
FATIGA Y APRENDIZAJE EN EXPERIMENTOS DE PREFERENCIAS DECLARADAS

Italo San Nicolo y Alejandro Tudela
Departamento de Ingeniería Civil - Universidad de Concepción
Casilla 160 C - Correo 3
Concepción - Chile
E-mail: isannico@udec.cl, atudela@udec.cl

RESUMEN

El aprendizaje y la fatiga son aspectos poco abordados en la literatura acerca de experimentos de Preferencias Declaradas (PD). Estos aspectos podrían aparecer en este tipo de experimentos si el experimento es medianamente ajeno al contexto diario del individuo o si el experimento es en sí relativamente complejo.

Este artículo aborda, a través de simulaciones y experimentos controlados, el análisis del aprendizaje y fatiga en experimentos de PD. Por una parte se simuló respuestas a experimentos de PD incorporando los procesos anteriores, desarrollando índices de heterogeneidad e inconsistencias para las respuestas obtenidas. Además, se diseño y aplicó un experimento de PD, del tipo elección, pero variando el orden en que se presentaron las preguntas a los encuestados, encontrando que el orden de éstas afectó el desarrollo de los procesos de aprendizaje y fatiga, obteniendo en algunos casos modelos sesgados. Finalmente, se desarrolló un modelo Logit Heterocedástico que, considerando la dificultad y la carga cognitiva acumulada, compensa los efectos de los procesos de aprendizaje y fatiga, entregando modelos más confiables e insesgados.

Palabras Clave: Aprendizaje, Fatiga, Logit Heterocedástico

ABSTRACT

Learning and fatigue are effects treated moderately in the literature about Stated Preference (SP) experiments. These effects might happen for those individuals that respond an SP experiment, particularly if the experiment is to some extent complex and unknown according to the daily experience and context of the individual.

This article deals, through simulation and controlled experiments, with the analysis of learning and fatigue in SP experiments. First, responses to SP experiments were simulated, incorporating the learning and fatigue effects, developing heterogeneity and inconsistency indexes. Later, an SP experiment was designed and applied to different people, varying the order in which games were shown to respondents. It was found that learning and fatigue processes were present in responses, obtaining in some cases biased models. Finally, a Heteroskedastic Logit model was developed, being able to compensate the effects of learning and fatigue due to the difficulty and cumulative cognitive load, and providing more reliable and unbiased models.

Keywords: Learning, Fatigue, Heteroskedastic Logit

1. INTRODUCCIÓN

Los experimentos de Preferencias Declaradas se utilizan para obtener información para la estimación de modelos de demanda, con fines de predicción o para el cálculo de valoraciones subjetivas. Usualmente un individuo responde varias preguntas hipotéticas, las que se denominan seudo-respuestas. Un supuesto básico y común desde el punto de vista práctico es suponer que las respuestas son homocedásticas, es decir, la varianza del error de la utilidad a nivel individual y seudo-respuestas es la misma. Dado lo fuerte de este supuesto, es interesante analizar el impacto que tendría en las estimaciones el relajo del supuesto de homocedasticidad, con especial énfasis en los procesos de aprendizaje y fatiga. Lo anterior conlleva a obtener modelos más flexibles, a partir de los cuales se puedan obtener valoraciones subjetivas más reales.

Vía simulación de respuestas, y la incorporación explícita de los procesos de aprendizaje y fatiga, se determinó el efecto que estos procesos tienen en la estimación de los modelos. Además, se diseño y aplicó tres encuestas con idénticas preguntas, pero variando el orden en que éstas se presentaron a los encuestados, desarrollando un índice de heterogeneidad e inconsistencias para las respuestas. Los resultados obtenidos revelaron que la presencia o ausencia de los procesos de aprendizaje y fatiga se vio fuertemente afectada por el orden en que las preguntas fueron exhibidas, obteniéndose modelos consistentes, pero sesgados, con VST muy distintos y alejados entre los distintos ordenamientos considerados.

Finalmente se desarrolló un modelo Logit Heterocedástico que, considerando la dificultad de las respuestas y carga cognitiva acumulada, logró compensar los efectos de los procesos de aprendizaje y fatiga. Los resultados entregaron modelos insesgados, con mejoras en los VST obtenidos, concluyendo que el orden en que se exhiben las preguntas a los individuos tendría una influencia significativa sobre la varianza de la utilidad, favoreciendo o perjudicando el desarrollo de los procesos de aprendizaje y fatiga, así como el sesgo que éstos provocan en los modelos.

Este artículo se ha estructurado como se indica. En la sección 2 se revisan los antecedentes previos, tales como los conceptos de aprendizaje y fatiga, y el estudio del problema de las observaciones repetidas, así como la complejidad, contexto y consistencia de las elecciones. En la sección 3 se detallan los aspectos de la modelación, desarrollando un índice de heterogeneidad para las respuestas e inconsistencias, así como un modelo Logit Heterocedástico que compensa la existencia de los procesos mencionados anteriormente. La sección 4 muestra como la incorporación explícita de los procesos de aprendizaje y fatiga en respuestas simuladas afecta la estimación de los modelos, mientras que la sección 5 presenta una aplicación del modelo propuesto y los resultados obtenidos. Finalmente, en la sección 6 se presentan las principales conclusiones.

