sea la norma de la MAVC, ya que por definición se obtendrán menores errores estándares para un mismo tamaño de muestra o, lo que es lo mismo, un diseño más eficiente requerirá menos observaciones para obtener el mismo error estándar de los parámetros.

Con el fin de comparar la eficiencia de diferentes diseños se han propuesto diferentes métricas relacionadas con la norma de la MAVC y la información *a priori* utilizada para calcularla. La medida de eficiencia más usada se denomina *D-error* (ecuación 6), y se obtiene a partir del determinante de la MAVC normalizada por la potencia de la razón del número K de parámetros a estimar en el modelo (Rose y Bliemer, 2008). Otra medida de eficiencia que se ha propuesto es el *A-error* que se obtiene al calcular la traza de la MAVC dividida por el número K de parámetros a estimar (ecuación 7).

$$D-error = \det \left\{ - \left(E \left(\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta^2} \right) \right)^{-1} \right\}^{\frac{1}{K}} \quad (6)$$

$$A-error = \frac{\text{tr} \left\{ - \left(E \left(\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta^2} \right) \right)^{-1} \right\}}{K} \quad (7)$$

Para indicar con que información *a priori* fue calculada la MAVC, se suele adicionar un subíndice a la definición de la medida del error calculada para el diseño:

- El subíndice z (*zero*) indica que no se utilizó información *a priori* acerca de los parámetros a estimar, o lo que es lo mismo, los parámetros se asumieron iguales a cero.
- El subíndice p (*priors*) implica que se utilizó información *a priori* fija acerca de los parámetros a estimar.
- El subíndice b (*Bayesian*) señala que se incorporó incertidumbre acerca del valor *a priori* en al menos uno de los parámetros a estimar; esta incertidumbre se incorpora calculando valores aleatorios para los parámetros *a priori* de acuerdo a una distribución entregada por el modelador. El cálculo de la medida de error Bayesiano, es el valor esperado de la medida del error sobre las realizaciones aleatorias efectuadas. La ecuación (8) muestra el *D-error Bayesiano* (Bliemer *et al.*, 2008) y la ecuación (9) el *A-error Bayesiano*:

$$D_b-error = \int_{\beta} \det \left\{ - \left(E \left(\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta^2} \right) \right)^{-1} \right\}^{\frac{1}{K}} f(\beta, \varphi) d\beta \quad (8)$$

$$A_b-error = \int_{\beta} \frac{\text{tr} \left\{ - \left(E \left(\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta^2} \right) \right)^{-1} \right\}}{K} f(\beta, \varphi) d\beta \quad (9)$$

El procedimiento general para generar un diseño eficiente se ilustra en la Figura 1 y comprende tres etapas. La primera se inicia con la definición de los criterios para realizar el diseño. Estos criterios, preliminares, están relacionados con los supuestos de modelación y las características del diseño a realizar. Los supuestos de modelación a definir para llevar a cabo un diseño eficiente comprenden: (i) el tipo de modelo a utilizar (ej: logit simple, jerárquico o mixto); (ii) las funciones de utilidad de cada alternativa, atributos y niveles a considerar, y (iii) los parámetros *a priori* obtenidos de estudios preliminares o de encuestas piloto.

Por otra parte, también es necesario definir las restricciones a incluir en el diseño para lograr un experimento de elección realista, decidir el tipo de diseño inicial (ortogonal, ortogonal en diferencias, Bayesiano, etc.), y determinar la cantidad de situaciones de elección dentro del ejercicio y las que se presentarán a cada uno de los encuestados (por lo tanto, en esta etapa se define si se usarán bloques o no).

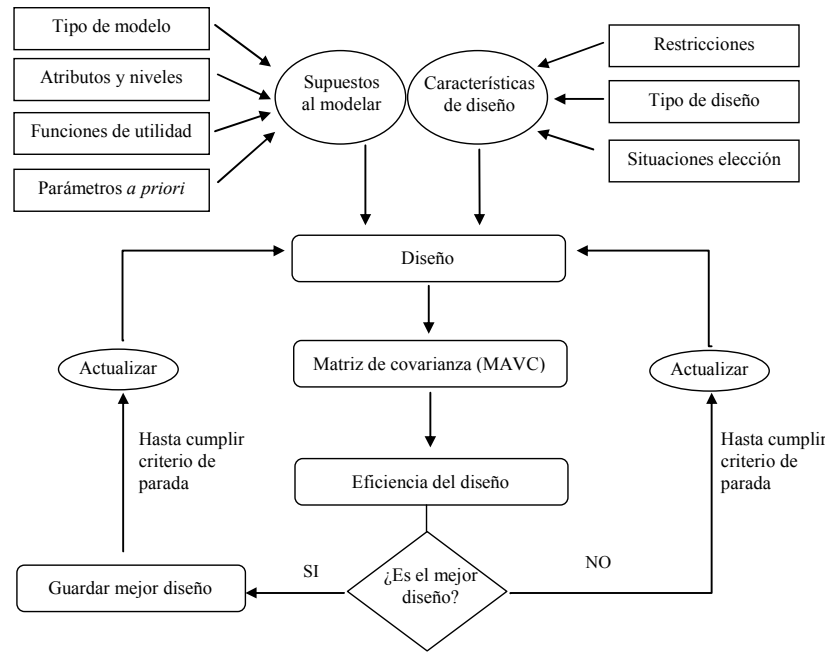


FIGURA 1: Esquema para Generar un Diseño Eficiente

Luego de completar la etapa preliminar, se pasa a la etapa de generación del diseño y, finalmente, a la última etapa en que se evalúa los diseños. Esto consiste en calcular probabilidades de elección (con el modelo a estimar), obtener la matriz de covarianza asintótica, ya sea por métodos numéricos o mediante derivaciones analíticas y, por último, calcular la eficiencia del diseño. Al comenzar el proceso, el primer diseño se guarda (como el “mejor diseño”) hasta que se encuentre otro que tenga mejores condiciones de eficiencia que el mejor diseño hasta ese momento. Luego de evaluar la eficiencia del modelo, se procede a actualizar el diseño un cierto número de veces de acuerdo a un criterio de parada preestablecido. Actualizar el diseño, en este contexto, se refiere a variar los niveles de sus atributos.

3. MODELOS DE ELECCIÓN DE HORARIO Y SUS DISEÑOS EXPERIMENTALES

3.1 Modelos de Elección del Horario de Inicio de Viajes

Conocer las horas del día que los individuos eligen para realizar sus viajes y los atributos que consideran para efectuar dicha elección, es crucial para cuantificar detalladamente la demanda por transporte a lo largo del día. El crecimiento de la congestión en las ciudades y la implementación de estrategias y/o políticas para manejar la demanda de transporte ha hecho que el cambio de horario de inicio de los viajes sea una opción popular para evitar transportarse por ciertos lugares en periodos congestionados, o para experimentar costos (monetarios o de tiempo de viaje) menores en periodos diferentes al horario de viaje que sería preferido (deseado) ante la ausencia de congestión.

Los modelos de elección del horario de partida de los viajes tratan de estimar cómo se distribuyen los desplazamientos de las personas a lo largo del día y constituyen un área de investigación en pleno desarrollo. Los modelos de elección de horario de viaje contribuyen a entender cómo los viajeros organizan sus viajes y actividades en el tiempo (Hess *et al.*, 2007a). Además, permiten vincular las variables socioeconómicas de los individuos con su

percepción de los niveles de servicio de las redes y los distintos modos de transporte.

