

La heterogeneidad del consumidor en los modelos de elección: evidencias empíricas utilizando modelos logit

Juan Carlos Gázquez Abad • Manuel Sánchez Pérez
Universidad de Almería

RECIBIDO: 30 de junio de 2005

ACEPTADO: 12 de mayo de 2006

Resumen: Uno de los grandes retos que el marketing afronta es llegar a comprender la diversidad de preferencias y sensibilidades que existen en un mercado. En este trabajo, analizamos el concepto de heterogeneidad y su tratamiento en los modelos de elección del consumidor. Para ello, y tras realizar una revisión de la literatura que aborda el concepto y la inclusión de la heterogeneidad en los modelos de elección, proponemos una clasificación de las diversas formas de incorporación del comportamiento heterogéneo de elección. Posteriormente, y utilizando datos de escáner contrastamos un modelo logit sin heterogeneidad con algunas formas de tratamiento de dicho comportamiento heterogéneo, contrastando cuál de ellos es estadísticamente más significativo. A partir de estos resultados extraemos las principales conclusiones e implicaciones para la gestión.

Palabras clave: Heterogeneidad / Modelos logit / Segmentos latentes / Modelos de elección con parámetros aleatorios.

Representing Heterogeneity in Consumer Choice Models: An Empirical Analysis Using Logit Models

Abstract: One of the most important objectives in marketing field is to get a better understanding about consumer. In this paper, we have analysed the concept of heterogeneity and its treatment in consumer choice models. Following a review of the theoretical foundations and formulations about heterogeneity in consumer choice models, we proposed a classification of different kinds of heterogeneity. After this, and using scanner data we describe an empirical application in the context of consumer choice. Firstly, we developed a non heterogeneity MNL model. After that, we compare it with a random effects model and with a latent segments ones. Results show that models which considered heterogeneity explain consumer choice behavior more efficiently. Finally, main contributions of the study are discussed.

Key Words: Heterogeneity / Logit models / Latent segments / Random effects choice models.

INTRODUCCIÓN

Una de las suposiciones básicas en marketing es que los consumidores somos diferentes. Diferimos en los productos que nos gustan, en el lugar en el que compramos, como nos comunicamos y en nuestra sensibilidad a variables como el precio o las promociones (Ailawadi, Gedenk y Neslin, 1999). Esta diversidad en el comportamiento del consumidor proporciona a la empresa un incentivo para ofrecer productos diferentes para grupos de individuos distintos, lo cual exigirá un programa de marketing adecuado para cada uno de los grupos identificados (Allenby y Rossi, 1999). En este análisis diferenciado, resulta de especial utilidad para las organizaciones conocer en qué medida el consumidor reacciona frente a las diferentes políticas que sigue la empresa en su actividad de marketing. En este sentido, las diferencias entre los consumidores/hogares en las preferencias hacia las marcas y en su respuesta al mercado tienen un impacto empresarial a nivel directivo muy importante (p. e., a efectos de previsión de las compras futuras,

de la influencia a largo plazo de las actividades promocionales de la empresa [Mela, Gupta y Jeddidi, 1998; Papatla y Krishnamurthi, 1996], o de la estrategia de segmentación del mercado [Kamakura y Russell, 1989]). La gran diversidad de trabajos sobre la caracterización de la heterogeneidad en los modelos de elección tratan este aspecto desde perspectivas diferentes, lo que ha motivado la existencia de diferentes enfoques de clasificación y de tratamiento del comportamiento heterogéneo del consumidor. El objetivo de este trabajo se centra, por una parte, en realizar una propuesta de clasificación de las fuentes de heterogeneidad del consumidor en su comportamiento de elección y, por otra parte, en contribuir empíricamente al debate en esta línea de investigación acerca de qué enfoque de incorporación de la heterogeneidad explica de modo más significativo dicho comportamiento. Para ello, hemos estructurado el trabajo en varias partes. Inicialmente, y tras analizar el concepto de heterogeneidad y las principales clasificaciones existentes en la literatura de elección de marketing,

establecemos una clasificación del mismo. Posteriormente, y utilizando la metodología logit multinomial, contrastamos la capacidad explicativa de un modelo sin heterogeneidad frente a modelos heterogéneos, incorporando dicha heterogeneidad tanto a través de un enfoque paramétrico, como de una aproximación semiparamétrica. A partir de los resultados obtenidos, extraemos las principales conclusiones e implicaciones para la gestión.

CONCEPTO Y CLASIFICACIÓN DE HETEROGENEIDAD

De modo general, la *heterogeneidad* consiste en las diferencias entre individuos en cuanto a su comportamiento de elección debidas a dos tipos de factores: observados y no observados. Las diferencias en el comportamiento de elección consecuencia de factores observados (p. e. características sociodemográficas del individuo) constituyen la heterogeneidad observada, mientras que las diferencias debidas a factores que no pueden ser explicadas por experiencias observadas, constituyen la heterogeneidad no observada (Chintagunta, 1993).