2. ANTECEDENTES PREVIOS

2.1. Aprendizaje y Fatiga

Respecto al aprendizaje, existe una gran variedad de definiciones. Algunas ilustran distintas concepciones del concepto, tanto desde el punto de vista teórico como práctico. Por ejemplo, Bush y Mosteller (1955) consideran que el aprendizaje es cualquier cambio sistemático de la

conducta, sea o no adaptativo, conveniente para ciertos propósitos, que esté de acuerdo con algún otro criterio semejante, mientras que Munn (1955) afirma que el aprendizaje es una modificación en incremento de la conducta, más o menos permanente, que es resultado de la actividad, del entrenamiento especial o de la observación. Thorpe (1956) define aprendizaje como el proceso que se manifiesta en cambios adaptativos de la conducta individual como producto de la experiencia. En síntesis, se puede definir el aprendizaje como una modificación en el comportamiento resultado de la experiencia.

Relativo a la fatiga, bajo ella se etiquetan estados de diferente intensidad, desde muy ligera hasta el agotamiento total, y no es fácil dar una definición única y aceptable para todos (De Arquer, 1997). La fatiga que sigue a la realización prolongada de tareas de procesamiento de datos e información puede afectar negativamente a las capacidades de análisis, de toma de decisiones y de concentración mental; en ocasiones, se traduce en una forma de realización del trabajo propia de personas inexpertas con errores que, a simple vista, parecen inexplicables, aunque la persona no considere que su eficiencia sea menor (Nogareda, 1986). Además, la relación entre la sensación de fatiga y la motivación es de tipo inversa (Norman y Maier, 1971), de manera que la realización de una tarea con escasa motivación por parte del individuo se acompaña de una pronta aparición de síntomas de fatiga. Sin embargo, cuando la motivación es alta, puede no sentirse fatiga, hasta que ésta alcance un nivel muy elevado (cercano al agotamiento).

Finalmente, conceptos que a simple vista parecen ser independientes (aprendizaje-fatiga), están íntimamente ligados por las nociones de actitud y motivación. Un individuo motivado podrá ver facilitado su proceso de aprendizaje, mientras que la falta de ésta, podrá obstaculizar o interferir tal proceso, facilitando la aparición de la fatiga. Este proceso de aprendizaje se manifestará en una disminución de los errores, mientras que ante un aumento en la frecuencia de los mismos se estará ante la presencia de fatiga.

2.2. Análisis y Tratamiento de Observaciones Repetidas en Estudios de PD

Heterocedasticidad y Correlación

Una característica importante de los datos de PD es que se obtienen múltiples respuestas por individuo. El uso de modelos sencillos y poco flexibles como el Logit Multinomial (MNL) (ver Ortúzar (2000) para una derivación econométrica del modelo) supone que estas respuestas son independientes entre sí, además de independientes del resto de los individuos en la muestra. Este supuesto puede claramente no ser válido, pues es razonable sostener que las respuestas de un mismo individuo podrían estar correlacionadas.

Elrod *et al.* (1992) y McClelland y Judd (1993) examinan los efectos empíricos de elecciones repetidas, encontrando que la precisión de las respuestas de los individuos declina levemente, precisamente porque ellos se pueden fatigar. Estos autores anteriores sugieren que elecciones repetidas en PD es sólo una preocupación de menor importancia.

Bradley y Daly (1994) aplican un método llamado “*Logit Scaling Approach*” que permite diferenciar la varianza inexplicada en un modelo formado por diferentes fuentes de datos. Concluyen que los efectos de fatiga son causados por la influencia de la complejidad del

experimento al cual son sometidos los individuos, recomendando que tales efectos se podrían disminuir si no se ofrecen más de diez preguntas a los encuestados dentro de un experimento.

Swait y Adamowicz (1996, 1997 y 1999) así como Cho y Kim (2002), para especificar variaciones en las observaciones, incorporan una función de escala específica a la observación. En particular, estos últimos autores proponen seis funciones de escala distintas, encontrando que ninguna de ellas mejora la calidad de ajuste del modelo. Concluyen que la adición de este parámetro variable no es relevante, no existiendo evidencia que la varianza de la utilidad aumenta con el número de observaciones repetidas.

Complejidad, Contexto y Consistencia de las Elecciones

Los teóricos de las Elecciones Racionales asumen que la cantidad y la estructura correlacionada de los juegos de elección no afectan la habilidad de los individuos para escoger la alternativa óptima. En contraste con lo anterior, los Economistas del Comportamiento y de las Ciencias de las Decisiones Humanas, predicen que un incremento en la complejidad de la estructura de elección pudiese comprometer la consistencia de las elecciones. Es así como Simon (1955) sostiene que los individuos desarrollan reglas de decisión que “evitan el costo cognitivo completo de la complejidad”, considerando sólo una parte de la información disponible en el conjunto de elección.

