

**“LA HETEROGENEIDAD DE LAS PREFERENCIAS Y LAS DISPOSICIONES
A PAGAR POR REDUCCIONES EN EL TIEMPO DE VIAJE”**

Amador Morera, Francisco Javier

González Marrero, Rosa Marina

Instituto de Desarrollo Regional y Departamento de Análisis Económico
Universidad de La Laguna

Facultad de CC Económicas y Empresariales

Campus de Guajara s/n.

38071 La Laguna (ESPAÑA)

Tfno: +34 922 317 118

Fax: +34 922 317 204

e-mail: famador@ull.es, rmglzmar@ull.es.

RESUMEN

En este trabajo se evalúa el error que se comete cuando se calculan distintas medidas de bienestar bajo el supuesto tradicional de que las preferencias de los individuos son homogéneas cuando, en realidad, existen variaciones en los gustos en la población objeto de estudio. Además, se obtiene una medida empírica del error en el que se incurre al evaluar cambios en el bienestar social a partir de la aproximación de la variación compensatoria esperada propuesta por Jara-Díaz (1990) en lugar de su expresión exacta

Los resultados muestran que existen diferencias significativas entre las preferencias de los hombres y las mujeres en relación al tiempo de viaje y que es de carácter determinístico. Las especificaciones que proporcionan un mejor ajuste son aquellas en las que se consideran variaciones tanto sistemáticas como aleatorias de los gustos y los parámetros se obtienen a nivel individual usando métodos bayesianos.

Los Valores Subjetivos del Tiempo y las medidas de cambio en el bienestar social, derivadas de reducciones en los tiempos de viaje, muestran una gran sensibilidad a la especificación del modelo utilizado. En particular, cuando se impone homogeneidad de los gustos tanto los valores del tiempo como las medidas de cambio en el bienestar se subestiman.

Por otro lado, no se encuentran diferencias significativas en las medidas de cambio en el bienestar social al utilizar la aproximación propuesta por Jara-Díaz (1990) para la variación compensatoria en lugar de su expresión exacta.

PALABRAS CLAVE

Valor subjetivo del tiempo, variación compensatoria, modelos de elección discreta, Logit con parámetros aleatorios, métodos bayesianos.

JEL

D61, C25, R41, C11

1. INTRODUCCIÓN.

Tradicionalmente, las medidas del impacto en el bienestar social derivadas de distintas políticas de transporte se han obtenido a partir de modelos que imponen la homogeneidad de los gustos y que permiten derivar un valor único de las disposiciones a pagar para un individuo medio ficticio. Sin embargo, éste puede ser un supuesto demasiado restrictivo y la disposición a pagar puede diferir entre los individuos de acuerdo a determinadas características socioeconómicas observables e incluso, en ocasiones, en función de variables que no se observan o son difíciles de medir. De ahí que, conocer como son las preferencias, y cómo se distribuyen éstas en la población, resulte de gran interés para obtener medidas más precisas.

Los avances en las técnicas de estimación por simulación han hecho posible el uso de modelos cada vez más complejos con los que se puede definir un patrón de comportamiento más amplio. Sin embargo, la aplicación de estos modelos en estudios de valoración es aún escasa.

El objetivo de este trabajo es doble. En primer lugar, cuantificar el error que se puede llegar a cometer cuando se calculan distintas medidas de bienestar bajo el supuesto tradicional de que las preferencias de los individuos son homogéneas cuando, en realidad, existen variaciones en los gustos en la población objeto de estudio. En segundo lugar, evaluar la magnitud del error en el que se incurre al evaluar cambios en el bienestar social a partir de la aproximación de la variación compensatoria esperada propuesta por Jara-Díaz (1990) en lugar de su expresión exacta.

Para abordar el primero de los objetivos se plantea, en una primera etapa, una batería de modelos acorde con distintas hipótesis con la finalidad de contrastar la existencia de heterogeneidad de las preferencias. En una segunda etapa se evalúa la magnitud del error que se comete al estimar los valores subjetivos del tiempo, así como algunas medidas de cambio en el bienestar social derivadas de reducciones en el tiempo de viaje, con modelos que imponen homogeneidad de los gustos a una población que presenta preferencias heterogéneas.

Las aproximaciones utilizadas para captar la heterogeneidad de las preferencias de los individuos son dos. La primera, consiste en usar una especificación donde el parámetro de cada atributo es una función de las características socioeconómicas observadas de los individuos (edad, sexo, ingreso, posesión de vehículo,...). Esto permite recoger la variación sistemática de los gustos e identificar cuáles son las fuentes de variación de las distintas disposiciones a pagar. La segunda aproximación recoge la heterogeneidad aleatoria a través de la especificación de un modelo logit mixto o de parámetros aleatorios. Dentro de este último enfoque es posible obtener parámetros tanto a nivel poblacional como a nivel individual combinando métodos de estimación por máxima verosimilitud simulada con métodos de inferencia bayesiana (Revelt y Train, 1999). Las dos aproximaciones utilizadas pueden emplearse en un mismo modelo, haciendo posible captar, además de la variación sistemática de las preferencias, la heterogeneidad no observada.

La aplicación empírica se efectúa a partir de una encuesta de preferencias reveladas, realizada en mayo de 2000, sobre la elección del modo de viaje que hacen los alumnos de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de La Laguna.

Este trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presentan los fundamentos teóricos de los modelos de elección discreta, así como las formulaciones econométricas que se pueden plantear para captar los diferentes tipos de heterogeneidad. En el siguiente apartado se describe la base de datos utilizada para la estimación de los modelos. En el apartado 4 se incluyen y comentan los resultados de los modelos estimados. En la sección 5 se presenta brevemente el marco teórico del que parten las distintas medidas de bienestar que se utilizan y se comparan los valores que resultan para cada uno de los modelos estimados. Finalmente, se exponen las conclusiones más sobresalientes que se desprenden de este estudio.

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS Y FORMULACIONES ECONOMÉTRICAS.

La mayoría de los modelos de elección discreta parten de **la Teoría de la Utilidad Aleatoria** (Domencich y McFadden, 1975; y más recientemente Ben Akiva y Lerman, 1985) donde se postula que el individuo q asocia a cada alternativa (i) una utilidad de tipo estocástico (U_{iq}), eligiendo aquella alternativa que maximiza su utilidad.

La imposibilidad de apreciar, por parte del analista, todos los atributos y variaciones en los gustos que rigen el comportamiento de los individuos, así como los errores de medición, hacen necesario considerar que la utilidad es la suma de dos componentes diferenciados:

$$U_{iq} = V_{iq} + \mathbf{e}_{iq} \quad (1)$$

donde V_{iq} es la función indirecta de utilidad *condicional* a la alternativa i que depende de los atributos medibles, y \mathbf{e}_{iq} es un componente aleatorio o estocástico, que recoge todo lo que el investigador es incapaz de medir y permite explicar aparentes irracionalidades.

Frecuentemente, la expresión que se adopta para el componente determinístico de la utilidad es una función lineal en los atributos y en los parámetros, es decir,

$$V_{iq} = \sum_{k=1}^K \mathbf{b}_{ik} x_{ikq} \quad (2)$$

siendo x_{ikq} el valor que toma el atributo k -ésimo para el individuo q y \mathbf{b}_{ik} el parámetro ligado a dicho atributo, que se considera constante para todos los individuos aunque puede variar entre alternativas.

En particular, el modelo de elección del modo de viaje se puede derivar como resultado del siguiente problema de maximización del consumidor (Bates, 1987):

$$\begin{aligned} \text{Max } & U(G_i, L_i, T_i) \\ \text{s.a. } & G_i \leq M - c_i \quad (\mathbf{I}) \\ & L_i \leq T - T_i \quad (\mathbf{m}) \\ & t_i^* \leq t_i \quad (\mathbf{Y}_i) \end{aligned} \quad (3)$$

Donde la función de utilidad (U) depende de G_i , L_i y T_i que representan el gasto en bienes de consumo, el ocio y el tiempo de viaje respectivamente. M es la renta, c_i el

conste del viaje en el modo de transporte i y T el tiempo total disponible. Además, entre paréntesis figuran los multiplicadores de Lagrange asociados a cada una de las restricciones del problema.