El modelo de elección de la hora de inicio de viaje más conocido, y sobre el que se basan la mayoría de estudios realizados en el área, es el modelo SM desarrollado por Small (1982). El SM supone que los individuos eligen el periodo de inicio de sus viajes teniendo en cuenta el tiempo de viaje y la utilidad que les produce llegar temprano, tarde o a la hora, respecto a una hora deseada de llegada al destino. La importancia de este modelo radica en la inclusión de términos relacionados con la programación de las actividades dentro de las funciones de utilidad de un modelo de elección discreta. Específicamente, nos referimos al término que indica la cantidad de tiempo que una persona llega tarde o temprano a su destino respecto a una hora de llegada deseada. Este término se conoce en la literatura como la *demora horaria* (SD , *Schedule Delay*), y es un desarrollo motivado por el trabajo de Vickrey (1969). Diversos estudios han comprobado que el SM de Small (1982), el cual se puede reescribir como las ecuaciones (8) a (12), permite realizar de forma exitosa los compromisos entre el tiempo de viaje y los términos asociados a la demora horaria.

$$V_i = \beta_{TT} TT_i + \beta_{SDE} SDE_i + \beta_{SDL} SDL_i + \delta_L d_L \tag{10}$$

$$SDE_i = \text{Max}\{-SD_i, 0\} \tag{11}$$

$$SDL_i = \text{Max}\{0, SD_i\} \tag{12}$$

$$d_L = \begin{cases} 1 & \text{si } SDL_i > 0 \\ 0 & \text{si } SDL_i = 0 \end{cases} \tag{13}$$

$$SD_i = \text{Hr Llegada observada} - \text{Hr Llegada preferida} \tag{14}$$

donde el subíndice i se refiere a la alternativa (periodo de hora de inicio del viaje). TT_i indica el tiempo de viaje del individuo al salir en el periodo i . SD_i denota la demora horaria, SDE_i y SDL_i las demoras horarias si el individuo llega temprano o tarde, respectivamente, δ_L es una penalidad por llegar tarde al destino. Todos los coeficientes se suponen negativos debido a la desutilidad que se produce al llegar al destino a un horario diferente al deseado.

3.2 Diseños Experimentales en Estudios Anteriores de Elección de Horario

Los estudios de elección de la hora de inicio de los viajes normalmente hacen uso de datos PD porque los datos de PR que se necesitan para lograr buenas estimaciones de los parámetros del SM son difíciles de obtener (Hess *et al.*, 2007b; Tseng *et al.*, 2011), ya que requieren un procedimiento de recolección muy riguroso y por tanto costoso.

A pesar de que el enfoque predominante para modelar la elección de la hora de inicio de viajes son las encuestas PD, no existe consenso respecto al diseño a utilizar para recolectar datos para estimar el SM de forma adecuada. En estudios previos, las situaciones de elección se han generado con diferentes tipos de diseño.

Small *et al.* (1999; 1995), en el marco de un proyecto para evaluar el valor del tiempo de viaje bajo condiciones de congestión, presentaron un procedimiento de diseño de siete pasos para estimar el SM basándose en un diseño fraccional factorial y experimentos de simulación. En este proyecto se desarrollaron dos diseños: el primero, para evaluar el compromiso entre cuatro atributos (tiempo de viaje, su variabilidad, hora de inicio del viaje y costo); y el segundo, enfocado en evaluar el costo frente a tiempos de viaje sujetos a congestión y a flujo libre (tres atributos). Todos los atributos considerados tenían tres niveles de variación y la muestra fue segmentada basándose en los tiempos de viaje que experimentaban los encuestados, a fin de darle mayor realismo al experimento. Se utilizaron nueve estratos y a cada uno de ellos se le asignó diferentes tiempos medios de viaje. Por último, para evaluar el desempeño del modelo en modalidad predictiva, utilizaron un amplio rango de valores de los coeficientes mediante experimentos de simulación (coeficientes entre 1 a 5 veces más, en valor absoluto, que los menores valores asumidos originalmente).

Los siete pasos del procedimiento de diseño utilizado por Small *et al.* (1999) se describen a continuación:

1. Desarrollar los procedimientos para realizar la simulación;
2. Determinar el rango de los coeficientes para la simulación;
3. Seleccionar el diseño PD;
4. Obtener los valores para las variables (costo, tiempo de viaje, etc.);
5. Experimento de simulación para cada segmento de tiempo de viaje;
6. Revisar los diseños y los valores;
7. Si es necesario, volver al paso 3.

El último paso no se lleva a cabo cuando el diseño encontrado recupera los coeficientes dentro de un rango preestablecido. La selección del diseño PD, dentro del diseño factorial completo (3^4 en el primer ejercicio, y 3^3 en el segundo) a evaluar, se realiza utilizando bloques basados en criterios para evitar la dominancia de las situaciones de elección, considerando que a cada encuestado se le presentarían seis situaciones de elección entre dos alternativas por experimento (es decir, 12 en total por encuestado).

A pesar que los estudios de Small *et al.* (1999; 1995) obtuvieron resultados más que aceptables y que la formulación de su modelo es, por lejos, la más utilizada a la fecha, su procedimiento de diseño para obtener los datos no ha sido utilizado con la misma popularidad. Sólo algunos estudios (Asensio y Matas, 2008) se han basado en este procedimiento. Tal vez la popularidad que han adquirido otras técnicas de diseño experimental y el hecho de sólo considerar criterios de

dominancia para seleccionar los diseños a evaluar en la simulación, haya influido en que este procedimiento de diseño no sea el más popular.

Por ejemplo, (Börjesson, 2008) ocupa un diseño ortogonal en diferencias para obtener sus situaciones de elección; otros estudios (Bajwa *et al.*, 2008; Saleh y Farrell, 2005; Tseng y Verhoef, 2008) utilizan un diseño factorial fraccional. Hess *et al.* (2007b) usaron diferentes bases de datos obtenidas con diseños experimentales diferentes. El experimento de elección realizado en Londres, descrito como APRIL dentro de su artículo, utilizó un diseño ortogonal; mientras que el diseño experimental de la base de datos holandesa (con que se trabajó en ese artículo) utilizó un diseño adaptado manualmente de lo que se conoce como *Diseño Bradley*.

El diseño utilizado en el experimento holandés, también usado por de Jong *et al.* (2003) y Ettema *et al.* (2007), es interesante pues considera la elección de horario en *tours* que incluyen los viajes de ida y de salida del trabajo. Considerar los *tours* que realizan los encuestados permite incluir la duración de la actividad dentro de los modelos de elección de horario de inicio de los viajes. Este diseño contempló la realización de dos experimentos de elección por encuestado, con o sin tarificación vial, cada uno con ocho situaciones de elección (es decir, 16 situaciones de elección por individuo). Dentro de cada situación de elección existían seis alternativas: tres correspondientes a viajes en el mismo modo de transporte establecido por la persona, pero a horas de viaje diferente, una alternativa consistente en viajar usando un modo de transporte distinto pero a la misma hora de viaje reportada, una opción de no viajar, y una opción de “no preferencia”. Una de las tres primeras alternativas consistía en realizar el viaje a una hora muy similar a la hora reportada por la persona, y se utilizó como la alternativa de referencia para adaptar los ejercicios a la realidad de cada encuestado.

Para generar las situaciones de elección, se incluyeron 29 variables dentro del diseño que tenían entre tres y siete niveles de variación. Dada la cantidad de atributos y niveles considerados, resultaba muy complicado adoptar un diseño factorial fraccional u ortogonal específico para este caso (de hecho, no estaba disponible en las tablas publicadas por Kocur *et al.*, (1982) o en los *software* comúnmente utilizados en la época), por lo que se optó por generar un diseño ortogonal fraccional 8^3 . Este diseño contó, entonces, con 512 situaciones de elección en total y 29 variables por situación. Dado que los atributos no tenían ocho niveles en todo los casos, se decidió colapsarlos para que tuvieran esta cantidad de niveles en cada uno, lo que a su vez generó que algunos niveles tuvieran mayor probabilidad de aparecer en el ejercicio que otros. Por último, para escoger las situaciones de elección para cada individuo se dividieron las 512 situaciones entre las ocho situaciones a asignar por individuo, y se asignó un número aleatorio entre 1 y 64 para la primera situación, entre 65 y 128 para la segunda, y así sucesivamente para las ocho situaciones de elección. Finalmente, este procedimiento de diseño se personalizó para cada individuo mediante el *software* WinMint (HCG, 2000).