Heiner (1983) sostiene que en la medida que se incremente la complejidad de la elección, también lo hará la brecha entre las habilidades cognitivas de los individuos y las demandas cognitivas requeridas para efectuar la elección. Concluye que un incremento en la complejidad del conjunto de elección agregará ruidos al término de error de la función de utilidad indirecta.

Keller y Staelin (1987) sugieren que la complejidad puede tener la forma de una U invertida relacionada con la eficacia de la decisión. En la medida que la situación se torna compleja, los individuos requieren de un esfuerzo adicional, llegando a ser más eficaces hasta que se alcanza un punto en que esa eficacia comienza a deteriorarse. Esto es análogo a lo propuesto por Swait y Adamowicz (1996, 1997 y 1999), quienes proponen que los individuos al verse sometidos a un experimento de PD presentarían la siguiente secuencia de comportamiento: aprendizaje para algún número de respuestas, seguido de la aplicación del comportamiento aprendido durante otro número de respuestas y finalmente, presencia de fatiga, conduciendo a una pérdida de consistencia en el comportamiento de elección.

Saelensminde (2001), profundizando el estudio de Bradley y Daly (1994), reconoce que los efectos de fatiga y/o aprendizaje pueden estar presentes en los datos de PD, y que tales fenómenos pueden explicar las inconsistencias observadas y por ende las diferencias de varianza, pero éstos parecen ser dependientes de la complejidad y contexto de la decisión.

DeShazo y Fermo (2002) concluyen que los economistas pueden minimizar las desventajas de la complejidad si logran identificar el número óptimo de alternativas a incluir en cada juego y, si una vez identificadas las fuentes de complejidad, éstas pueden ser parametrizadas y correctamente controladas de tal manera de reducir al mínimo los impactos negativos.

Rouwendal y de Blaeij (2004) sugieren la presencia de efectos de aprendizaje, pues los individuos aprenden a interpretar mejor las situaciones de elecciones, en cuanto avanzan en las preguntas, entregando respuestas más consistentes.

Finalmente, Caussade *et al.* (2005) exploran y analizan la influencia de la complejidad del diseño sobre la carga cognitiva asociada a un experimento de elección discreta, mostrando que el incorporar la heterocedasticidad en la formulación de los modelos conlleva a una importante mejora en el ajuste, lo que es esperable si el efecto de fatiga es significativo.

3. ASPECTOS DE LA MODELACIÓN

3.1. Índice de Heterogeneidad e Inconsistencias

A partir del trabajo de Mogas y Bové (2002) se desarrolló un índice de heterogeneidad (IH_i) y un índice de inconsistencias (II_i) para las respuestas obtenidas de un experimento binario de elección con n juegos, con la opción de indiferencia, para detectar los procesos de aprendizaje y/o fatiga. Estos índices corresponden a

$$IH_i = \sum_{j=1}^3 \chi_{ij}^2 \quad \forall i, i = 1 \dots n \quad (1)$$

$$II_i = \sum_{j=1}^3 \chi_{ij}^2 \quad \forall i, i = 1 \dots n \quad (2)$$

donde

$$\chi_{ij}^2 = \frac{[FO(ij) - FE(ij)]^2}{FE(ij)}, \quad FO(ij) = \frac{f(ij)}{f(i1) + f(i2) + f(i3)} \quad y \quad FE(ij) = 0.33 .$$

$f(ij)$ es el número de veces que los individuos han seleccionado la alternativa o inconsistencia tipo j del conjunto i .

Mogas y Bové (2002) señalan que para determinar si los coeficientes estimados de un modelo de elección discreta están o no sesgados, se debe analizar la relación entre los índices IH_i y la matriz de los valores de los atributos, estimando una regresión por mínimos cuadrados ordinarios donde la variable dependiente toma los valores de los IH_i y las variables independientes las diferencias entre los niveles de los atributos de las dos opciones diferentes de cada conjunto de elección.

3.2. Modelo Logit Heterocedástico

Si las respuestas a un experimento de PD presentan heterocedasticidad, entonces no es válida la utilización del Logit Multinomial (MNL), por lo que es necesario desarrollar un modelo de formulación heterocedástica que pondere las funciones de utilidad (atributos en cada juego) tal que éstas sean homocedásticas y poder así aplicar un Logit Multinomial.

Suponiendo que el factor de escala para la alternativa i en el modelo Logit Multinomial es una función de D_t , $\mu_{pit} = \mu_t(D_t)$, tal que:

$$\mu_t(D_t) = \pi/\sqrt{6} \cdot \sigma_{pit}, \quad (3)$$

donde p es cada individuo, $p = 1 \dots P$, P el total de individuos, t es el número de respuestas por cada individuo p , $t = 1 \dots T_p$, T_p corresponde al número total de respuestas por cada individuo, y D_t corresponde a factores que afectan la varianza de las observaciones.