En este caso una aproximación de primer orden de la función indirecta de utilidad para el individuo representativo sería:

$$V_i = \mathbf{a}_i + \partial U / \partial G_i \cdot G_i + \partial U / \partial L_i \cdot L_i + \partial U / \partial T_i \cdot T_i \quad (4)$$

donde, al sustituir las condiciones de primer orden que se obtiene al resolver el problema dado por la ecuación (3), resulta:

$$V_i = \mathbf{a}_i + \mathbf{l} \cdot (M - c_i) + \mathbf{m}(T - T_i) + (\mathbf{m} - \mathbf{y}_i) \cdot T_i \quad (5)$$

A partir de esta expresión se comprueba que la utilidad marginal de la renta coincide con el parámetro que multiplica al coste del viaje cambiado de signo (Small y Rosen, 1981). Esto es:

$$\partial V_i / \partial M = - \partial V_i / \partial c_i = \mathbf{l} \quad (6)$$

Además cuando se eliminan los elementos que no varían con los modos de transporte, la función indirecta de utilidad relevante queda:

$$V_i = \mathbf{a}_i - \mathbf{l} \cdot c_i - \mathbf{y}_i \cdot T_i \quad (7)$$

De ahí que cuando se modeliza la elección del modo de transporte se considere una función indirecta de utilidad que introduce, entre otras, las variables tiempo y coste del viaje.

La manera tradicional de captar la heterogeneidad de las preferencias ha consistido en la introducción de interacciones entre los atributos de las alternativas y las características socioeconómicas de los individuos tales como sexo, edad, nivel de ingreso,... (Train, 1998; Morey y Rossman, 2002). De esta manera, el parámetro de cada atributo \mathbf{b}_k es una función de las características socioeconómicas observadas de los individuos. Este método permite detectar únicamente la variación sistemática de los gustos.

Sin embargo, en muchas ocasiones no se dispone de información a nivel individual o bien los gustos varían de acuerdo a características que son difíciles de medir o incluso no son observables. En estos casos para considerar la heterogeneidad se pueden especificar parámetros aleatorios en la función indirecta de utilidad. De esta manera, se tiene que la utilidad de la alternativa i para el individuo q es:

$$V_{iq} = \mathbf{b}_q x_{iq} = (\mathbf{b} + \mathbf{h}_q) x_{iq} \quad (8)$$

donde ahora \mathbf{b}_q es un vector de coeficientes no observados para cada individuo q que varía aleatoriamente de acuerdo a sus gustos y puede expresarse como la suma de la media poblacional (\mathbf{b}) y las desviaciones individuales con respecto a los gustos promedios de la población (\mathbf{h}_q).

El inconveniente de la especificación de parámetros aleatorios es que no proporciona información acerca de los determinantes de la variación de los gustos de los individuos, por lo que podría resultar conveniente utilizar una especificación que contenga tanto interacciones como parámetros aleatorios.

Cualquiera que sea el planteamiento adoptado para captar la heterogeneidad de las preferencias, se supone que la regla de decisión es la maximización de la utilidad, de forma que el individuo q elige la alternativa i siempre y cuando la utilidad de esta alternativa sea mayor que la asociada a cualquiera de las restantes j , ambas pertenecientes al conjunto de alternativas disponibles para el individuo q ($A(q)$):

$$U_{iq} \geq U_{jq}, \forall j \in A(q), i \neq j \quad (9)$$

es decir,

$$V_{iq} + \mathbf{e}_{iq} \geq V_{jq} + \mathbf{e}_{jq} \Rightarrow V_{iq} - V_{jq} \geq \mathbf{e}_{jq} - \mathbf{e}_{iq} \quad (10)$$

Dado que el analista no conoce $(\mathbf{e}_{jq} - \mathbf{e}_{iq})$, no puede asegurar si la expresión (10) se cumple o no y, por lo tanto, sólo puede plantear la probabilidad de que ocurra. De este modo, la probabilidad de escoger la alternativa i viene dada por:

$$P_{iq} = \text{Prob} \{ \mathbf{e}_{jq} \leq \mathbf{e}_{iq} + (V_{iq} - V_{jq}), \forall j \in A(q) \} \quad (11)$$

Los residuos \mathbf{e} son variables aleatorias con media cero, que darán lugar a distintos modelos probabilísticos dependiendo de la distribución estadística que se considere. En la mayoría de las aplicaciones empíricas las distribuciones más usadas han sido las de Valor Extremo Generalizado, que dan lugar a los modelos de tipo Logit, y la Normal, que da lugar a los modelos de tipo Probit. En este trabajo se ha considerado únicamente el caso en el que el término de error se distribuye idéntica e independientemente (iid)

Valor Extremo Tipo I o Gumbel, por lo que se utilizarán exclusivamente modelos de tipo Logit en la aplicación empírica que se va a realizar.

Cuando se considera un modelo con variación sistemática de los gustos donde el término de error \mathbf{e} es iid Gumbel se obtiene el denominado Logit Multinomial (MNL) o Logit simple (McFadden, 1974). Por el contrario, cuando se supone variación aleatoria de los gustos y la misma distribución para el componente no observado de la utilidad, se alcanza una especificación de tipo Logit Mixto (ML) o de parámetros aleatorios donde la utilidad de la alternativa i viene dada por la siguiente expresión:

$$U_{iq} = (\mathbf{b} + \mathbf{m}_q)x_{iq} + \mathbf{e}_{iq} = \mathbf{b}x_{iq} + \mathbf{m}_q x_{iq} + \mathbf{e}_{iq} \quad (12)$$

que no es sino un caso particular de la expresión más general de un modelo Logit Mixto

$$U_{iq} = V_{iq} + \mathbf{h}_{iq} + \mathbf{e}_{iq} \quad (13)$$

donde $\mathbf{e}_{iq} \sim \text{Gumbel}(0, \mathbf{s}^2)$ y $\mathbf{h}_{iq} \sim f(\mathbf{h}/\mathbf{q})$, siendo f una función de densidad general y \mathbf{q} los parámetros fijos que caracterizan su distribución en la población¹.

Dado que \mathbf{e} se distribuye iid Gumbel, la probabilidad de que el individuo q elija la alternativa i condicionado a un valor de \mathbf{h} es análoga a la de un MNL:

$$P_q(i/\mathbf{h}) = L_{iq}(\mathbf{h}) = \frac{e^{V_{iq} + \mathbf{h}q}}{\sum_j e^{V_{jq} + \mathbf{h}jq}} \quad (14)$$

De esta forma, la probabilidad de elegir una alternativa i vendrá dada por la integral, sobre todos los posibles valores de \mathbf{h} de la probabilidad condicionada dada por la ecuación (14). Esto es,

$$P_{iq} = \int L_{iq}(\mathbf{h}) f(\mathbf{h}/\mathbf{q}^*) d\mathbf{h} \quad (15)$$

Dicha probabilidad viene dada por la fórmula del logit, ponderada por la función de densidad de \mathbf{h} , integrada sobre todos los valores de \mathbf{h} . Esta especificación es la del

¹ El componente aleatorio \mathbf{h}_{iq} puede ocasionar la existencia de correlación entre alternativas y/o heteroscedasticidad. Además, hay que tener en cuenta que, por lo general, se dispone de información sobre las elecciones de los mismos individuos en diferentes situaciones, por lo que la utilidad suele venir referida además a la situación t :

$$U_{iqt} = V_{iqt} + \mathbf{h}_{iqt} + \mathbf{e}_{iqt}$$

Este caso más general permite considerar adicionalmente correlación entre las diferentes situaciones de elección a las que se enfrenta cada individuo (véase por ejemplo Train, 1998).

denominado logit mixto, que puede presentar diferentes formas dependiendo de la función f que se considere.

Este modelo permite obtener patrones muy generales de correlación y heteroscedasticidad mediante una especificación adecuada de las variables y de las funciones de densidad f de los distintos parámetros. De hecho, McFadden y Train (2000) muestran que “bajo determinadas condiciones de regularidad cualquier modelo de elección discreta derivado a partir de un modelo de maximización de la utilidad aleatoria tiene unas probabilidades de elección que pueden ser aproximadas tan cerca como se desee por un Logit Mixto”.