Los procedimientos de diseño anteriormente mencionados no utilizan criterios de eficiencia en su selección, por lo que, en teoría, deberían requerir una muestra mayor para obtener parámetros significativos. Además, salvo la parte de simulación incluida dentro del método de Small *et al.* (1999), estos procedimientos de diseño no tienen en cuenta la información previa que puede tenerse de los parámetros.

Con el fin de incluir algunos criterios de eficiencia en la selección del diseño a utilizar y abordar el problema de correspondencia entre los atributos de diseño y los atributos modelables dentro de un SM (este tema se profundizará en la

próxima sección), Koster y Tseng (2010) presentaron un procedimiento de diseño de ocho pasos que se describe a continuación:

1. Escoger los niveles de los atributos basados en observaciones realistas del tiempo de viaje (distribuciones);
2. Definir las restricciones de los niveles de los atributos y los coeficientes *a priori*;
3. Definir el número de bloques; el número de situaciones de elección y los criterios de parada del procedimiento;
4. Definir la máxima diferencia a partir de la distribución de tiempos mostrados al encuestado;
5. Generar aleatoriamente un diseño PD candidato;
6. Calcular los datos del modelo dado los atributos de diseño, los coeficientes *a priori*, y los puntos de referencia de los viajeros;
7. Calcular la correlación de las diferencias y los otros criterios de diseño para evaluación;
8. Repetir desde el paso 5 hasta que el criterio de parada se haya alcanzado.

El criterio de parada establecido por Koster y Tseng (2010) fue de 30 min, sin encontrar un diseño superior al encontrado hasta ese momento.

3.3 Problemas en Diseño Experimental de Modelos de Elección de Horario

Los diseños experimentales de la sección anterior tienden a simplificar la complejidad de la tarea de elección. Dentro de los problemas principales que dificultan el desarrollo de experimentos de elección para SM se encuentran: (i) la dependencia de algunos niveles de atributos con los niveles de otros atributos del diseño; (ii) las variables dentro del modelo a estimar no son exactamente los mismos atributos que se presentarán a los encuestados (Koster y Tseng, 2010); (iii) para garantizar el realismo del experimento, el diseño debe ser personalizado y basarse en las características específicas de los viajes de cada encuestado.

La dependencia entre atributos del diseño, a la que nos referimos en este artículo, no sólo es la que se presenta cuando los niveles de un atributo en la alternativa *j* pueden generarse a partir de un cierto nivel del mismo atributo en la alternativa *i*. Esta dependencia ha sido estudiada anteriormente por Rose *et al.* (2008), y produce diseños que se conocen como *pivoteados* a partir de alternativas de referencia. La dependencia que nos interesa reportar en este artículo, es la que se presenta cuando un atributo dentro de la alternativa *j* depende del nivel de otro atributo de la misma alternativa *j*, que a su vez es también parte del diseño.

El tiempo de viaje, su variabilidad y el costo, son función de la hora en que se realiza el viaje, pero ésta, a su vez, es otro atributo que debe variar dentro del diseño. Si se asignan diferentes niveles de variación a ciertos atributos y se ignora la interdependencia entre ellos, pueden generarse situaciones irreales o incluso absurdas para los encuestados.

Para ilustrar el problema anterior, consideremos el caso de generar un experimento con sólo dos atributos, tiempo de viaje y hora de inicio del viaje. Supongamos que los niveles del primero son: 20, 30 y 40 min y que las horas de inicio serían las 7:00, 8:00 y 10:00 am. Además, se sabe que el periodo punta está entre las 7:45 y las 8:45 am. Entonces, al generar el diseño podrían presentarse situaciones de elección con alternativas que muestren que viajar a las 8:00 am tardaría 20 min, mientras que viajar a las 7:00 am demoraría 40 min. Lo anterior sería contra intuitivo y

podría generar un problema si el encuestado decide no tomar en serio la encuesta que está realizando porque los niveles presentados no le parecen realistas.

Mediante la inclusión de restricciones en un procedimiento de diseño en varias etapas, como el que se propone en este artículo, la interdependencia entre atributos de un experimento puede controlarse. Esto es de suma importancia para el realismo y el compromiso del participante en la encuesta, ya que debe impedirse a toda costa que el individuo encuentre situaciones de elección contra intuitivas o simplemente poco probables en la realidad.

Por otra parte, formular modelos de elección que utilicen variables obtenidas de forma indirecta a partir de los atributos presentados a los encuestados, caso común en un SM, es un problema desde el punto de vista de la generación del diseño, ya que la relación entre los atributos presentados en el experimento y las variables modeladas no es uno a uno, y en el contexto de un diseño eficiente es muy importante definir cuáles atributos se debe intentar optimizar y cómo realizar la equivalencia entre ellos. Este problema había sido señalado anteriormente por Koster y Tseng (2010), pero no ha sido tratado en profundidad en la literatura de diseño de encuestas PD.

En el contexto de un diseño eficiente, la información *a priori* con que se puede contar está relacionada con los términos que finalmente se estimarán en el modelo (por ejemplo, la demora horaria por llegar temprano o tarde) y esto permite inferir que éstos son los términos que se debiera optimizar. Intuitivamente, el diseño debería generarse controlando los atributos del modelo y luego utilizar las ecuaciones que permiten determinar los niveles a presentar al encuestado. En un SM sencillo, sin variabilidad del tiempo de viaje y sólo dentro del contexto de un viaje, tal vez no sea problema optimizar estos niveles de los atributos porque las ecuaciones que los vinculan son sencillas; sin embargo, al incluir incertidumbre en el SM, los niveles de variación de atributos del modelo pueden no encontrarse en la misma escala (unidades) que los niveles presentados a los encuestados. Por esta razón, en modelos complejos hay que tener cuidado en cuanto al nivel de atributos a optimizar, pues pueden generarse variaciones no deseadas en los niveles presentados a los encuestados (a veces muy grandes, y a veces dentro del rango de indiferencia de las personas).

En este artículo se propone una alternativa para tratar el problema de equivalencia entre atributos y evitar variaciones no deseadas en los niveles presentados a los encuestados. La idea es optimizar el diseño controlando inicialmente los niveles de los atributos a presentar al encuestado en lugar de definir los niveles de los atributos en el modelo. En este caso, se convierte los parámetros *a priori* de los atributos a presentar, que se obtienen a partir de los parámetros *a priori* de los atributos del modelo teniendo en cuenta las ecuaciones que permiten relacionarlos.

Por último, con el fin de aumentar el realismo de la encuesta y lograr que el individuo recuerde el contexto de la situación de elección que enfrenta usualmente, es deseable presentar una alternativa igual o muy similar a la elección reportada originalmente por el individuo. Dotar al encuestado de un contexto general dentro del ejercicio, le permite incorporar restricciones no necesariamente tenidas en cuenta por el modelador y que pueden influir en su comportamiento real. En conclusión, incluir una alternativa de referencia puede otorgarle mayor relevancia al ejercicio. Además, en la literatura se ha encontrado que las encuestas de PD que se generan a partir de una respuesta de PR previa, suelen presentar mayor eficiencia en el diseño (Caussade *et al.*, 2005; Rose *et al.*, 2008; Train y Wilson, 2009).

4. CONTEXTO EN EL QUE SE DESARROLLÓ EL PROCEDIMIENTO DE DISEÑO

El procedimiento de diseño presentado en este artículo se desarrolló con la motivación de generar experimentos de elección como parte de un proyecto académico para estudiar la elección de la hora de inicio de los viajes en Santiago de Chile. Dentro de los objetivos principales del proyecto, se encontraba el estudio de la elección del modo y del horario de inicio de los viajes basado en la situación actual de la ciudad y un análisis del comportamiento de viaje de los individuos ante la hipotética implementación de estrategias y políticas para gestionar la demanda de transporte debido al incremento de la congestión en la ciudad. Específicamente, las estrategias que se consideró dentro del estudio fueron un esquema de flexibilización de horarios en los centros de empleo y la implementación de tarificación vial en la ciudad durante ciertas horas de la mañana y la tarde.