Si la función de escala $\mu_t(D_t)$ es positiva y el término de error de la utilidad tiene distribución Gumbel IID, es posible derivar el siguiente modelo Logit (Cho y Kim, 2002):

$$Pr_{pt}(i) = \exp[\mu_t(D_t|\eta) \cdot V_{pit}(X_{pit}|\beta)] / \sum_{j \in A} \exp[\mu_t(D_t|\eta) \cdot V_{pj}(X_{pj}|\beta)], \quad (4)$$

donde β y η corresponden a vectores de coeficientes, X_{pit} corresponde al vector de atributos para la alternativa i y persona p , y $\mu_t(D_t)$ es la función de escala.

Swait y Adamowicz (1996) y Cho y Kim (2002) proponen usar la distancia espacial entre las alternativas para representar la función de escala. Sin embargo, al trabajar con el mismo número de alternativas y atributos en los conjuntos de elección, la distancia sólo reflejará la dificultad del experimento. En este trabajo la medida de distancia que se utilizó para representar la función de escala específica a cada observación fue la siguiente:

$$\tilde{D}_t = \sqrt{\sum_r (X_{pit}^r - X_{pj}^r)^2}, \quad (5)$$

donde X_{pit} corresponde al vector de atributos, $r \in \{\text{tiempo, costo}\}$ para cada alternativa i .

Basándose en la medida anterior, es necesario incorporar la carga cognitiva acumulada dentro del experimento de elección. Esto se realiza por medio de un *proxy* que refleja el número de respuestas que es dado por cada individuo por medio de la distancia acumulada.

$$\tilde{\Psi}_t = \begin{cases} 0 & \text{para } t = 1 \\ \sum_{t=1}^{t-1} \tilde{D}_t, & \text{para } t = 2, \dots, T_p \end{cases}, \quad (6)$$

donde t es el número de cada pregunta (o elección), T_p corresponde al número total de respuestas por cada individuo, y \tilde{D}_t es la suma de la distancia entre atributos para la situación t -ésima.

Al igual que Cho y Kim (2002), la función de escala $\mu_t(D_t)$ se modeló como la exponencial de las ecuaciones 5 y 6, la exponencial negativa de estas ecuaciones, y la exponencial negativa del cuadrado de las ecuaciones.

4. ANÁLISIS UTILIZANDO SIMULACIÓN DE RESPUESTAS

Se diseñó un experimento ortogonal, cuya situación de elección consideró los modos Tren y Taxibus, por tratarse de dos modos disponibles en la intercomuna del Gran Concepción, con los atributos tiempo de viaje y costo del pasaje. El costo del pasaje del Tren se consideró igual a \$320, con un tiempo total de viaje de 30 minutos, que corresponde al tiempo entre la estación Arenal, en Talcahuano, y la Estación Chiguayante. Cada variable de decisión tuvo tres niveles, lo que implicó un diseño factorial completo de nueve juegos. La determinación de los valores de cada uno de estos niveles se realizó de acuerdo al criterio de los valores frontera (Fowkes y Wardman, 1988). El rango del Valor Subjetivo del Tiempo (VST) considerado para el diseño está comprendido entre [5 50] \$/minuto, lo que es análogo con otros estudios desarrollados en la zona.

Por medio de simulaciones de MonteCarlo se generaron respuestas y estimaron modelos variando el factor de escala. Posteriormente, por medio de la utilización de diversas formas funcionales de escala, se incorporaron de manera explícita los procesos de aprendizaje y fatiga. Incorporando funciones de escala del tipo $\mu = \alpha \cdot \exp(\pm \beta \cdot x)$, con x igual al número de la pregunta, y α y β parámetros positivos de la función, es posible obtener un comportamiento “esperado” en lo que respecta a las inconsistencias, tal como lo proponen Swait y Adamowicz (1996), es decir, muchas inconsistencias al comienzo, luego una disminución debido a aprendizaje y un posterior aumento de las mismas debido a la fatiga. En específico, este comportamiento en forma de U se obtuvo por medio de funciones de escala exponenciales distintas, es decir, $\mu_A = \alpha \cdot \exp(+\beta \cdot x)$ y $\mu_F = \delta \cdot \exp(-\gamma \cdot x)$ para el aprendizaje y fatiga respectivamente. Esto permite concluir que para obtener el tipo de comportamiento explicado anteriormente, los procesos de aprendizaje y fatiga deben ocurrir de manera disímil y con distinta magnitud de importancia dentro del experimento.

Respuestas simuladas con un elevado factor de escala no tan sólo resultan ser consistentes, sino que en las respuestas de la muestra se aprecia una baja heterogeneidad, sinónimo de que el error no está afectando las respuestas. Por otro lado, respuestas simuladas con un bajo valor del factor de escala aportan con muchas inconsistencias y una marcada heterogeneidad en las respuestas de los individuos.