Para el caso particular de parámetros aleatorios la probabilidad de elección adoptaría la siguiente forma:

$$P_{iq} = \int \frac{e^{\mathbf{b}_q x_{iq}}}{\sum_j e^{\mathbf{b}_q x_{jq}}} f(\mathbf{b}/\mathbf{q}) d\mathbf{b} \quad (16)$$

En este caso los β son desconocidos y la probabilidad incondicional se obtiene integrando sobre todos los valores de la distribución poblacional de los \mathbf{b}_q y multiplicando cada uno por su función de densidad $f(\mathbf{b}/\mathbf{q})$, donde \mathbf{q} representa los parámetros de esta distribución. Por ejemplo, si se considera una distribución normal \mathbf{q} representaría la media y covarianza.

De esta forma se plantea que los parámetros de la función de utilidad (utilidades marginales) no son fijos entre la población sino que son variables aleatorias que siguen una cierta distribución de frecuencias sobre la población (f) que define el investigador a priori.

La probabilidad P_{iq} del logit mixto generalmente no tiene una expresión cerrada y de ahí que se tenga que hacer una aproximación numérica a través de simulación. En concreto se extraen R observaciones de \mathbf{b} de la función de densidad $f(\mathbf{b}/\mathbf{q})$, que se ponderan por la probabilidad logit y se promedia sobre todas las extracciones. La probabilidad simulada (SP_q) sería este promedio.

Así, la función de log-verosimilitud simulada sería:

$$sl(\mathbf{q}) = \sum_{q=1}^N \ln SP_q \quad (17)$$

A través de procesos numéricos de maximización se pueden derivar los estimadores máximo verosímiles de \mathbf{q} , que definen la distribución de frecuencia de los parámetros individuales \mathbf{b}_q sobre la población por el método de máxima verosimilitud *simulada* (Train, 1998). El procedimiento utilizado para realizar las extracciones necesarias para la simulación, a partir de las distribuciones de los parámetros, ha sido el de las secuencias de Halton. Este procedimiento ha mostrado ser más eficiente que la extracción puramente aleatoria, reduciendo el número de extracciones necesarias para estimar los modelos y, por tanto, disminuyendo el tiempo de estimación y/o los errores de simulación asociados a un determinado número de extracciones (Bhat, 2000; Train, 1999)². En este estudio los parámetros han sido estimados a partir de 125 extracciones de Halton y el software empleado ha sido el código diseñado por Kenneth Train, David Revelt y Paul Ruud en GAUSS³.

Recientemente se han propuesto dos planteamientos alternativos para estimar los parámetros a nivel individual (\mathbf{b}_q): el denominado *Procedimiento Clásico* de estimación propuesto por Revelt y Train (1999) y el método *Bayesiano Jerárquico* (Albert y Chib, 1993; McCulloch y Rossi, 1994 y Allenby y Rossi, 1999).

El procedimiento clásico consta de dos etapas: la estimación por máxima verosimilitud simulada de los parámetros poblacionales (\mathbf{q}) de las distribuciones que siguen los coeficientes de utilidades marginales del modelo sobre la población y el condicionamiento de estos valores a las elecciones individuales para obtener los parámetros individuales \mathbf{b}_q . Para llevar a cabo esta segunda etapa se parte de la expresión de la función de densidad condicional $h(\mathbf{b}_q / y_q, \mathbf{q})$ de cualquier \mathbf{b}_q , dada una elección y_q y los parámetros poblacionales \mathbf{q} , que de acuerdo a la regla de Bayes adopta la siguiente forma:

$$h(\mathbf{b}_q / y_q, \mathbf{q}) = \frac{P_q(y_q / \mathbf{b}_q) f(\mathbf{b}_q / \mathbf{q})}{P_q(y_q / \mathbf{q})} \quad (18)$$

El denominador de esta expresión es independiente de los parámetros individuales \mathbf{b}_q por lo que se puede establecer la siguiente relación de proporcionalidad:

² Los autores encuentran, en sus respectivas aplicaciones, que usando 100 extracciones de Halton la varianza de simulación es significativamente menor que la que resulta con 1000 extracciones aleatorias.

³ Este software está disponible en la página web de K. Train: <http://elsa.Berkeley.EDU/~train/>

$$h(\mathbf{b}_q / y_q, \mathbf{q}) \propto P_q(y_q / \mathbf{b}_q) f(\mathbf{b}_q / \mathbf{q}) \quad (19)$$

A partir de esta relación, y utilizando las estimaciones de los parámetros poblacionales \mathbf{q} obtenidas por máxima verosimilitud simulada en la primera etapa, se pueden extraer observaciones de la distribución *a posteriori* $h(\mathbf{b}_q / y_q, \mathbf{q})$ utilizando el algoritmo de Metropolis-Hastings (Chib y Greenberg, 1995). Mediante este proceso se extraen de forma iterativa simulaciones de la distribución *a priori* $f(\mathbf{b}_q / \mathbf{q})$, que se tomarán como valores válidos de \mathbf{b}_q si contribuyen a incrementar la verosimilitud de los datos. Las sucesivas extracciones de \mathbf{b}_q van consiguiendo que el ajuste del modelo sea cada vez mejor hasta llegar a un punto en que las posibilidades de mejora se agotan. En ese momento se considera que el proceso iterativo ha convergido. Inicialmente suelen desecharse los valores de \mathbf{b}_q procedentes de las primeras iteraciones⁴, para después proceder a almacenar los valores correspondientes al número de iteraciones deseado. Los valores finales de las estimaciones de los parámetros \mathbf{b}_q se obtienen como el promedio de los valores previamente almacenados (Sawtooth Software, 2000).

Por otra parte, el método Bayesiano Jerárquico permite obtener simultáneamente estimaciones tanto de los parámetros individuales como de los poblacionales, especificando una distribución *a priori* de los parámetros poblacionales \mathbf{q} y aplicando el muestreo de Gibbs (Albert y Chib, 1993).

Cabe resaltar que aunque ambos enfoques difieren en el proceso de estimación, proporcionan esencialmente los mismos resultados para un tamaño muestral y un número de extracciones lo suficientemente grande⁵.

En este trabajo, se ha optado por emplear el procedimiento clásico de estimación debido a que con el método Bayesiano Jerárquico la distribución *a posteriori* que se debe considerar, cuando se utiliza una distribución Uniforme como información a priori, no siempre resulta manejable (Train, 2002).

⁴ Normalmente se realizan varios miles de iteraciones iniciales para garantizar la convergencia del proceso.

⁵ En Sillano (2002) se encuentra una aplicación tanto del procedimiento clásico como del método Bayesiano jerárquico para la obtención de parámetros individuales a partir de una especificación del tipo Logit Mixto.

El software utilizado para estimar modelos con parámetros individuales ha sido un código implementado en WinBUGS⁶, realizándose 100.000 iteraciones previas a las 20.000 que se usan para construir la distribución *a posteriori* $h(\mathbf{b}_q / y_q, \mathbf{q})$.

3. DATOS.

La información utilizada en este trabajo se obtuvo a partir de una encuesta realizada a los alumnos de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales durante la semana del 22 al 26 de mayo de 2000, que permite conocer cuál es el medio de transporte elegido para realizar los desplazamientos a la facultad y bajo qué circunstancias se realiza esta elección. Se trata, por tanto, de observaciones sobre “preferencias reveladas”.

El diseño del cuestionario inicial se evaluó con la realización de reuniones del tipo grupo focal que permitieron tener un primer acercamiento con algunos alumnos seleccionados al azar y que, posteriormente, iban a formar parte de la población encuestada. Con ello se pudieron detectar posibles ambigüedades y asegurar, en la medida de lo posible, que las preguntas serían entendidas por los potenciales encuestados⁷.

A partir de la información obtenida de la encuesta se excluyen los alumnos que son cautivos de un determinado modo de viaje. La muestra resultante para el análisis empírico consta de 494 estudiantes, de las Licenciaturas de Economía y Administración y Dirección de Empresas y de la Diplomatura en Ciencias Empresariales, de los cuales 204 son varones y 290 mujeres.