La encuesta utilizada para recopilar los datos para este proyecto constaba de tres etapas y fue aplicada a cerca de 500 empleados en diferentes centros de empleo de Santiago (Smith, 1979). La primera etapa era una entrevista asistida por computador (CAPI – *Computer assisted personal interview*) en el lugar de trabajo de la persona que permitió recolectar información socioeconómica, del empleo de la persona, de los factores que inciden en su elección de horario, y de la programación de sus actividades para el día en que se llevaría a cabo la segunda parte de la encuesta. La segunda etapa consistió en completar un diario de viajes utilizando un marco recordatorio de actividades (Ampt y Ortúzar, 2004), que fue recopilado vía web. Por último, la tercera etapa también fue recolectada mediante una entrevista asistida por computador en los lugares de trabajo de las personas, y correspondió a dos experimentos de PD enfocados en los viajes relacionados con el trabajo, utilizando el procedimiento de diseño descrito en este artículo. El primero sólo consideraba los viajes de ida hacia el trabajo, y el segundo consideraba tanto el viaje de ida como el viaje de regreso al terminar la jornada laboral.

Cabe destacar que se diseñó experimentos de elección diferentes para usuarios de transporte público y privado, para 360 de los 500 participantes originales. No se realizó experimentos de PD a las personas que realizaban sus viajes caminando o en bicicleta, ni tampoco se tuvo en cuenta a las personas que reportaban viajes al trabajo cambiando de transporte público a transporte privado (o viceversa) en sus diferentes etapas (en este último caso, porque la complejidad del diseño de PD aumentaba demasiado su complejidad).

Las encuestas PD fueron programadas en MS Excel y se llevaron a cabo en los lugares de trabajo de los participantes con la ayuda de un encuestador que presentaba y contextualizaba el experimento, recibía las respuestas a cada situación de elección y anotaba datos relevantes respecto a la reacción del encuestado frente al experimento (por ejemplo, atributos no considerados, comentarios, etc.).

La presentación de ambos experimentos contenía cinco columnas. En la primera se entregaba información acerca de los atributos y en las cuatro restantes se presentaban cuatro opciones de elección por viaje (ver figuras 2 y 3). Entre la segunda y la cuarta columnas, las opciones correspondían a viajar en el mismo modo reportado, pero a diferentes horas: (i) la hora reportada por el encuestado (alternativa de referencia), (ii) antes y (iii) después de la hora reportada. La quinta columna siempre correspondió a viajar en un modo de transporte diferente, llegando al destino a una hora muy similar a la reportada. Para los usuarios de transporte privado este modo alternativo fue el transporte público, mientras que para el caso de usuarios de transporte público fue transporte privado, si lo tenían disponible, o un servicio de transporte público tipo taxi colectivo, en caso de no poder viajar en auto.

Es importante a mencionar que la posición de las alternativas de elección de hora dentro de la pantalla, fue fijada aleatoriamente para evitar hábito en las elecciones de las personas.

Situación de elección: 2	Opción A	Opción B	Opción C	Otro medio de transporte
Hora de inicio del viaje	7:06	8:21	9:20	8:25
Tiempo de viaje usual hacia el trabajo (Hora de llegada usual al trabajo)	50 (7:55)	59 (9:19)	41 (10:01)	53 (9:18)
Una vez a la semana su viaje demoraría (Hora de llegada a su trabajo)	60 (8:05)	74 (9:34)	54 (10:13)	64 (9:28)
Comodidad del viaje	Vehículo lleno, viaja de pie	Vehículo lleno, viaja de pie y con frecuencia debe esperar siguiente	Vehículo a medio llenar, viaja de pie	
Costo adicional del viaje (\$)	\$ 493	\$ 527	\$ 476	\$ 1,500
¿Cuál opción escogería para viajar?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

23%
Anterior Siguiente

FIGURA 2: Ejemplo de la Presentación del Experimento de Elección Enfocado en Viajes hacia el Trabajo para Usuarios de Transporte Público

Dado que el primer experimento se enfocaba sólo en los viajes hacia el trabajo, las cuatro opciones de elección representaban las cuatro alternativas disponibles para el individuo. En el caso del segundo experimento (Figura 3), dado que se presentaban los viajes de ida y de vuelta al trabajo y que el objetivo principal del experimento era estudiar la elección de hora, las alternativas de elección se fijaron en diez. Nueve de ellas correspondían a viajar en el mismo modo, pero a horas diferentes: la última ofrecía la posibilidad de cambiar de modo, pero si esta se escogía, debía hacerse en ambos viajes (Polar y Jones, 1994).

5. DESCRIPCIÓN DEL PROCEDIMIENTO DE DISEÑO

El diseño experimental para generar las situaciones de elección de los experimentos mencionados anteriormente se realizó de acuerdo al procedimiento que esquematiza en la Figura 4. Por simplicidad de presentación y limitación de espacio, en este artículo describiremos solamente el diseño del ejercicio más simple (es decir, el experimento enfocado en los viajes hacia el lugar de trabajo).

Situación de elección: 2	Opción A	Opción B	Opción C	Otro medio de transporte
Hora de inicio del viaje	7:21	8:11	9:06	8:15
Tiempo de viaje usual hacia el trabajo (Hora de llegada al trabajo)	32 (7:53)	54 (9:04)	38 (9:43)	45 (9:00)
Una vez a la semana su viaje demoraría (Hora de llegada al trabajo)	42 (8:03)	62 (9:12)	42 (9:47)	56 (9:11)
Comodidad del viaje de ida al trabajo	Vehículo lleno, viaja sentado	Vehículo lleno, viaja de pie y con frecuencia debe esperar siguiente vehículo	Vehículo lleno, viaja sentado	
Costo adicional del viaje al trabajo (\$)	\$ 527	\$ 561	\$ 493	\$ 1,500
¿Cuál opción escogería para viajar hacia el trabajo?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Hora de salida del trabajo	17:00	18:00	18:45	18:10
Tiempo de viaje usual después del trabajo (Hora de llegada al destino)	40 (17:39)	56 (18:56)	48 (19:33)	44 (18:54)
Una vez a la semana su viaje demoraría (Hora de llegada al destino)	51 (17:51)	65 (19:04)	53 (19:37)	55 (19:05)
Comodidad del viaje después del trabajo	Vehículo lleno, viaja sentado	Vehículo lleno, viaja de pie y con frecuencia debe esperar siguiente vehículo	Vehículo a medio llenar, viaja de pie	
Costo adicional del viaje después del trabajo (\$)	\$ 434	\$ 527	\$ 561	\$ 1,200
¿Cuál opción escogería para viajar después del trabajo?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

FIGURA 3: Ejemplo de la Presentación del Experimento de Elección Enfocado en Viajes Basados en el Trabajo para Usuarios de Transporte Público

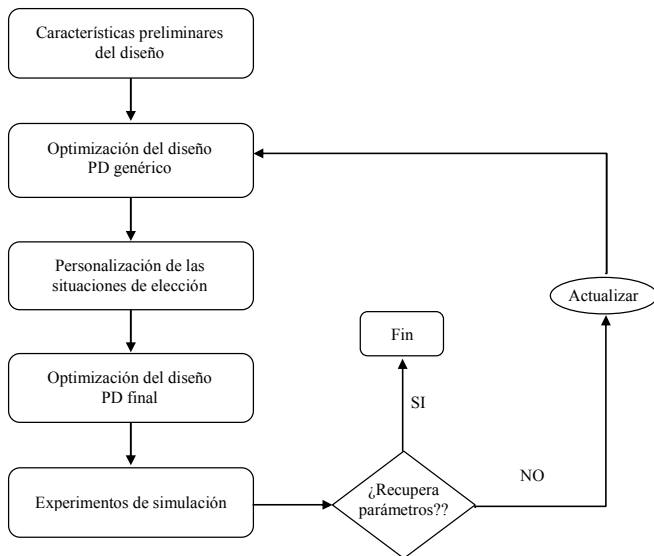


FIGURA 4: Esquema General del Procedimiento de Diseño Propuesto

a) Características Preliminares del Diseño

Se decidió realizar un diseño eficiente de los experimentos de elección basado en el modelo SM y utilizando el procedimiento descrito en la sección anterior. Para la segunda etapa se utilizó el software de diseño NGENE (www.choice-metrics.com) y la tercera etapa se programó usando macros en Visual Basic para Excel (los software generalmente disponibles no permiten incluir restricciones de dependencia entre atributos de la misma alternativa).