En la literatura se han elaborado diversas clasificaciones del concepto de heterogeneidad, evolucionando a medida que se ha venido profundizando en la naturaleza de la misma. A partir de los criterios de Ailawadi *et al.* (1999); Chintagunta (1992); Chintagunta, Jain y Vilcas-

sim (1991); Currim, Meyer y Le (1988); DeSarbo, Ansari, Chintagunta, Himmelberg, Jedidi, Johnson, Kamakura, Lenk, Srinivasan y Wedel (1997); Jain y Vilcassim (1991); Kamakura, Kim y Lee (1996); Kamakura y Rusell (1989); Kannan y Wright (1991); y Wedel y Kamakura (2000), en la tabla 1 se recogen diversas clasificaciones elaboradas del concepto de heterogeneidad, así como la relación que existe entre las clases identificadas por estos autores.

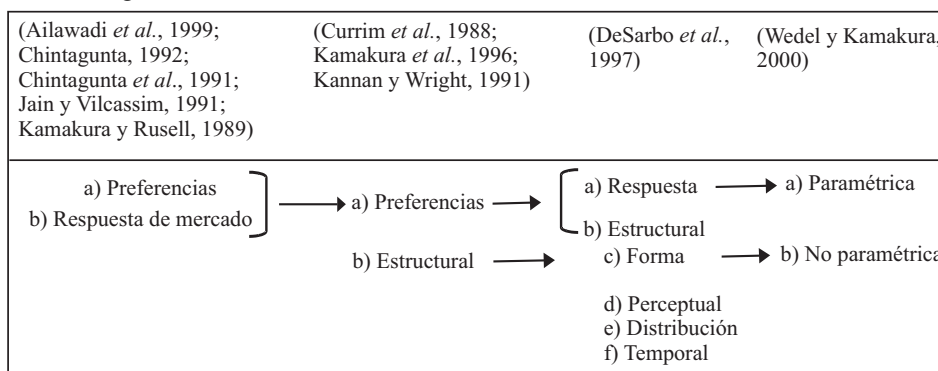
DeSarbo *et al.* (1997) realizan un análisis detallado de las posibles fuentes y tipos de heterogeneidad que pueden identificarse en el proceso de elección del consumidor. Para ilustrar las diferentes fuentes, considérese la siguiente función de utilidad genérica:

$$V_{ijt} = \mathfrak{S}_{it}[X_{ijkt}; \alpha_{ijt}; B_{it}] + \epsilon_{ijt} \quad [1]$$

donde $i=1, \dots, I$ individuos; $j=1, \dots, J$ alternativas de elección; $k=1, \dots, K$ atributos de la alternativa; $s=1, \dots, S$ segmentos de mercado; V_{ijt} =Utilidad de la alternativa j en el período t para el individuo i ; α_{ijt} =Constante; B_{it} =Parámetros de respuesta para los K atributos; X_{ijkt} =Valor del atributo k para la alternativa j evaluado por el individuo i en el período t ; \mathfrak{S}_{it} =Forma funcional utilizada por el individuo i en el período t ; ϵ_{ijt} =Término de error con distribución $g(\theta)$.

A partir de la función definida en [1], DeSarbo *et al.* (1997) distinguen seis posibles fuentes de heterogeneidad:

Tabla 1 .- Relación entre las principales clasificaciones del concepto de heterogeneidad desarrolladas en la literatura de marketing



FUENTE: Elaboración propia.

- 1) *Heterogeneidad de respuesta*: Recoge las diferencias en las preferencias hacia las distintas alternativas por parte de los consumidores. Viene recogida por el término constante α_{ijt} . Algunos autores la denominan *heterogeneidad de las preferencias*¹ (p. e., Ailawadi *et al.*, 1999; Chintagunta, 1992; Chintagunta *et al.*, 1991; Jain y Vilcassim, 1991; Kamakura y Russell, 1989), o *heterogeneidad paramétrica* (Wedel y Kamakura, 2000).
- 2) *Heterogeneidad estructural*. Esta fuente de variación recoge las diferencias en el proceso de decisión. Los parámetros B_{it} pueden variar entre los consumidores, poniendo de manifiesto esta heterogeneidad estructural.
- 3) *Heterogeneidad de forma*. Los consumidores difieren en la función de utilidad que utilizan para evaluar y valorar los diferentes atributos de las alternativas. Viene recogida por el término funcional \mathfrak{S}_{it} . Currim *et al.* (1988), Kamakura *et al.* (1996) y Kannan y Wright (1991) la denominan también *heterogeneidad estructural*, mientras que Wedel y Kamakura (2000) la reconocen como *heterogeneidad no paramétrica*².
- 4) *Heterogeneidad perceptual*. La percepción de los atributos de las diferentes alternativas puede ser muy diferente entre consumidores. Esta heterogeneidad viene recogida por el término X_{ijkt} .
- 5) *Heterogeneidad de la distribución*. El término de error puede variar de dos maneras diferentes. Por una parte, los parámetros de la distribución del error $g(\theta)$ pueden ser diferentes para distintos consumidores en términos de alguna medida, como p. e. la varianza y, por otra parte, diferentes distribuciones pueden ser necesarias para diferentes consumidores.
- 6) *Heterogeneidad temporal*. Los consumidores difieren en su reacción frente a comportamientos anteriores. La heterogeneidad temporal puede afectar a cualquier aspecto de la función de utilidad planteada en [1].