Es interesante destacar que, al simular respuestas con las diferentes funciones de escala, el ordenamiento en que las preguntas se presentan a los individuos influyó considerablemente en el lugar en que aparecieron las inconsistencias y la heterogeneidad de las respuestas a lo largo que se avanza en el conjunto de elección. En figuras 1, 2 y 3 se muestra el patrón de comportamiento para los índices IIH_i^* e II_i^* ¹ obtenidos para un ordenamiento cualquiera y que indica la forma funcional adoptada para el aprendizaje y la fatiga.

¹ $IIH_i^* = \left(\frac{IIH_i}{IIH_j} \right)^{-1}$ y $II_i^* = \left(\frac{II_i}{II_j} \right)^{-1}$

5. APLICACIÓN Y RESULTADOS

Para el estudio final se aplicaron tres encuestas, cada una con 9 preguntas, pero variando el orden en que éstas se presentaron a los individuos. En la primera encuesta (Tipo I) se presentó un ordenamiento de preguntas del mayor al menor VST de diseño, lo que implica un aumento gradual en la complejidad del experimento. Esto se realizó para inducir o provocar un efecto de fatiga en los individuos. En la segunda encuesta (Tipo II) se presentó un ordenamiento de preguntas del menor al mayor VST de diseño, lo que implica una disminución gradual en la complejidad del experimento. Esto se realizó para inducir o provocar un efecto de aprendizaje (o aplicación de un comportamiento aprendido) en los individuos. Finalmente, la tercera encuesta (Tipo III) contenía una variación más o menos oscilatoria del VST a lo largo del conjunto de elección, con la pregunta más complicada en el medio, disminuyendo la complejidad hacia el final. Esto se hizo para permitir un efecto combinado de aprendizaje y fatiga.

Los tres tipos de encuestas fueron aplicadas el mes de Agosto del 2006 a estudiantes universitarios, con edades en el rango 21 a 23 años, sin experiencia en experimentos de PD. Cada muestra constó de 15 individuos, con un total de 45 encuestados distribuidos al azar entre los grupos. La función de utilidad se especificó lineal, con el tren como modo base. Las estimaciones de los modelos Logit binarios se realizaron con el software Alogit (Daly, 1995), mientras que los *test t* del VST se calcularon usando las expresiones reportadas en Ortúzar y Willumsen (2001). Los resultados para cada ordenamiento se muestran en la tabla 1.

Tabla 1: Coeficientes MNL para cada ordenamiento considerado

	Encuesta Tipo I	Encuesta Tipo II	Encuesta Tipo III
θ_0	-2,731 (-3,66)	-1,829 (2,16)	-2,215 (-3,05)
θ_{TIEMPO} (1/min)	-0,533 (-0,53)	-0,307 (-4,34)	-0,366 (-5,28)
θ_{COSTO} (1/\$)	-0,028 (-3,16)	-0,053 (-4,30)	-0,039 (-4,46)
VST (\$/min)	18,94 (3,51)	5,80 (3,68)	9,28 (4,54)
LL*	-50,433	-50,814	-58,939
Inconsistencias	3	2	8

t-test entre paréntesis

Dada la diferencia entre VST, a pesar de ser los mismos diseños pero en diferente orden, se aplicó el enfoque de Mogás y Bové (2002) para detectar sesgos (ver tabla 2).

Tabla 2: Coeficientes Regresiones IH_i

	Coeficientes		
	Encuesta Tipo I	Encuesta Tipo II	Encuesta Tipo III
Variación Costo (\$)	-0,1611 (-3,33)	-0,0049 (-1,07)	-0,1110 (-1,59)
Variación Tiempo (min)	0,0102 (1,29)	0,0270 (3,62)	0,0151 (1,67)
R ²	0,73	0,74	0,67

t-test entre paréntesis

La Tabla anterior, muestra que existe una alta significancia estadística de los estimadores tanto para el costo en la primera encuesta como tiempo en la segunda, indicando la presencia de una alta heterogeneidad de la muestra hacia esos atributos. Por ende, al ser mayor la heterogeneidad en términos de cualquiera de los atributos, más probable es que las estimaciones del modelo sean incorrectas y engañosas. Por tal razón, tanto en la encuesta tipo I como II, se da lugar a coeficientes sesgados, por lo que el supuesto de independencia no se sustenta con los datos disponibles.

El análisis anterior puede explicar porqué, tratándose de modelos con alta significancia estadística, los valores de VST obtenidos en la encuesta tipo I y II son tan disímiles entre ellos y de la tercera encuesta.

Los resultados obtenidos al aplicar cada una de las 6 funciones de escala, que buscan reflejar diferentes condiciones de aprendizaje y fatiga, se presentan en las tablas 3, 4 y 5; ver sección 3.2 por más detalles acerca de las seis especificaciones para la función de escala.