En esta muestra se observa que la mayor parte de los alumnos acceden a la Facultad conduciendo un vehículo privado (un 50% de las mujeres y un 58% de los hombres). Sin embargo, cuando se analiza el resto de modos elegidos se detecta un perfil diferente entre hombres y mujeres. Para el caso de los hombres el segundo modo de transporte más elegido es el autobús y caminando (un 13% en ambos casos) y la siguiente modalidad es como acompañante del vehículo privado (un 12%). Las mujeres, por el

⁶ Este software ha sido desarrollado por la MRC Biostatistics Unit, en la University of Cambridge y por el Imperial College School of Medicine at St Mary's, London. El programa se encuentra disponible en la página web: <http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/welcome.html>

⁷ El cuestionario utilizado se encuentra en el apéndice de este trabajo.

contrario, tienen como segunda modalidad más elegida la de acompañante en el vehículo privado (22%), seguido del autobús convencional (10%), el autobús del Circuito Universitario (9%), caminando (8%) y en moto (1%).

Los datos de elección y disponibilidad muestran que prácticamente la totalidad de los viajeros que tienen disponible el vehículo privado lo utilizan (un 92% de las mujeres y un 88% de los hombres).

En relación al resto de variables socioeconómicas incluidas en el cuestionario (nivel de renta, asignación presupuestaria mensual, posesión del vehículo privado, etc.) se detecta un perfil muy similar entre hombres y mujeres.

4. ESTIMACIÓN DE LOS MODELOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.

En este apartado se presentan las estimaciones de las distintas aproximaciones que se han utilizado para captar la heterogeneidad de las preferencias de los viajeros a la hora de elegir el modo de viaje. Los modelos estimados se han agrupado en dos categorías. En primer lugar, los modelos con parámetros poblacionales y, en segundo lugar, modelos con parámetros individuales.

El conjunto de elección está formado por los modos de transporte a los que pueden acceder los alumnos para desplazarse a la Facultad; esto es, conduciendo un vehículo privado (coche-conductor), viajando como acompañante en un vehículo privado (coche-acompañante), en autobús, en el autobús del circuito universitario, en moto y a pie.

La función indirecta de utilidad que se especifica en todos los modelos es lineal, de acuerdo a la expresión (2). Las variables explicativas consideradas son el coste y el tiempo del viaje revelados por los individuos y, además, en el caso del autobús, la frecuencia media de salida de la estación⁸.

En la especificación de los modelos se introducen todas las variables con parámetros genéricos y, además, se incluye una constante modal específica para cada una de las alternativas, salvo para la del coche-conductor que se toma como referencia.

⁸ El coste del viaje está expresada en pesetas, el tiempo en minutos y la frecuencia recoge el tiempo medio que transcurre entre cada una de las salidas de los autobuses.

4.1 Modelos con Parámetros Poblacionales.

El primer modelo estimado es un Logit Multinomial (MNL 1) que impone homogeneidad de los gustos en la población. A continuación se probaron distintas especificaciones para contrastar la existencia de heterogeneidad sistemática en las preferencias de acuerdo a variables socioeconómicas tales como el sexo, la edad, el nivel de ingreso familiar, la asignación presupuestaria del alumno, la posesión de vehículo, etc. Los resultados revelan que los gustos de los individuos de la muestra tienden a variar poco en relación con las características socioeconómicas observadas, con la excepción del sexo. Este resultado es consistente con el análisis descriptivo de los datos, que ponía de manifiesto un perfil diferente de elección entre hombres y mujeres. En particular, la única especificación que resultó estadísticamente significativa es la que considera que los hombres y las mujeres conceden distinta importancia al tiempo de viaje cuando deciden el modo en el que se desplazan. Este planteamiento se sigue en el modelo MNL 2 que es un Logit Multinomial donde se incluye una interacción entre la variable tiempo de viaje y una variable *dummy* ($Sexo_q$) que toma valor 1 si es hombre, siendo la utilidad indirecta de la alternativa i :

$$V_{iq} = \mathbf{b}_i + (\mathbf{b}_T + \mathbf{b}_S Sexo_q)Tiempo_{iq} + \mathbf{b}_C Coste_{iq} + \mathbf{b}_F Frecuencia_{iq} \quad (20)$$

donde \mathbf{b}_i es la constante específica de la alternativa i y el resto de parámetros no varía entre los individuos, además ($-\mathbf{b}_c$) es la utilidad marginal del ingreso (λ) tal y como se pudo comprobar anteriormente - véase (3) -.

Para contrastar la existencia de variación aleatoria en los gustos se plantearon diversas hipótesis. Una que supone que solo la percepción del tiempo varía aleatoriamente entre los viajeros, otra que considera que es la utilidad marginal del ingreso (parámetro del coste en valor absoluto) la que lo hace y, por último, una que combina los dos planteamientos anteriores. Además, se consideraron distintas distribuciones para cada uno de los parámetros aleatorios: normal, uniforme y triangular. Como resultado de todo este proceso se encuentra que la única estructura significativa es la de un modelo Logit mixto donde se asume que las ponderaciones del tiempo (utilidades marginales) varían aleatoriamente entre la población de acuerdo a una distribución uniforme (ML 1). Este modelo se estima por máxima verosimilitud simulada lo que permite obtener únicamente los parámetros que caracterizan la distribución del parámetro del tiempo en la población.

Por último, se plantea un modelo Logit mixto con interacciones (ML 2) que combina los planteamientos de los dos modelos anteriores, recogiendo además de la variación sistemática en los gustos de acuerdo al sexo, una variación aleatoria debida a la existencia de otras características no observadas. Este modelo es análogo al ML 1, pero además incluye la interacción entre tiempo y sexo que se definió en el MNL 2.

En la tabla 1 se muestran los resultados obtenidos para cada uno de los modelos señalados. Los resultados de todas las estimaciones pueden considerarse aceptables, no sólo porque los signos de los coeficientes estimados son intuitivamente correctos, sino porque sus t estadísticos son satisfactorios en la mayoría de los casos. La variable frecuencia, a pesar de no ser estadísticamente significativa, presenta siempre el signo correcto de ahí que se haya optado por mantenerla (tal y como se sugiere en Ortúzar y Willumsen, 2001).

El hecho de que la interacción entre las variables sexo y tiempo que se introduce en el modelo MNL2 resulte estadísticamente significativa pone de manifiesto que la percepción del tiempo de los hombres es diferente a la de las mujeres y, por tanto, que la adopción del supuesto tradicional de homogeneidad de los gustos, que se considera en el modelo MNL1, es incorrecta.

Los resultados del modelo ML1 indican que la percepción del tiempo varía uniformemente entre los individuos, dado que s es estadísticamente distinto de cero. Esto refuerza la hipótesis de existencia de variación en los gustos, que ya se detectó en alguna medida con el modelo MNL2. Sin embargo, no permite identificar si hay alguna relación entre los gustos y las características observadas de los individuos.

Dado que el modelo MNL2 confirma la existencia de una relación entre el sexo del individuo y sus preferencias por el tiempo, sería deseable contrastar si existen otras fuentes de heterogeneidad no explicadas por el modelo MNL2. Los resultados del modelo ML2 parecen indicar que efectivamente es así, dado que s puede considerarse significativamente distinto de cero con más de un 90% de confianza. Además, el modelo ML2, a diferencia del modelo ML1, no permite que los parámetros del tiempo adopten valores positivos.

Por tanto de acuerdo a los resultados obtenidos la especificación que mejor recoge el comportamiento de los individuos es la que introduce parámetros aleatorios para el

tiempo y la interacción de las variables tiempo y sexo. De ahí que sea este el modelo que se proponga para derivar los parámetros individuales.