Contexto del Experimento y Definición de Atributos a Presentar

Antes de presentar las situaciones de elección a los encuestados, se decidió entregar una descripción del experimento con el fin de

crear un contexto común. Así, al principio de la encuesta de PD se presentaba la siguiente descripción contextual:

Debido al crecimiento de la población y del parque automotor en la Región Metropolitana, la congestión en el Metro, los buses, y la producida por los autos que circulan en la ciudad es cada vez mayor. De hecho, se pronostica que dentro de 10 años la duración promedio de los viajes será dos o tres veces mayor que la duración actual.

Por estos motivos, estamos realizando una investigación sobre las preferencias de usuarios del sistema de transporte santiaguino, con miras a evaluar diferentes alternativas de gestión que permitan mitigar los efectos de la congestión esperada en la ciudad a futuro.

En esta encuesta, le presentaremos una serie de situaciones de elección (basadas en los viajes reportados por usted, anteriormente), en que usted debe elegir la opción que le parezca más atractiva en cada caso, teniendo en cuenta que el gobierno ha decidido implementar un sistema de cobro a los automovilistas que circulen por el centro de la ciudad en horarios de congestión.

Además, se indicaba a las personas que tenían la opción de modificar sus horas de entrada y de salida de trabajo, siempre y cuando cumplieran con un número de horas de trabajo fijas y preestablecidas a la semana.

Los atributos a presentar, dentro del experimento del viaje hacia el trabajo, fueron: hora de inicio del viaje, tiempo de viaje, variabilidad del tiempo de viaje, comodidad del tiempo de viaje y costo. Es importante resaltar que se decidió presentar la variabilidad del tiempo de viaje como el mayor tiempo de viaje posible en el viaje durante algún día a la semana a esa hora, en lugar de otras presentaciones comunes (ver Hensher *et al.*, 2011), porque se consideró prioritario el compromiso entre atributos para elegir la hora de viaje y el modo.

En grupos focales, se encontró que las personas podían manejar formatos de presentación de la variabilidad del tiempo de viaje utilizados previamente en la literatura (ej: cinco tiempos de viaje alternativos). Sin embargo, cuando en el experimento se presentaba la variabilidad de esa forma, las personas tendían a fijarse mayormente en ese atributo dándole menos importancia a

los restantes. Así, si bien en el contexto de un estudio sobre valoración de la incertidumbre del tiempo de viaje resultaría adecuado incluir un enfoque con cinco tiempos de viaje, en el contexto de un ejercicio de elección horaria se consideró mejor introducir la variabilidad mediante un atributo más simple que no distrajera del foco del experimento.

Restricciones y Relaciones de Dependencia entre Atributos

En el diseño de este experimento se consideró que los atributos costo y tiempo de viaje dependían de la hora en que se realizaban los viajes. Como interesaba mantener la presentación de atributos de la forma más simple, se decidió calcular los niveles del tiempo de viaje como un porcentaje promedio de la variación de las mediciones realizadas sobre la red de transporte de Santiago.

Adicionalmente, haciendo uso de NGENE, se incluyó restricciones para impedir la dominancia entre alternativas durante la segunda etapa del experimento.

Atributos que se Optimizan Primero

En este caso, en el diseño genérico se propuso optimizar primero a los cambios de los atributos Hora de inicio del viaje, Comodidad y Variabilidad del tiempo de viaje.

Niveles y Coeficientes a priori de los Atributos

Para generar el diseño genérico de cambios relativos respecto a un punto de referencia, se decidió utilizar cinco niveles por atributo. Los valores de los coeficientes *a priori* del Costo, Tiempo de viaje y Comodidad, se obtuvieron a partir de estudios previos realizados en Chile (MIDEPLAN-SECTRA, 2005; Rizzi y Limonado, 2008; Yañez *et al.*, 2009). Los valores de los coeficientes *a priori* para las demoras horarias fueron obtenidas a partir de los valores de la confiabilidad del tiempo de viaje (β_{SDE}/β_{TT} y β_{SDL}/β_{TT}) reportados en estudios internacionales (Li *et al.*, 2010); por este motivo, se decidió incluir incertidumbre en los valores de todos los parámetros *a priori* (enfoque Bayesiano). Los niveles de los atributos y el rango de los valores *a priori* utilizados se muestran en la Tabla 1.

TABLA 1: Niveles de los Atributos y Valores de los Parámetros *a priori* en el Diseño Genérico

Atributo	Nivel					Parámetro <i>a priori</i>	
	1	2	3	4	5	Min	Max
Cambio del tiempo de viaje*	1	1,05	1,1	1,15	1,2	-7	-0,7
Cambio hora de inicio del viaje: alternativa actual y cambio de modo	-10	-5	0	5	10	-	-
Cambio hora de inicio del viaje: alternativa viaja antes	-30	-45	-60	-75	-90	0,01	0,24
Cambio hora de inicio del viaje: alternativa viaja después	30	45	60	75	90	-0,36	-0,015
Variabilidad del tiempo de viaje transporte privado	0,1	0,15	0,2	0,25	0,3	-9	-0,3
Variabilidad del tiempo de viaje transporte público	0,15	0,2	0,25	0,3	0,35	-9	-0,3
Cambio del costo*	0,7	0,85	1	1,15	1,3	-0,3	-0,017
Comodidad	0,7	0,85	1	1,1	1,2	-1,5	-0,85

*Notar que los atributos tiempo de viaje y costo están fijos entre alternativas para el diseño genérico, pues no se optimizan en la segunda etapa debido a su relación de dependencia respecto a la hora de inicio del viaje. Los niveles que se presentan en estos casos, son variaciones del nivel base que se incorporan con el fin de variar los escenarios entre situaciones de elección.

Dado que la mayoría de los valores de los coeficientes *a priori* reportados en la Tabla 1 se refieren a cambios en los atributos y no a los atributos en sí, los valores provenientes de la literatura se “adaptaron” multiplicando el valor de los parámetros *a priori* por valores medios de referencia dentro de la muestra.

Número de Bloques y de Situaciones de Elección

Luego de realizar una prueba piloto, tener en cuenta la duración del experimento y comparar el número de situaciones de elección con la de otros estudios similares, se decidió que los encuestados enfrentarán un máximo de 13 situaciones de elección (cinco en el primer experimento y ocho en el segundo).

Utilizando NGENE, se generó un diseño genérico común para el primer experimento a partir de 50 situaciones de elección y diez bloques. Las situaciones de elección del segundo experimento se obtuvieron a partir de un diseño genérico común con 40 situaciones de elección y cinco bloques.

b) Proceso de Optimización para Obtener el Diseño PD Genérico

Dado que las personas enfrentan diferentes situaciones de elección, el enfoque propuesto en esta etapa consistió en generar un diseño inicial donde los niveles de los atributos (en su mayoría) representaban cambios relativos (porcentuales), no absolutos, respecto a un punto de referencia. Este diseño se definió como genérico y puede ser común a todos los encuestados si se desea; alternativamente, se puede crear un diseño diferente si se cuenta con diversos estratos predefinidos e identificados dentro de la muestra.