6. CONCLUSIONES

La encuesta Tipo I (ordenamiento de mayor a menor VST de diseño) se ajustó de mejor manera por la función de escala $\mu_t(D_t) = \exp(-\tilde{\Psi}_t)$, disminuyendo el VST en un 16,84%. Esto muestra la presencia de fatiga por parte de los individuos. Por tal razón, al existir un efecto de fatiga en las respuestas, éste se puede compensar por medio de una ponderación decreciente que dependa de la carga cognitiva acumulada, en este caso representada por el efecto acumulado de la dificultad de elección, pero en orden inverso. En otras palabras, las primeras preguntas deben tener una ponderación menor que las últimas, pues es en estas últimas donde se hace más notoria la presencia del proceso de fatiga. Después de la corrección se obtuvo un menor VST.

A diferencia de lo anterior, la segunda encuesta (ordenamiento de menor a mayor VST de diseño) se ajustó de mejor manera por la función de escala $\mu_t(D_t) = \exp(\tilde{\Psi}_t)$, aumentando el VST en un 2,4%. Cabe mencionar que para este caso, cuatro de los seis modelos mejoran el ajuste de manera similar, no pudiendo concluir que se presentó un marcado proceso de aprendizaje. Por el contrario, y considerando el análisis hecho con anterioridad, pareciera ser que más que un aprendizaje, lo que ocurrió fue una aplicación de un comportamiento aprendido. En todo caso, ante la presencia de este proceso en las respuestas, éstas se deben ponderar de una manera creciente que dependa de la carga cognitiva acumulada, en este caso por el efecto acumulado de la dificultad de elección.

En contraste con los dos primeros ordenamientos, el último modelo se ve mejor ajustado por dos modelos, uno de los cuales aumenta su VST y otro que lo disminuye. Luego, como los coeficientes de la función de utilidad de este modelo resultaron ser insesgados, el ajuste de una u otra manera, no mejorará considerablemente la calidad del mismo.

Finalmente, es interesante hacer notar que en el estudio de Cho y Kim (2002) no se logra mejorar el ajuste del MNL por medio de la utilización de funciones de escala, concluyendo que la distancia tiene poca influencia sobre la varianza de la utilidad y que la dificultad no incrementa la

varianza. Sin embargo, nunca hacen mención de cómo es el orden de las preguntas (en cuanto a VST de diseño) que les son presentadas a los individuos, el cual claramente se ha demostrado cumple un importante rol en la varianza de la utilidad.

REFERENCIAS

- Bradley, M. y A. Daly (1994) Use of the Logit Scaling Approach to Test Rank-Order and Fatigue Effects in Stated Preference Data. **Transportation** **21**. 167-184.
- Bush, R. y F. Mosteller (1955) **Stochastic Models for Learning**. Wiley. New York.
- Caussade, S., J. De D.Ortúzar y L. Rizzi (2005) Influence of design dimensions in stated choice experiments: Application of a heteroskedastic Logit Model. **Actas 12 Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte**. Octubre, Valparaíso.
- Cho, H. y K. Kim (2002) Analysis of Heteroskedasticity and Correlation of Repeated Observations in Stated Preference (SP) Data. **KSCE Journal of Civil Engineering** **6(2)**.
- Daly, A.L. (1995). **ALOGIT 3.8 User's Guide**. Hague Consulting Group, La Haya, Holanda.
- De Arquer, M. (1997) Carga mental de trabajo: fatiga. **Nota técnica de prevención** **445**. C.N.C.T, Barcelona.
- DeShazo, J. y G. Fermo (2002) Designing Choice Sets for Stated Preference Methods: The Effects of Complexity on Choice Consistency. **Journal of Environmental Economics and Management** **43(3)**. 360-385.
- Elrod, T., J. Louviere y K. Davey (1992) An empirical comparison of ratings based and choice based conjoint models. **Journal of Marketing Research** **29**. 368-377.
- Fowkes, A. y M. Wardman (1988) The design of stated preference travel choice experiments with special reference to interpersonal variations. **Journal of Transport Economics and Policy** **22**. 27-44.
- Heiner, R. (1983) The origin of predictable behavior. **American Economics Review** **73**. 560-595.
- Keller, K. y R. Staelin (1987) Effects of Quality and Quantity of Information on Decision and Effectiveness. **Journal of Consumer Research** **14**. 200-213.
- McClelland, G. y C. Judd (1993) Statistical difficulties of detecting interactions and moderator effects. **Psychological Bulletin** **114**. 376-390.
- Mogas, J. y M. Bové (2002) Desarrollo de un índice de Heterogeneidad para las elecciones entre múltiples alternativas: una aplicación a los experimentos de elección. **Actas 5 Congreso de Economía Aplicada**. Oviedo.