Tabla 1
*Estimación de Máxima Verosimilitud para MNL y ML.**

		<i>MNL1</i> ²	<i>MNL2</i>	<i>ML1</i>	<i>ML2</i>
<i>b_T</i>	<i>Media</i>	-0.04600 (-4.50)	-0.0584 (-4.60)	-0.0706 (-2.89)	-0.0792 (-3.05)
	<i>Spread</i> ¹ (<i>s</i>)	- -	- -	0.0800 (2.07)	0.0742 (1.87)
<i>b_C</i>		-0.0031 (-2.30)	-0.0031 (-2.30)	-0.0033 (-2.65)	-0.0032 (-2.58)
	<i>b_F</i>	-0.0102 (-1.30)	-0.0092 (-1.20)	-0.0120 (-0.96)	-0.0109 (-0.85)
<i>b_S</i>		- -	0.0258 (1.90)	- -	0.0248 (1.66)
	<i>b_{COCHE-ACOMP.}</i>	-2.6780 (-8.50)	-2.7220 (-8.60)	-2.8024 (-8.37)	-2.8121 (-8.38)
<i>Constantes Específicas</i>	<i>b_{AUTOBÚS}</i>	-2.0300 (-6.00)	-2.0480 (-6.10)	-1.9718 (-4.71)	-1.9992 (-4.77)
	<i>b_{CTO.UNIVERS.}</i>	-1.9010 (-5.20)	-1.9220 (-5.30)	-1.8949 (-4.63)	-1.9058 (-4.66)
	<i>b_{MOTO}</i>	-1.7400 (-2.00)	-1.7480 (-2.00)	-1.8135 (-1.70)	-1.7816 (-1.59)
	<i>b_{APIE}</i>	-1.7110 (-4.80)	-1.7390 (-4.90)	-1.5639 (-3.31)	-1.5934 (-3.37)
Log Verosimilitud		-224.8168	-223.0512	-223.4809	-222.2752

* Entre paréntesis aparecen los valores del estadístico *t* de significación individual.

¹ El *spread* es la distancia que hay entre la media (*m*) y el extremo del intervalo en el que se distribuye la variable, de forma que el intervalo se define como [*m-s*, *m+s*].

² Este modelo se estima usando *ALOGIT 3.2*. Hague Consulting Group (1992).

4.2. Modelo con Parámetros Individuales.

En esta sección se obtienen parámetros individuales a partir de la estimación máxima verosímil de los parámetros poblacionales de la distribución Uniforme considerada en

los modelos ML2. Para ello, se condicionan los resultados de dicha estimación a las elecciones de los individuos, de acuerdo a lo propuesto por Revelt y Train (1999).

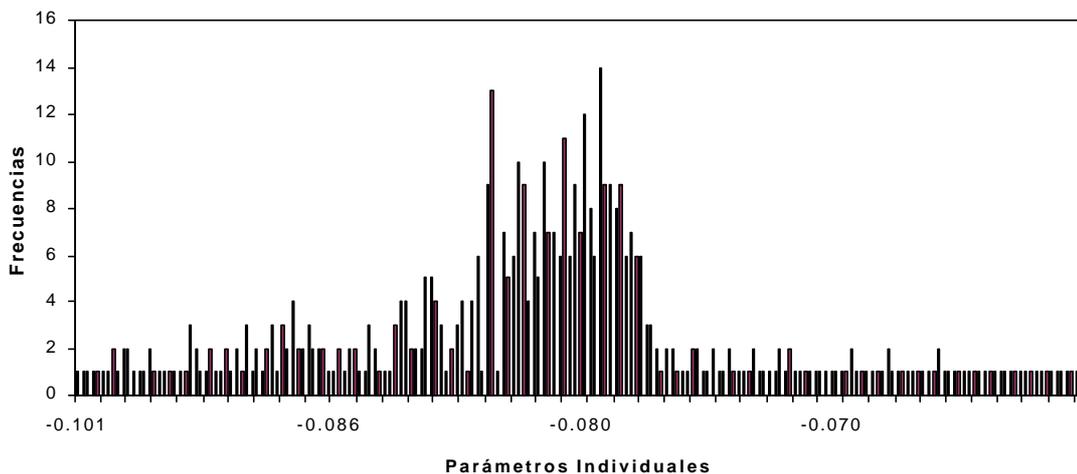
Un resultado interesante de este modelo (ML3) aparece cuando se evalúa la función de log-verosimilitud con los parámetros individuales, en lugar de simularla en base a los parámetros poblacionales. Haciendo esto, el valor de la log-verosimilitud es de $-194,5$, valor sustancialmente inferior a los que se obtenían para las estimaciones de los modelos con parámetros poblacionales. Esto indica que la estimación con parámetros individuales logra un mejor ajuste a los datos.

Este resultado era esperable en la medida en que los parámetros individuales caracterizan la función de verosimilitud de una manera más precisa, representando de una forma más adecuada las elecciones individuales.

Los gráficos con las distribuciones de frecuencia de los 494 parámetros individuales se muestran en la Figura 1, donde se presentan las frecuencias con que se observan los distintos valores que adopta el parámetro tiempo en la población.

Figura 1

Diagrama de Frecuencias de los Estimadores Puntuales de los Parámetros Individuales del Tiempo para la Población.



Este gráfico refleja la distribución real de frecuencias de los parámetros sobre la población cuando se supone una distribución poblacional Uniforme y es discreta en la medida en que se dispone de un número finito de individuos. La gráfica no reproduce exactamente la forma de la distribución uniforme considerada en la estimación debido al

reducido tamaño de la muestra. Además, como se puede observar en la representación discreta de los parámetros sobre la población, no existe ningún individuo que presente un parámetro con signo incorrecto.

5. MEDIDAS DE BIENESTAR.

5.1 El Valor Subjetivo del Tiempo de Viaje.

Una de las aplicaciones de los modelos de elección discreta que se derivan de la teoría de la utilidad aleatoria es el cálculo de la valoración subjetiva del atributo k -ésimo de una alternativa i . Este valor se puede obtener como la tasa marginal de sustitución entre dicho atributo (x_{ik}) y el ingreso (M) y mide la máxima disposición a pagar de los individuos por un cambio unitario en el nivel de dicho atributo. En concreto, cuando se producen ahorros de tiempo de viaje, se obtiene el denominado Valor Subjetivo del Tiempo de Viaje ($VSTV$). El $VSTV$ mide entonces la disposición máxima a pagar por reducir el tiempo de viaje en una unidad⁹ y se puede calcular como el cociente entre la utilidad (desutilidad) marginal del tiempo de viaje en la alternativa y la utilidad marginal del ingreso (I). Así, si se especifica una función indirecta de utilidad lineal y con parámetros genéricos, la expresión del $VSTV$ para un individuo q vendría dada por el cociente entre el parámetro del tiempo y el del coste, esto es:

$$VSTV_q = \frac{\partial V_{iq} / \partial T_{iq}}{\partial V_{iq} / \partial M_q} = - \frac{\partial V_{iq} / \partial T_{iq}}{\partial V_{iq} / \partial C_{iq}} = \frac{\mathbf{b}_{T,q}}{\mathbf{b}_{C,q}} \quad (21)$$

En la tabla 2 se presentan los valores subjetivos del tiempo que se obtienen para cada una de las especificaciones utilizadas en este trabajo.

⁹ Para una revisión teórica de los modelos de asignación del tiempo a partir de los cuales se puede derivar el valor subjetivo del tiempo véase González Marrero (1997).

Tabla 2
Valores Subjetivos del Tiempo de Viaje (Pesetas/minuto)¹

	<i>Hombres</i>	<i>Mujeres</i>	<i>Promedio</i>
MNL 1	-	-	14,9 (14,3 – 15,6)
MNL 2	10,4 (10 – 10,8)	18,7 (17,9 – 19,4)	15,3 ²
ML 3	17 (16,4 – 17,6)	24,7 (23,7 – 25,9)	21,5 ³

Entre paréntesis aparecen los intervalos de confianza para un nivel de significación del 5% que se obtienen cuando se considera que el estimador del VST se distribuye asintóticamente normal. Véase Armstrong et al. (2001)

¹Pesetas del año 2000.

²Esta cifra es un promedio ponderado teniendo en cuenta que la muestra analizada está constituida por 204 hombres y 290 mujeres.