En esta etapa se optimizan los niveles de los atributos que condicionan los niveles de otros atributos y los niveles de aquellos atributos que no tienen relaciones de dependencia. Así, las actividades a desarrollar dentro de esta etapa son:

- Definir el criterio de eficiencia para evaluar los diseños: se escogió el D_b -error;
- Definir el criterio de parada del procedimiento: este se fijó como 60 min sin encontrar un diseño superior al correr NGENE en un computador Core 2 Duo de 1,86MHz;
- Seleccionar un diseño PD candidato aleatoriamente o mediante heurísticas: se utilizó el procedimiento SWAP que viene predeterminado en NGENE;
- Calcular probabilidades y MAVC, dados los atributos de diseño y coeficientes *a priori*;
- Calcular criterios de eficiencia para evaluar el diseño: luego del proceso de optimización, los D_b -error medios de los mejores diseños genéricos se muestran en la Tabla 2.
- Volver a escoger otro diseño PD candidato hasta que se cumpla el criterio de parada.

TABLA 2: D_b -error medios de los Mejores Diseños Genéricos para cada Experimento

Experimento	Db-error por tipo de usuario	
	Transporte privado	Transporte público
Viajes de ida al trabajo	1.31	1.12
Viajes de ida y vuelta al trabajo	1.70	1.42

c) Personalización de las Situaciones de Elección

Esta etapa se realizó en Microsoft Excel usando los diseños genéricos de la etapa anterior y la información entregada por el encuestado en las dos primeras partes de la encuesta. Pasar de los niveles de cambio relativo por atributo (que se encuentran en el diseño genérico de la etapa anterior) a los niveles de los atributos personalizados, de acuerdo a la situación de elección de cada encuestado, es el objetivo de la etapa que se describe a continuación.

El primer paso de esta etapa consistió en asignar los niveles de cada atributo para cada situación de elección a cada persona a encuestar. Cada bloque se asignó aleatoriamente y se buscó repetir su uso un número similar de veces en la muestra total.

Niveles de los Atributos no Optimizados en el Diseño Genérico y Restricciones de Dependencia

El cálculo del tiempo de viaje para alternativas que no implican cambios considerables de modo ni hora, se basó en el valor reportado por los encuestados en las dos primeras partes de la encuesta. El tiempo de viaje para la alternativa *cambio de modo* se basó en el valor obtenido al dividir la distancia que recorrería el encuestado si usará el modo alternativo y el promedio de la velocidad medida en la red de transporte durante la recolección de datos, para la hora en que se iniciaba el viaje según la alternativa correspondiente. El cálculo del tiempo de viaje para las alternativas con cambios considerables de hora, fue optimizado dentro del diseño y los valores se *pivotearon* a partir del tiempo de viaje de la alternativa donde se usaba el mismo modo y se viajaba a una hora muy similar a la reportada.

Para calcular los tiempos de viaje base y sus niveles de variación, se introdujo una restricción respecto a la hora de inicio del viaje. En el caso de la alternativa que llegaba al lugar de destino a una hora muy cercana a la reportada, la restricción es diferente a las otras dos alternativas (donde el individuo llega a su destino antes o después que la hora reportada). Para las alternativas *cambio de modo* y salir a la hora base reportada, se tuvo en cuenta que al aplicar el nivel de variación de la hora del

inicio del viaje, el individuo podía realizar su viaje en un periodo del día diferente al reportado (notar que el periodo puede cambiar porque a la hora del día reportada se le adiciona el nivel del atributo cambio en la hora del día, obtenido del diseño genérico para cada alternativa). Los periodos del día considerados para calcular el tiempo de viaje de usuarios de auto eligiendo estas alternativas, fueron: horario punta (entre 7:30 y 9:00 hrs), fuera de punta (antes de las 6:30 hrs, y después de las 10 hrs), y periodo valle (entre 6:30 y 7:30 hrs, y 9:00-10:00 hrs).

El tiempo de viaje base, entonces, se afectó por un valor igual a uno si la persona no cambiaba de periodo del día, menor a uno si la alternativa implicaba que la persona viajaría en un periodo menos congestionado, y mayor a uno si se le ofrecía viajar en un periodo de mayor congestión al reportado. Finalmente, el valor que aparecería en la encuesta correspondía al tiempo base afectado por el factor de la hora del día y multiplicado por el nivel del escenario de cambio de tiempo de viaje en el diseño genérico. Para el cálculo del tiempo de viaje de las alternativas que implicaban cambios de hora considerables, se definieron cinco niveles de variación que dependían de la hora del día en que se realizarían los viajes. La restricción de hora evalúa en que hora del día se propone realizar el viaje, y toma los cinco niveles de variación correspondientes a viajar a esa hora.

Adicionalmente, se consideró diferentes niveles de variación del tiempo de viaje para estas alternativas de acuerdo a la duración del viaje realizado por el encuestado. Por esta razón, viajes con duración menor a 50 min, tuvieron diferentes niveles de variación del tiempo de viaje respecto a viajes de mayor duración. No es lo mismo proponer un cambio de 50% en un viaje de 10 min que un cambio de 50% en un viaje de 120 min. Un resumen de los cinco niveles de variación de los tiempos de viaje se muestra en la Tabla 3.

Así, para calcular el tiempo de viaje de estas alternativas se debió seleccionar un nivel en el procedimiento de optimización del diseño y luego multiplicarlo por el tiempo de viaje de la alternativa base (es decir, la alternativa de viajar en el mismo modo y a una hora similar a la reportada).

TABLA 3: Niveles de Variación del Tiempo de Viaje Utilizados en la Segunda Parte del Diseño

Alt	Niveles	Duración < 50 min					Duración > 50 min				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Antes	TT1	0,8	0,85	0,9	0,95	1	0,9	0,92	0,94	0,96	0,98
	TT2	0,7	0,75	0,8	0,85	0,9	0,8	0,85	0,9	0,95	1
	TT3	0,55	0,6	0,65	0,7	0,75	0,7	0,8	0,85	0,9	0,95
	TT4	1,02	1,04	1,06	1,08	1,1	1,02	1,04	1,06	1,08	1,1
	TT5	1	1,05	1,1	1,15	1,2	1	1,05	1,1	1,15	1,2
Después	TT1	0,8	0,85	0,9	0,95	1	0,9	0,92	0,94	0,96	0,98
	TT2	0,7	0,75	0,8	0,85	0,9	0,8	0,85	0,9	0,95	1
	TT3	0,55	0,6	0,65	0,7	0,75	0,7	0,8	0,85	0,9	0,95
	TT4	1,05	1,1	1,15	1,2	1,25	1,02	1,04	1,06	1,08	1,1
	TT5	1,25	1,3	1,35	1,4	1,45	1	1,05	1,1	1,15	1,2

El cálculo del costo por viaje se hizo a partir del valor personalizado del atributo hora de inicio del viaje para cada alternativa. Dentro del ejercicio, los encuestadores indicaron a los participantes que si eran usuarios de transporte privado, el costo indicado se refería al valor adicional a pagar por concepto de tarificación vial. Por otra parte, si el participante era usuario de transporte público, correspondía a la tarifa completa de viaje.

Para el atributo costo no se realizaron variaciones en los niveles por simplicidad y para evitar situaciones poco realistas. De acuerdo a un esquema de cobro por periodos del día, como el que actualmente rige en la ciudad para el sistema de transporte público, sería poco creíble encontrar situaciones de elección donde la persona tenga dos alternativas de viaje dentro de un mismo período del día pero con costo de viaje diferente.

Este atributo pudo haber sido optimizado aplicando un procedimiento similar al del tiempo de viaje, pero adicionando una restricción de diferencia de costos para la selección de su nivel de variación. La optimización de este atributo no se hizo porque considerar que ya se iba a obtener una variación suficiente del mismo al adicionar la variación fija entre alternativas incluida en el diseño genérico y la dependencia respecto a la hora de inicio de los viajes.

El procedimiento seguido para asignar los costos consistió en multiplicar la variación fija entre alternativas, incluida dentro del diseño genérico, por el costo correspondiente al periodo del día en que viajaría la persona según lo propuesto en la alternativa y lo indicado en la Tabla 4.