- Munn, N. (1955) **The Evolution and Growth of Human Behavior**. Houghton Mifflin. Boston.
- Nogareda, C. (1986) La carga mental de trabajo: definición y evaluación, **Nota técnica de prevención 179**. C.N.C.T, Barcelona.
- Norman, R. y F. Maier (1971) **Psicología industrial**. Rialp. Madrid.
- Ortúzar, J. de D. (2000). **Modelos Econométricos de Elección Discreta**. Ediciones Universidad Católica de Chile, Santiago.
- Ortúzar, J. de D. y L. Willumsen (2001) **Modelling Transport**. Wiley. Chichester.
- Rouwendal, J. y A. de Blaeij (2004) Inconsistent and Lexicographic Choices in Stated Preference Analysis. **Tinbergen Institute Discussion Papers 04-038/3**, Tinbergen Institute.
- Sælensminde, K. (2001) Inconsistent choices in Stated Choice data. Use of the logit scaling approach to handle resulting variance increases. **Transportation 28**. 269–296.
- Simon, H. (1955) Behavioral model of rational choice. **The Quarterly Journal of Economics 69**. 99-118.
- Swait, J. y W. Adamowicz (1996) The Effect of Choice Environment and Task Demands on Consumer Behavior: Discriminating between Contribution and Confusion. **Staff Paper 96-09, Department of Rural Economy**. University of Alberta.
- Swait, J. y W. Adamowicz (1997) Choice Task Complexity and Decision Strategy Selection. **Staff Paper 97-08, Department of Rural Economy**. University of Alberta.
- Swait, J. y W. Adamowicz (1999) Choice Environment, Market Complexity and Consumer Behavior: A Theoretical and Empirical Approach for Incorporating Decision Complexity into Models of Consumer Choice. **Staff Paper 99-04, Department of Rural Economy**. University of Alberta.
- Thorpe, W. (1956) **Learning and Instinct in Animals**. Harvard University Press, Cambridge, Mass.

Tabla 3: Comparación Modelos Encuesta Tipo I

	MNL	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
θ_0	-2,731 (-3,66)	-2,564 (-3,60)	-2,914 (-3,72)	-2,708 (-3,65)	-2,245 (-3,27)	-2,72 (-3,47)	-2,722 (-3,73)
θ_{TIEMPO} (1/min)	-0,533 (-6,07)	-0,502 (-3,55)	-0,566 (-6,09)	-0,531 (-6,06)	-0,281 (-6,13)	-0,882 (-5,71)	-0,41 (-6,13)
θ_{COSTO} (1/\$)	-0,028 (-3,16)	-0,029 (-6,04)	-0,026 (-2,73)	-0,028 (-3,22)	-0,01 (-1,19)	-0,055 (-4,52)	-0,017 (-2,12)
VST (\$/min)	18,94 (3,51)	17,29 (4,09)	21,26 (2,92)	18,69 (3,58)	26,39 (1,25)	15,75 (5,55)	23,49 (2,22)
LL*	-50,433	-50,364	-50,535	-50,430	-53,433	-49,959	-51,113
R ² McFadden	0,439	0,440	0,438	0,439	0,406	0,444	0,431

t-test entre paréntesis

Tabla 4: Comparación Modelos Encuesta Tipo II

	MNL	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
θ_0	-1,829 (-2,16)	-1,817 (-2,24)	-1,843 (-2,09)	-1,827 (-2,17)	-1,797 (-2,05)	-1,911 (-2,19)	-1,772 (-2,14)
θ_{TIEMPO} (1/min)	-0,307 (-4,34)	-0,295 (-4,34)	-0,32 (-4,33)	-0,306 (-4,33)	-0,298 (-3,60)	-0,328 (-4,81)	-0,299 (-4,15)
θ_{COSTO} (1/\$)	-0,053 (-4,30)	-0,05 (-4,45)	-0,055 (-4,12)	-0,052 (-4,32)	-0,05 (-4,86)	-0,055 (-3,40)	-0,051 (-4,47)
VST (\$/min)	5,8 (3,68)	5,8 (3,93)	5,81 (3,43)	5,8 (3,70)	5,94 (4,15)	5,88 (3,00)	5,76 (3,38)
LL*	-50,814	-50,693	-50,947	-50,801	-50,302	-52,115	-50,525
R ² McFadden	0,342	0,343	0,34	0,342	0,348	0,325	0,346

t-test entre paréntesis

Tabla 5: Comparación Modelos Encuesta Tipo III

	MNL	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
θ_0	-2,215 (-3,05)	-2,105 (-3,06)	-2,331 (-3,03)	-2,201 (-3,05)	-2,74 (-3,36)	-2,082 (-3,02)	-2,332 (-3,14)
θ_{TIEMPO} (1/min)	-0,366 (-5,28)	-0,343 (-5,25)	-0,39 (-5,31)	-0,364 (-5,28)	-0,333 (-4,78)	-0,427 (-5,81)	-0,35 (-5,07)
θ_{COSTO} (1/\$)	-0,039 (-4,46)	-0,038 (-4,70)	-0,04 (-4,17)	-0,039 (-4,49)	-0,026 (-4,15)	-0,05 (-4,35)	-0,035 (-4,45)
VST (\$/min)	9,28 (4,54)	8,96 (5,01)	9,67 (4,04)	9,24 (4,60)	12,36 (3,95)	8,53 (4,45)	9,99 (4,54)
LL*	-58,939	-59,355	-58,559	-58,990	-59,699	-58,103	-59,641
R ² McFadden	0,341	0,336	0,345	0,34	0,332	0,35	0,333