³Este promedio se obtiene a partir de los VSTV individuales

Los resultados obtenidos ponen de manifiesto que los valores del tiempo que se derivan de un modelo con preferencias homogéneas (MNL1) son muy similares a los que se obtienen cuando se considera variación sistemática de los gustos con respecto al sexo (MNL2). Sin embargo, al permitir que los gustos por el tiempo de viaje varíen aleatoriamente (ML3) se observan diferencias significativas resultando un valor del tiempo en torno a un 40% más alto. Ello muestra que en este estudio el uso de especificaciones restrictivas que imponen un comportamiento homogéneo entre la población lleva a infravalorar los valores del tiempo. En este sentido, hay que señalar que de la experiencia internacional más reciente parece desprenderse que esta conclusión no es general y que depende de la naturaleza de los datos y de las especificaciones utilizadas en cada estudio. Si bien Hensher (2001) concluye que los modelos más restrictivos tienden a subestimar el valor del tiempo, otros autores no encuentran diferencias significativas entre los valores que resultan de los distintos modelos (Train, 1998; Carlsson, 1999) o incluso obtienen valores del tiempo menores cuando especifican modelos Logit Mixto (Algers et al., 1998).

Una posible explicación a estas discrepancias observadas a nivel empírico es el reescalamiento que experimentan todos los parámetros cuando se pasa de una especificación de parámetros fijos a una donde uno o más parámetros varían de forma aleatoria, tal y como señala Sillano (2002). La especificación de parámetros aleatorios permite explicar una parte (\mathbf{h}_q) del componente no observado de la utilidad (U_{iq}) –

véase la ecuación (13)-. De esta manera, la varianza (\mathbf{s}^2) del componente de error iid Gumbel (\mathbf{e}_{iq}) en el modelo de parámetros aleatorios es menor que en el modelo con parámetros fijos produciéndose, por tanto, un aumento del factor de escala (\mathbf{m}) asociado a dicha varianza¹⁰. El reescalamiento se produce en la medida que ese factor de escala afecta directamente a las estimaciones de todos los parámetros.

En la práctica, si todos los parámetros se reescalasen en la misma proporción, los valores subjetivos del tiempo no tendrían por qué verse afectados al pasar de una especificación de parámetros fijos a una de parámetros aleatorios. La evidencia empírica muestra, sin embargo, que no todos los parámetros se reescalan en la misma magnitud. Esto podría deberse a un problema similar al que ocurre cuando se omite una variable relevante si consideramos que en el Logit Mixto se introducen parámetros que captan variación en los gustos en la población que son omitidos en una especificación de parámetros fijos (Sillano, 2002). Esto explicaría que en función de las variables incluidas, de la forma funcional adoptada para la función indirecta de utilidad y de la naturaleza de los datos, un modelo donde se imponen parámetros fijos pueda conducir a sobre/subestimar los valores del tiempo.

5.2 La Variación Compensatoria Individual y las Medidas Monetarias de Cambio en Bienestar Social.

Cuando se produce un ahorro importante de tiempo de viaje las medidas de disposición *marginal* a pagar, como el VSTV, dejan de ser adecuadas para evaluar los cambios en el bienestar. Para obtener una medida monetaria *exacta* de la variación del bienestar podemos recurrir al cálculo de las denominadas medidas hicksianas del cambio en

¹⁰ Nótese que cuando se asume que el componente aleatorio de la utilidad \mathbf{e}_{iq} es Gumbel iid y que los parámetros \mathbf{b}_q son fijos en la población ($\mathbf{b}_q = \mathbf{b}, \forall q = 1, \dots, N$), la probabilidad de que el individuo q

elija la alternativa i viene dada por:
$$P_{iq} = \frac{\exp(\mathbf{m}\mathbf{b}\mathbf{X}_{iq})}{\sum_{j=1}^J \exp(\mathbf{m}\mathbf{b}\mathbf{X}_{jq})}$$
, donde \mathbf{m} es un factor de escala

inversamente proporcional a la varianza del término de error $\mathbf{s}^2 = \frac{\mathbf{p}^2}{6\mathbf{m}^2}$. En la práctica no es posible

identificar el parámetro \mathbf{m} , que suele normalizarse a 1, y lo que se estima es en realidad $\hat{\mathbf{b}} = \mathbf{m}\mathbf{b}$. (Carrasco y Ortúzar, 2002).

bienestar, esto es, la variación compensatoria (VC) y la variación equivalente (VE). La obtención de estas medidas en el contexto de los modelos de utilidad aleatoria es, por lo general, compleja debido a que si bien para los individuos se trata de medidas determinísticas, desde la perspectiva del investigador son en realidad variables aleatorias. Esto da lugar a que sea el cálculo de sus valores esperados¹¹, $E[VC]$ y $E[VE]$, el que resulte de interés cuando se evalúan cambios en el bienestar.

Existen, sin embargo, determinadas circunstancias que simplifican notablemente el procedimiento para su obtención. En particular, si se asume que la utilidad marginal del ingreso (I) es constante, de manera que el componente determinístico de la función indirecta de utilidad condicional (V_i) sea de la forma¹²:

$$V_i = I(M - c_i) + f(x_i) \quad (22)$$

donde $f(x_i)$ es una función de los atributos de la alternativa i , se obtiene un modelo en el que no hay efecto ingreso. En este caso, VC se puede definir como la cantidad de dinero que satisface

$$U^0(M^0, c^0, x^0, \mathbf{e}) = U(M^0 - VC, c^0, x^1, \mathbf{e}) \quad (23)$$

donde x^0 y x^1 hacen referencia a los valores de los atributos de las alternativas en el estado inicial y final, respectivamente, y $U(.)$ es la función indirecta de utilidad incondicional

$$U(M, c, x, \mathbf{e}) = \text{Max}_j V_j + \mathbf{e}_j \quad (24)$$

Puesto que $U(.)$ es observada por el individuo pero no por el investigador, una manera de derivar $E[VC]$ es resolviendo la siguiente ecuación

¹¹ Hay autores que proponen el cálculo de la mediana u otros cuartiles de la distribución como medidas más adecuadas (Hanemann y Kaninen, 1998).

¹² Nótese que esta función indirecta de utilidad es de la forma de Gorman (véase Mas-Collel et al., 1995).

$$E[U^0(M^0, c^0, x^0, \mathbf{e})] = E[U^0(M^0 - VC, c^0, x^1, \mathbf{e})] \quad (25)$$

donde $E[.]$ denota el valor esperado y VC podría interpretarse como la variación en el ingreso necesaria para igualar la utilidades máximas esperadas en la situación final e inicial.

Si se asume adicionalmente que el componente aleatorio de la utilidad se distribuye iid Gumbel, se obtiene una expresión cerrada para $E[U(.)]$ (McFadden, 1978) y también para $E[VC]$. Particularizando esa expresión para un individuo q se tiene:

$$E[VC_q] = \frac{1}{I} \left[\ln \sum_{j \in A(q)} \exp(V_{jq}^0) - \ln \sum_{j \in A(q)} \exp(V_{jq}^1) \right] \quad (26)$$

donde V_{jq}^0 y V_{jq}^1 son las funciones indirectas de utilidad condicionales al modo j para el individuo q en la situación inicial y final, respectivamente. Esta es la denominada fórmula *log-sum* inicialmente desarrollada por Ben-Akiva (1972), McFadden (1973) y Domencich y McFadden (1975) para modelos MNL¹³.