TABLA 4: Valor del Costo por Periodo para la Segunda Parte del Diseño del Experimento 1

Hora	-6:30	6:30-7:00	7:00-7:30	7:30-8:00	8:00-8:30	8:30-9:00	9:00-9:30	9:30-10:00	10:00-10:30	10:30-
T. Privado	500	800	1000	1200	1500	1500	1200	1000	800	500
T. Público	510	560	620	660	660	620	580	560	540	510

Otras Restricciones para Aumentar el Realismo del Diseño

Luego de efectuar la personalización inicial y en conjunto con la definición de los niveles de los atributos para el segundo proceso de optimización, se definieron tres restricciones adicionales para aumentar el realismo del diseño.

En el experimento 1, la primera restricción incluida se refiere al atributo Hora de inicio de los viajes para la alternativa que implica salir antes de la hora reportada hacia el trabajo. Se consideró que no sería atractivo, para una persona que reportaba iniciar su viaje antes de las 7:30 hrs, presentarle una alternativa de viaje que implicara tener que salir antes de las 6:00 hrs. Por esta razón, a estas personas se les incluyó una corrección en la hora de inicio del viaje (ecuación 15), de tal manera que los cambios a presentar, sólo para esta alternativa, fueran menores a los propuestos en la Tabla 1:

$$Hr inicio_B = Hr reportada + Cambio de hr_B \cdot \frac{(Hr inicio_A - Hr referencia)}{90} \quad (15)$$

donde el subíndice B se refiere a la alternativa de salir antes, el subíndice A , a la alternativa de salir a una hora similar a la actual, $Cambio de hr$ se refiere al nivel del atributo dentro del diseño genérico y $Hr referencia$ corresponde a la hora mínima fijada para que el individuo inicie su viaje. En este proyecto, la hora de referencia utilizada fue las 6:10 am.

Las dos restricciones restantes son umbrales de diferencia permitidos entre atributos de diferentes alternativas (Ortúzar y Rodríguez, 2002), y fueron aplicadas al tiempo de viaje y a las horas de inicio de viaje entre diferentes alternativas de una misma situación de elección. Diferencias de tiempo u hora menores a cinco min tienden a ser consideradas irrelevantes por los individuos. Por esta razón, si se encontraba una diferencia menor a este umbral (respecto al atributo de la alternativa de referencia), el atributo de la alternativa no referencial se especificaba con una diferencia de al menos cinco min en valor absoluto.

d) Proceso de Optimización para Obtener el Diseño PD Final

Este proceso fue programado en Visual Basic para Excel y, en líneas generales, es muy similar al realizado en la segunda etapa, pero con dos diferencias. La primera se relaciona con los atributos que varían al optimizar el diseño que son diferentes a los de la etapa anterior. La segunda diferencia se relaciona con la matriz de covarianza utilizada. En esta parte se deriva y se optimiza una matriz de covarianza a partir del total de datos en la muestra, teniendo en cuenta los atributos del modelo a estimar obtenidos a partir de los atributos personalizados para cada encuestado. Es decir, aquí no se está optimizando un diseño común para todos los individuos, sino que se está optimizando un diseño que contiene tantas filas como situaciones de elección por encuestado multiplicada por el número de estos.

El criterio de comparación entre diseños continuó siendo el D_b -error medio, utilizando 150 realizaciones *Halton* (Ortúzar y Willumsen, 2011, cap 8). Los parámetros *a priori* usados se muestran en la Tabla 5 y el criterio de parada fue fijado en 30 min, si no se encontraba un mejor diseño.

TABLA 5: Valores de los Parámetros *a priori* Utilizados en la Optimización Final

Atributo	Tiempo de viaje	ESDE	ESDL	Costo	Comodidad
Max	-0,012	-0,0072	-0,0144	-0,00017	-0,00038
Min	-0,12	-0,24	-0,36	-0,003	-0,00666

Luego del proceso de optimización, los D_b -error medios de los mejores diseños genéricos son los que se muestran en la Tabla 6.

TABLA 6: D_b -error medios de los Mejores Diseños para cada Experimento

Experimento	Db-error por tipo de usuario	
	Transporte privado	Transporte público
Viajes de ida al trabajo	5,72E-05	9,55E-06
Viajes de ida y vuelta al trabajo	9,20E-06	4,91E-06

Notar que los D_b -error medios obtenidos en esta etapa no son comparables con los de la etapa intermedia, porque en este último caso se está optimizando la matriz de covarianza total de la muestra. Los D_b -error medios para los diseños genéricos deberían estar escalados por el número de encuestados N que utiliza el mismo diseño.

e) Experimentos de Simulación

Luego de obtener los diseños, estos se sometieron a un procedimiento de simulación donde se verificó si era posible recuperar el rango de parámetros *a priori* utilizados para optimizar los diseños generados para el proyecto. Cabe destacar que la simulación se realizó con la muestra total que participó en el diseño, variando solamente los coeficientes a recuperar y simulando las elecciones de cada encuestado.

En el 100% de los casos, se pudo constatar que las muestras generadas permitían recuperar los parámetros de diseño. Si no se hubiera logrado estimar parámetros dentro del rango de los coeficientes *a priori* usados en el proceso de optimización y simulación de elecciones, se debía volver a repetir el procedimiento desde el paso (b).

6. ALGUNOS RESULTADOS DE ESTIMACIÓN DE MODELOS

La Tabla 7 muestra los resultados de estimar, mediante BIOGEME (Bierlaire, 2003) un modelo MNL usando sólo los datos para el experimento PD de viajes al trabajo, cuyo diseño se presentó en este artículo. La muestra utilizada fue de 281 encuestados (tras eliminar a los individuos que contestaban en forma lexicográfica).

TABLA 7: Resultados Estimación Usando Experimento PD para Viajes al Trabajo

Parámetro	Valor estimado	Test-t
ASC alternativa antes	-0,436	-3,02
ASC alternativa después	-0,813	-5,01
ASC alternativa cambio de modo	-1,182	-13,75
TVIA (tiempo de viaje)	-0,012	-2,36
ESDE (penalidad por llegar temprano)	-0,021	-8,04
ESDL (penalidad por llegar tarde)	-0,026	-8,56
COSW (costo dividido por tasa salarial)	-0,032	-8,17

Al analizar los valores presentados en la Tabla 7, se puede concluir que el procedimiento de diseño fue aparentemente exitoso, ya que todos los parámetros estimados se encuentran dentro del rango de incertidumbre utilizada en el procedimiento de diseño (y reportados en la Tabla 5). Adicionalmente, todos los coeficientes presentan las magnitudes y signos esperados.

Finalmente, el valor del tiempo de viaje obtenido al operar con estos coeficientes es cercano a \$24/min¹, en línea con valoraciones del tiempo de viaje utilizadas normalmente en Chile.

Los resultados del modelo permiten concluir que si las condiciones de viaje fueran las mismas, los individuos de la muestra preferirían cambiar de horario antes que de modo. Además, en caso de tener que cambiar de horario de inicio, preferirían viajar antes de su horario habitual que después, dado que otorgan mayor penalidad por llegar tarde al trabajo.

7. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN

Este artículo presenta el diseño de una encuesta en el marco de un proyecto académico que se realizó en Santiago. Se ha propuesto una metodología apropiada para generar un diseño eficiente de un experimento de PD basado en un modelo SM, y los resultados preliminares de su estimación con la muestra recolectada.

La metodología de diseño presentada constituye una contribución al estado del arte y la práctica sobre generación de diseños de encuestas de PD. Su principal novedad es permitir obtener un experimento de PD realista que incluya restricciones de dependencia entre atributos y permita que las variables usadas en la estimación del modelo sean función de los atributos presentados efectivamente a los individuos.