t-test entre paréntesis

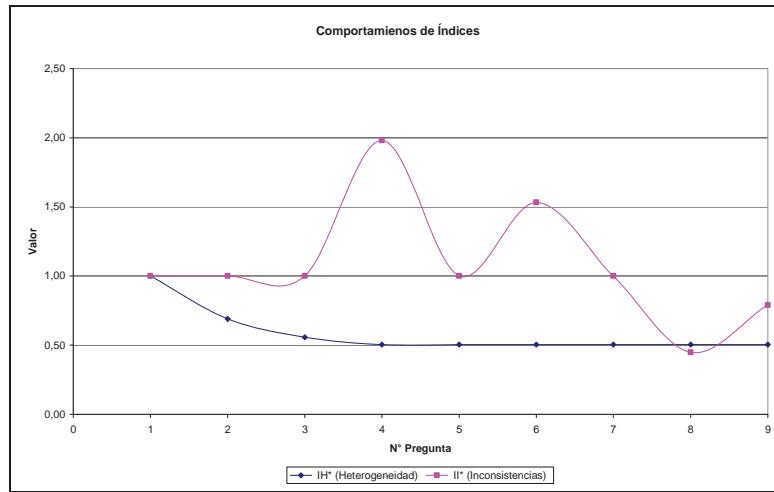


Figura 1: Índices de Heterogeneidad e Inconsistencia. Sólo aprendizaje. $\mu_A = 0,005 \cdot \exp(1,7 \cdot X)$.

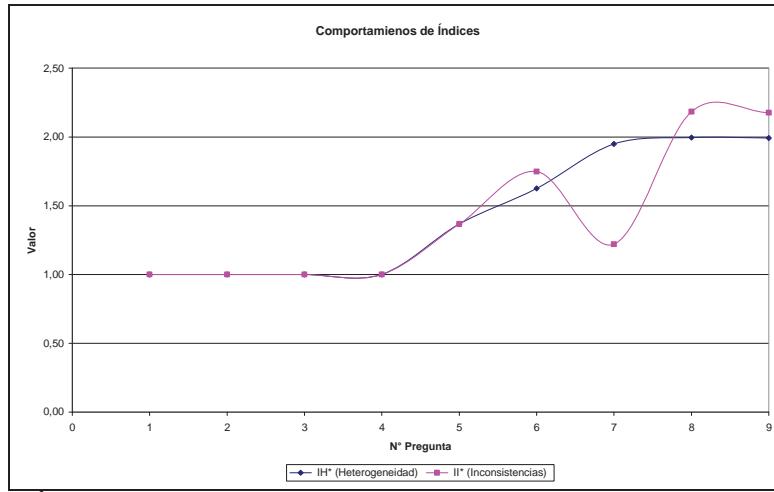


Figura 2: Índices de Heterogeneidad e Inconsistencia. Sólo fatiga. $\mu_F = 50 \cdot \exp(-0,7 \cdot X)$

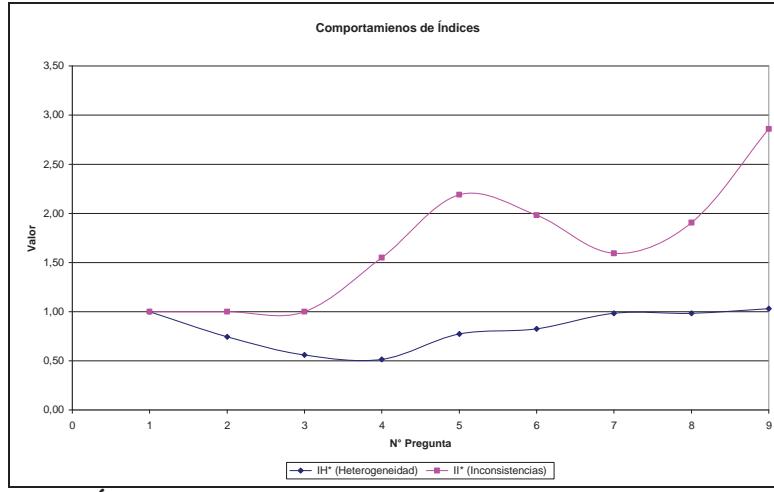


Figura 3: Índices de Heterogeneidad e Inconsistencia. Combinado.

$$\mu_A = 0,005 \cdot \exp(1,7 \cdot X) + \mu_F = 50 \cdot \exp(-0,7 \cdot X)$$