El supuesto de utilidad marginal del ingreso constante tiene dos consecuencias importantes. En primer lugar, la fórmula (26) coincide con la expresión del tradicional excedente marshalliano del consumidor (McFadden, 1981). En segundo lugar, $E[VC]$ puede interpretarse como la variación en el ingreso que mantiene constante la función indirecta de utilidad esperada de un individuo *representativo*¹⁴, que puede usarse para obtener medidas de bienestar que son independientes de la función de bienestar social que se utilice¹⁵ (Mas-Collel et al., 1995)

¹³ En realidad esta expresión es un caso particular de la fórmula general que se obtiene para modelos Logit anidados (Williams, 1977; McFadden, 1978, 1981)

¹⁴ Esta función coincide con la función indirecta de utilidad social que permite obtener las funciones de demanda de mercado a partir de la identidad de Roy (McFadden, 1981)

¹⁵ Mas-Collel et al. (1995) señalan que si hay un consumidor representativo *normativo*, la función de demanda agregada puede usarse para efectuar cálculos de bienestar a partir de medidas como la variación

Uno puede preguntarse si existe alguna relación entre medidas de bienestar como $E[VC]$ y el VSTV. Jara-Díaz (1990) partiendo del marco de análisis propuesto por Small y Rosen (1981) y añadiendo algunos supuestos de linealidad¹⁶, deriva una expresión para $E[VC]$ cuando sólo se producen ahorros de tiempo de viaje. Particularizando esta expresión para un individuo q

$$E[VC_q] = VSTV_q \sum_i \bar{P}_{iq} (t_i^0 - t_i^1) \quad (27)$$

donde $\bar{P}_{iq} = \frac{P_{iq}^0 + P_{iq}^1}{2}$ es el promedio de las probabilidades de elección de la alternativa i para el individuo q antes y después del cambio. En este caso, como señala el propio autor, (29) no es más que una versión de la extendida “regla del medio” (Williams, 1977).

Una vez se han obtenido las medidas individuales de bienestar aparece el problema de cómo agregarlas en un único valor que sirva de referencia en el proceso de toma de decisiones.

Generalmente $E[VC]$ se interpreta como la disposición a pagar en promedio de un individuo representativo de un grupo homogéneo de la población¹⁷. Esta interpretación es adecuada cuando todos los individuos se enfrentan a un conjunto de alternativas idénticas en sus atributos y permite obtener directamente un valor promedio del cambio en el bienestar social. Sin embargo, en el caso de la elección de modo de viaje es frecuente que los individuos se enfrenten a distintos conjuntos de elección y que además

compensatoria y equivalente. En relación con esto argumentan que si las funciones indirectas de utilidad son de la forma de Gorman y la función de bienestar social es utilitarista, entonces la demanda agregada puede verse *siempre* como si fuese generada a partir de un consumidor representativo normativo.

¹⁶ En particular, escoge una trayectoria lineal para resolver la integral que permite obtener la VC, asume que las probabilidades de elección varían de forma lineal con los tiempos de viaje y que la función indirecta de utilidad adopta una forma lineal.

los atributos de los distintos modos difieran entre los individuos.. Por ello, parece más conveniente seguir el planteamiento de Hanemann (1985) que propone calcular $E[VC]$ para cada individuo por separado y luego agregar sobre toda la población, quizás usando pesos derivados de alguna función de bienestar social. En este sentido, un criterio posible de agregación social es el que consiste en asumir un peso social idéntico para todos los individuos¹⁸. A partir de este enfoque utilitarista una medida monetaria del cambio en el bienestar social dW se puede obtener simplemente como la suma de las $E[VC]$ cada individuo q , esto es:

$$dW = \sum_q E[VC_q] \quad (28)$$

A partir de aquí se plantea la posibilidad de emplear dos formulaciones distintas para dW . La primera de ellas sería la que resulta cuando se utiliza la expresión exacta de la VC esperada, de acuerdo a la ecuación (26) y la segunda la que emplea la aproximación propuesta por Jara-Díaz (1990). En este último caso, dW adoptaría la siguiente forma:

$$dW = \sum_q VSTV_q \cdot AETV_q = \sum_q \frac{|b_{r,q}|}{\mathbf{I}} AETV_q \quad (29)$$

donde $AETV_q = \sum_i \bar{P}_{iq}(t_i^0 - t_i^1)$ es una aproximación del ahorro esperado de tiempo de viaje para el individuo q .

Un caso particular de esta expresión se tiene cuando, además de considerar que la utilidad marginal de la renta es constante, las preferencias por el tiempo son homogéneas en la población de forma que $b_{r,q} = b_r$. En esta situación la medida de bienestar social se puede obtener utilizando un único valor del tiempo. Sin embargo, si

¹⁷ Esta interpretación puede derivarse por ejemplo de Small y Rosen (1981) donde se asume que cada individuo de la muestra es representativo de un grupo de individuos que son idénticos en lo que respecta a su nivel de ingreso y a sus características observadas.

¹⁸ Gálvez y Jara-Díaz (1998) proporcionan un marco analítico fundamentado en la Teoría del Bienestar para evaluar los beneficios sociales de proyectos que disminuyen los tiempos de viaje a partir de medidas individuales de bienestar como la VC cuando la utilidad marginal del ingreso varía entre estratos de ingreso. En ese caso, un criterio de agregación utilitarista demuestra ser claramente regresivo en la medida que supone asignar un peso social mayor a los individuos de mayor nivel de ingreso.

existen variaciones en los gustos por el tiempo de viaje en la población objeto de estudio, utilizar un único valor del tiempo conduciría a obtener una medida errónea del bienestar social.

En este trabajo se comparan las medidas de bienestar social que se derivan de los distintos supuestos considerados acerca de las preferencias de los agentes, evaluándose el error que se comete al utilizar un único VSTV cuando en realidad éste difiere entre los individuos. Asimismo, se evalúa la magnitud del error en el que se incurre al evaluar cambios en el bienestar social a partir de la aproximación de la $E[VC]$ propuesta por Jara-Díaz (1990) en lugar de su expresión exacta. Para ello se contemplan tres escenarios hipotéticos donde el tiempo de viaje en autobús se reduce respectivamente un 10%, un 20% y un 30%. A partir de los diferentes modelos y para los tres escenarios planteados se obtienen las dos medidas monetarias del cambio en el bienestar social¹⁹ (dW) planteadas. Los resultados se presentan en las tablas 3, calculándose el porcentaje en que los modelos más restrictivos tienden a subestimar las medidas monetarias del cambio en el bienestar social en la tabla 4.

Los resultados obtenidos permiten concluir que las medidas de bienestar son sensibles a los supuestos adoptados en relación al comportamiento de las preferencias de los individuos, independientemente de la medida de la $E[VC]$ utilizada.

Tabla 3

Cambios en el Bienestar Social derivados de distintos ahorros de tiempo de viaje (Pesetas)

	$dW = \sum_q E[VC_q]^{Jara-Díaz(1990)}$			$dW = \sum_q E[VC_q]$		
	%Ahorro Tiempo de Viaje en Autobús			%Ahorro Tiempo de Viaje en Autobús		
	10%	20%	30%	10%	20%	30%
MNL 1	3460.69	7657.635	12795.5	3450.88	7574.06	12501.20
MNL 2	3487.96	7827.16	13316.26	3475.00	7712.67	12899.48
ML 3	3972.29	9292.652	16652.76	3946.13	9049.43	15724.51

¹⁹ En este caso con bienestar social se hace referencia al bienestar de los 494 individuos analizados, dado que no se dispone de información suficiente para elevar los resultados a nivel poblacional.

Tabla 4

Diferencia de los cambios en Bienestar Social con respecto a los obtenidos a partir del modelo ML 3 (%)

	$dW = \sum_q E[VC_q]^{Jara-Díaz(1990)}$			$dW = \sum_q E[VC_q]^{Small y Rosen(1981)}$		
	%Ahorro Tiempo de Viaje en Autobús			%Ahorro Tiempo de Viaje en Autobús		
	10%	20%	30%	10%	20%	30%
MNL 1	-12.88	-17.59	-23.16	-12.55	-16.30	-20.50
MNL 2	-12.19	-15.77	-20.04	-11.94	-14.77	-17.97

Cuando se impone homogeneidad en las preferencias (MNL1) se obtienen las medidas de bienestar social más bajas, aumentando sensiblemente el porcentaje de error a medida que aumenta la reducción de tiempo de viaje considerada. Asimismo, cuando sólo se considera variación sistemática de los gustos (MNL2) siguen subestimándose las medidas de bienestar social que se derivan, aunque el error que se comete es ligeramente inferior.

En la tabla 5 se presentan las diferencias en términos porcentuales de la medida de cambio en bienestar social que se obtiene utilizando la aproximación de Jara-Díaz (1990) con respecto a la que se obtiene usando la expresión exacta de la VC esperada.