Es importante mencionar que una de las principales bondades de la metodología de diseño es su eficiencia y el realismo que permite alcanzar; sin embargo, requiere una encuesta de PR (que se haya realizado previamente al estudio) para efectuar la personalización de las situaciones de elección. Lo anterior podría ser una limitación para su aplicación, en términos de tiempo y costo de la encuesta. Además, debe reconocerse que como la optimización del diseño se lleva a cabo utilizando la muestra completa, se espera que exista una pérdida de eficiencia en el modelo a estimar, asociada a que tal vez la encuesta no sea contestada por todas las personas para las que se realizó el diseño.

Por último, este proyecto se considera importante porque es la primera experiencia en Chile -conocida por los autores- para modelar la hora de inicio de los viajes usando un SM estimado a partir de datos PD y PR. Bianchi *et al.* (1998), estudiaron previamente la elección de horario en el metro de Santiago, pero utilizaron otro tipo de modelo basado en una encuesta PD de jerarquización.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece el apoyo del Fondo Nacional de Desarrollo Científico y Tecnológico a través del Proyecto FONDECYT 1100483.

REFERENCIAS

- Ampt, E. & Ortúzar, J. de D. 2004. On best practice in continuous large-scale mobility surveys. **Transport Reviews**, **24**, 337-363.
- Arellana, J.A., Daly, A., Hess, S., Ortúzar, J. de D. & Rizzi, L.I. 2012. Developing surveys for the study of departure time choice: a two-stage efficient design approach. **Transportation Research Record** (en imprenta).
- Arellana, J.A., Ortúzar, J. de D. & Rizzi, L.I. 2011. Survey data to model time-of-day choice: methodology and findings. **9th International Conference on Transport Survey Methods**. Termas de Puyehue (Chile).
- Asensio, J. & Matas, A. 2008. Commuters' valuation of travel time variability. **Transportation Research**, **44E**, 1074-1085.
- Bajwa, S., Bekhor, S., Kuwahara, M. & Chung, E. 2008. Discrete choice modeling of combined mode and departure time. **Transportmetrica**, **4**, 155-177.
- Bierlaire, M. 2003. BIOGEME: A free package for the estimation of discrete choice models. **Proceedings of the 3rd Swiss Transportation Research Conference**. Ascona (Switzerland).
- Bliemer, M.C.J., Rose, J.M. & Hess, S. 2008. Approximation of Bayesian efficiency in experimental choice designs. **Journal of Choice Modelling**, **1**, 98-127.
- Börjesson, M. 2008. Joint RP-SP data in a mixed logit analysis of trip timing decisions. **Transportation Research**, **44E**, 1025-1038.
- Burgess, L. & Street, D.J. 2005. Optimal designs for choice experiments with asymmetric attributes. **Journal of Statistical Planning and Inference**, **134**, 288-301.
- Caussade, S., Ortúzar, J. de D., Rizzi, L.I. & Hensher, D.A. 2005. Assessing the influence of design dimensions on stated choice experiment estimates. **Transportation Research**, **39B**, 621-640.
- de Jong, G., Daly, A.J., Pieters, M., Vellay, C., Bradley, M. & Hofman, F. 2003. A model for time of day and mode choice using error components logit. **Transportation Research**, **39E**, 245-268.
- Ettema, D., Bastin, F., Polak, J. & Ashiru, O. 2007. Modelling the joint choice of activity timing and duration. **Transportation Research**, **41A**, 827-841.
- HCG 2000. WinMINT 2.1 User Manual. Hague Consulting Group, **The Hague**.
- Hess, S., Daly, A.J., Rohr, C. & Hyman, G. 2007a. On the development of time period and mode choice models for use in large scale modelling forecasting systems. **Transportation Research**, **41A**, 802-826.
- Hess, S., Polak, J., Daly, A.J. & Hyman, G. 2007b. Flexible substitution patterns in models of mode and time of day choice: new evidence from the UK and the Netherlands. **Transportation**, **34**, 213-238.
- Kocur, G., Adler, T., Hyman, W & Aunet, B. 1982. Guide to Forecasting Travel Demand with Direct Utility Assessment. US Department of Transportation, **Urban Mass Transportation Administration**, Washington DC.
- Koster, P. & Tseng, Y.Y. 2010. Stated choice experimental designs for scheduling models. En: Hess, S. & Daly, A.J. (eds.), **Choice Modelling: The state-of-the-art and the state-of-practice**. Emerald, Bingley.
- Li, Z., Hensher, D. A. & Rose, J. M. 2010. Willingness to pay for travel time reliability in passenger transport: A review and some new empirical evidence. **Transportation Research**, **46E**, 384-403.
- Louviere, J.J., Hensher, D.A. & Swait, J.D. 2000. **Stated Choice Methods: Analysis and Application**, Cambridge University Press, Cambridge.
- McFadden, D. 1974. Conditional logit analysis of qualitative choice behaviour. En: **Zarembka, P. (ed.), Frontiers of Econometrics**. Academic Press, New York.

¹ La tasa salarial promedio para los individuos encuestados era 62,91 \$/min.

MIDEPLAN-SECTRA 2005. Análisis y actualización del modelo ESTRAUS. SECTRA, Santiago.

Ortúzar, J. de D. & Rodríguez, G. 2002. Valuing reductions in environmental pollution in a residential location context. **Transportation Research**, **7D**, 407-427.

Ortúzar, J. de D. & Willumsen, L.G. 2011. **Modelling Transport**, 4th Edition, John Wiley and Sons, Chichester.

Rizzi, L.I. & Limonado, J.P. 2008. Integración y medición de los costos externos de la congestión mediante el uso de encuestas de preferencias declaradas. **XV Congreso Panamericano Ingeniería Tránsito y Transporte**. Cartagena (Colombia).

Rose, J.M. & Bliemer, M.C.J. 2008. Stated preference experimental design strategies. En: **Hensher, D.A. & Button, K.J. (eds.), Handbook of Transport Modelling**, 2nd Edition, Elsevier, Amsterdam.

Rose, J.M., Bliemer, M.C.J., Hensher, D.A. & Collins, A.T. 2008. Designing efficient stated choice experiments in the presence of reference alternatives. **Transportation Research**, **42B**, 395-406.

Saleh, W. & Farrell, S. 2005. Implications of congestion charging for departure time choice: work and non-work schedule flexibility. **Transportation Research**, **39A**, 773-791.

Small, K.A. 1982. The scheduling of consumer activities: work Trips. **The American Economic Review**, **72**, 467-479.

Small, K.A., Noland, R.B., Chu, X. & Lewis, D. 1999. Valuation of travel-time savings and predictability in congested conditions for highway user-cost estimation. NCHRP Report 431. **Transportation Research Board**, Washington, D.C.

Small, K.A., Noland, R.B. & Koskenoja, P. 1995. Socio-economic attributes and impacts of travel reliability: a stated preference approach. **Research Reports**, California Partners for Advanced Transit and Highways (PATH), Institute of Transportation Studies, UC Berkeley.

Street, D.J. & Burgess, L. 2004. Optimal and near-optimal pairs for the estimation of effects in 2-level choice experiments. **Journal of Statistical Planning and Inference**, **118**, 185-199.

Train, K. & Wilson, W. 2009. Monte Carlo analysis of SP-off-RP data. **Journal of Choice Modelling**, **2**, 101-117.

Tseng, Y.Y., Koster, P., Peer, S., Knockaert, J. & Verhoef, E. 2011. Discrete choice analysis for trip timing decisions of morning commuters: estimations from joint SP/RP-GPS data. **International Choice Modelling Conference**. Leeds.

Tseng, Y.Y. & Verhoef, E. 2008. Value of time by time of day: a stated-preference study. **Transportation Research**, **42B**, 607-618.

Vickrey, W. 1969. Congestion theory and transport investment. **The American Economic Review**, **59**, 251-260.

Yañez, M.F., Cherchi, E., Ortúzar, J. de D. & Heydecker, B.G. 2009. Inertia and shock effects on mode choice panel data: implications of the Transantiago implementation. **12th International Conference on Travel Behaviour Research**. Jaipur (India).