Tabla 5

Diferencia de los cambios en Bienestar Social según la medida de la VC utilizada (%)

	%Ahorro Tiempo de Viaje en Autobús		
	10%	20%	30%
MNL 1	0.28	1.10	2.35
MNL 2	0.37	1.48	3.23
ML 3	0.66	2.69	5.90

Como se puede observar al emplear la aproximación de Jara-Díaz (1990) tiende a sobrestimarse el aumento de bienestar social debido a un ahorro de tiempo de viaje en

autobús, aunque sólo cuando los ahorros de tiempo son importantes comienzan a apreciarse diferencias significativas entre ambas medidas. En particular, las diferencias más importantes se producen para los modelos con parámetros aleatorios. En cualquier caso, la magnitud de las diferencias no son lo suficientemente importante, por lo que en este estudio usar la aproximación de Jara-Díaz (1990) podría considerarse un planteamiento válido. Esto podría deberse a que la probabilidad de elegir el autobús no varía significativamente en los distintos escenarios considerados dado que, a pesar de las reducciones en el tiempo de viaje que se simulan, el autobús sigue siendo una alternativa poco “atractiva” para los usuarios. Considerar reducciones en el tiempo más drásticas podrían alterar estos resultados; sin embargo, esto podría resultar poco realista y de ahí que no se hayan tenido en cuenta.

6. CONCLUSIONES

En este trabajo se han comparado distintas especificaciones de los modelos de elección discreta para detectar la existencia de variación en los gustos en la población objeto de estudio. Se han encontrado diferencias de carácter determinístico significativas entre las preferencias de los hombres y las mujeres en relación al tiempo de viaje. Sin embargo, los resultados obtenidos permiten concluir que existen otras fuentes de heterogeneidad de las preferencias, además de las relacionadas con el sexo del viajero, que son de carácter aleatorio.

La evidencia empírica aportada en este trabajo permite concluir que una de las principales ventajas de usar especificaciones más complejas del tipo logit mixto reside en la obtención de medidas de bienestar más precisas. Ello se debe a que cuando se adopta el supuesto tradicional de homogeneidad en los gustos con especificaciones del tipo Logit Multinomial, tienden a infravalorarse los valores subjetivos del tiempo y los cambios en el bienestar social derivados de una reducción en el tiempo de viaje. En particular, se pueden llegar a cometer errores de hasta un 40% para el valor del tiempo y en torno a un 20% para las medidas monetarias de bienestar social.

Por otra parte, se han calculado los cambios en el bienestar social usando una expresión exacta y otra aproximada, cuando la utilidad marginal del ingreso es constante. Los resultados que se derivan de la simulación de distintos escenarios muestran que cuando se utiliza la aproximación propuesta por Jara-Díaz (1990), obtenida a partir de los

VSTV, la magnitud del error que se comete no es significativa, por lo que puede considerarse una medida válida en este estudio.

AGRADECIMIENTOS.

Los autores de este trabajo agradecen a Mauricio Sillano los comentarios y la ayuda recibida en la elaboración de los códigos necesarios para utilizar el programa WinBugs. Asimismo, agradecen a Julio Afonso sus valiosos comentarios.

REFERENCIAS.

Albert, J. y S. Chib (1993): "Bayesian Análisis of Binary and Polychotomous Response Data", *Journal of American Statistical Assosiation* 88, 669-679.

Allenby, G.M. y Rossi, P. (1999): "Marketing Models for Consumer Heterogeneity", *Journal of Econometrics*, 89, 57-78.

Bates, J. (1987): "Measuring Travel Time Values with a Discrete Choice Model: a Note", *The Economic Journal*, 97, pp. 493-498.

Ben-Akiva, M. y S. Lerman (1985). *Discrete Choice Analysis*. MIT Press, Cambridge Mass.

Bhat, C.R. (2000): "Quasi-Random Maximum Simulated Likelihood Estimation of the Mixed Multinomial Logit Model", *Transportation Research*, Vol. 35B, 677-693.

Carrasco J.A.y J.de D Ortúzar (2002):"Review and Assessment of the Nested Logit Model", *Transport Reviews*. 22, 2, 197-218.

Chib, S. y E. Greenberg (1995): "Understanding the Metropolis-Hastings Algorithm", *American Statistician*, 49, 327-335.

Domencich, T. y D. McFadden (1975) *Urban Travel Demand: A Behavioural Analysis*. North-Holland, Amsterdam.

Gálvez, T. y Jara-Díaz, S.R. (1998): "On the Social Valuation of Travel Time Savings", *International Journal of transport Economics*, vol. XXV, No. 2, 205-219, Junio 1998.

González Marrero, R. (1997) *The Value of Time: A Theoretical Review*. Transport Reviews, Vol. 17, Nº 3, págs. 245-266.

González Marrero, R.M., F. Amador y B. Alonso (2002): "La Sensibilidad del Valor del Tiempo de Viaje a la Especificación Econométrica del Modelo", *V Encuentro de Economía Aplicada*, Oviedo, Junio, 2002.

- Hanemann, W. M. (1985) "Applied welfare analysis with discrete choice models," *Working Paper*, Department of Agricultural and Resource Economics, University of California, Berkeley. Reimpreso en Kling, C. y J. Herriges (eds.) *Valuing the Environment Using Recreation Demand Models*, Edward Elgar, 2001.
- Mas-Collel, A., Whinston, M.D. y J.R. Green (1995) *Microeconomic Theory*, New York: Oxford University Press.
- McCulloch, R. y Rossi, P. (1994): "An Exact Likelihood Análisis of the Multinomial Probit Model", *Journal of Econometrics* 64, 207-240.
- McFadden, D. (1973) "Conditional logit analysis of qualitative choice behavior," in P. Zarembka (ed) *Frontiers in Econometrics*, Academic Press, New York.
- McFadden, D. (1974): "The Measurement of Urban Travel Demand", *Journal of Public Economics*, 3, 303-328.
- McFadden, D. (1978): "Modelling the Choice of Residential Location". En *Spatial Interaction Theory and planning Models*, A. Karquist et al. (eds.), North-Holland Press, Amsterdam.
- McFadden, D. (1981) "Econometric models of probabilistic choice," in *Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications*, in C. Manski; D. McFadden, eds. MIT Press, Cambridge, MA.
- McFadden, D. y K. Train (2000): "Mixed MNL Models for Discrete Response", *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 15, No. 5, 447-470.
- Morey, E. y Rossman, K. (2002): "Using Stated-Preference Questions to Investigate Variation in Willingness to Pay for Preserving Marble Monuments: Classic Heterogeneity and Random Parameters", *Working Paper*. Economics Department, University of Colorado at Boulder, Colorado, 10 de enero de 2002.
- Ortúzar, J de D. y L. Willumsem (2001), *Modelling Transport*, 3rd Edition, Wiley.
- Revelt, D y K. Train (1999): "Specific Taste Parameters and Mixed Logit", *Working Paper*, Department of Economics, University of California, Berkeley.
- Sawtooth Software (2000): "CBC Hierarchical Bayes Analysis Technical Paper", *Technical Paper Serie*, Sawtooth Software, Inc. Disponible en <http://www.sawtoothsoftware.com/download/techpap/hbtech.pdf>
- Sillano, M. (2002): "Estimaciones de Valores de Disposición a Pagar con Modelos Logit Mixto", *Memoria de Investigación*, Departamento de Ingeniería de Transporte, Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago de Chile.

- Small, K. y Rosen, H. (1981): "Applied Welfare Economics with Discrete Choice Models", *Econometrica*, Vol. 49, No. 1, 105-130.
- Train, K. (1986) *Qualitative Choice Analysis*, MIT Press, Cambridge.
- Train, K. (1998): "Recreation Demand Models with Taste Differences Over People", *Land Economics*, 74 (2), 230-239.
- Train, K. (1999): "Halton Sequences for Mixed Logit", *Working Paper*, Department of Economics, University of California, Berkeley.
- Train, K. (2002). *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Train, K. y D. McFadden (1978): "The Goods/Leisure Tradeoff and Disaggregate Work Trip Mode Choice Models", *Transportation Research*, 12, 349-353.
- Williams, H.C.W.L. (1977): "On the Formation of Travel Demand Models and Economic Evaluation Measures of User Benefits", *Environment and Planning A*, 9, pp. 285-344