Esta clasificación de DeSarbo *et al.* (1997) es la más exhaustiva, entendiendo, como se señala en la tabla 1, que la heterogeneidad de las prefe-

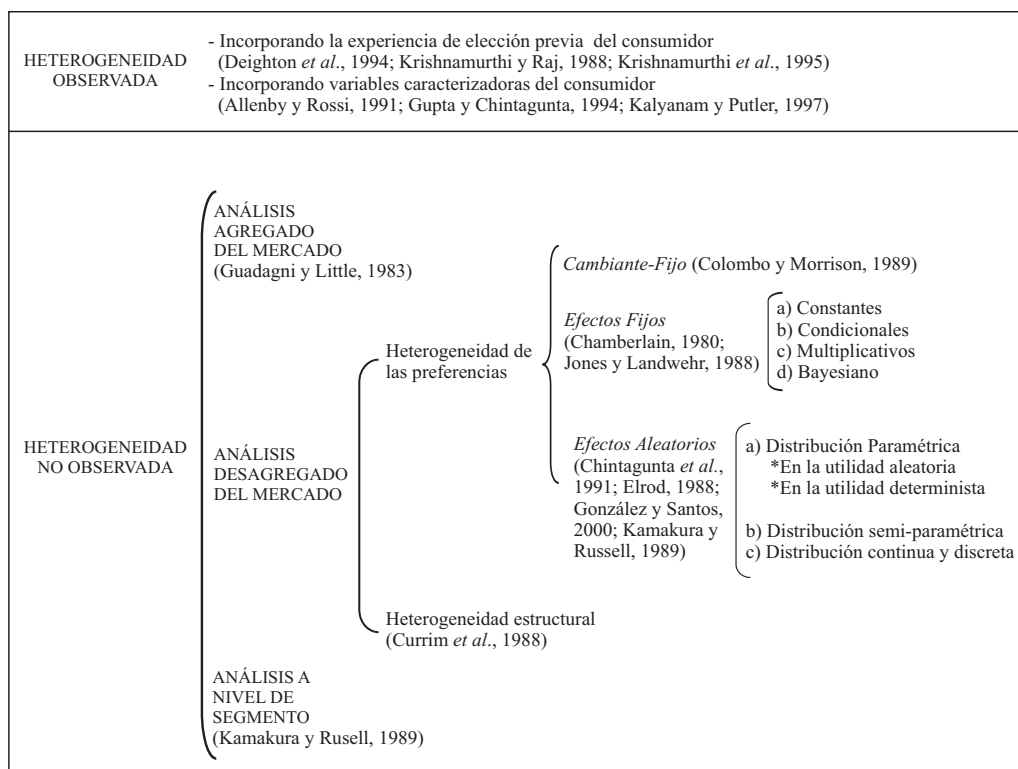
rencias de Currim *et al.* (1988), Kamakura *et al.* (1996) y Kannan y Wright (1991) equivale a la heterogeneidad de respuesta más la estructural, mientras que la heterogeneidad estructural de aquéllos equivaldría a la heterogeneidad de forma de DeSarbo *et al.* (1997). Por otra parte, la heterogeneidad paramétrica de Wedel y Kamakura (2000) se corresponde con la heterogeneidad estructural de DeSarbo *et al.* (1997), mientras que la no paramétrica se corresponde con la heterogeneidad de forma.

La modelización de la heterogeneidad de la elección del consumidor se ha llevado a cabo mediante metodologías de carácter diverso, siendo más generalizada la utilización de modelos que la contemplen de modo aislado en relación a otras dinámicas del comportamiento de elección.

Un aspecto importante y determinante en el diseño y construcción de los modelos de elección en marketing es el nivel de agregación. Un *modelo desagregado* se define como “aquél que utiliza observaciones individuales para estimar los parámetros de la población”, mientras que un *modelo agregado* es “el que utiliza datos que incluyen solamente información sobre grupos de individuos” (Gensch, 1985, p. 462). A partir de esta distinción, pueden considerarse tres niveles diferentes de agregación cuando se estudia el fenómeno de la heterogeneidad (DeSarbo *et al.*, 1997): *nivel agregado*, *nivel de segmento de mercado* y *nivel individual*. Posteriormente profundizaremos en este aspecto.

Otro de los criterios fundamentales para el análisis del fenómeno de la heterogeneidad es la estructura del proceso de elección. Así, existen consumidores que siguen un proceso de decisión compensatorio mientras que existen otros que siguen un proceso de elección no compensatorio, en el que la elección de una alternativa pasa por una o varias decisiones intermedias. En la tabla 2 nos encontramos una clasificación de los diferentes métodos de análisis e incorporación de la heterogeneidad de los consumidores en base a los diferentes criterios analizados, así como algunos de los principales trabajos que analizan cada una de estas metodologías en la literatura de marketing.

Tabla 2.- Clasificación y principales trabajos de los métodos de incorporación de la heterogeneidad del consumidor en su comportamiento de elección



FUENTE: Elaboración propia.

MÉTODOS ORIENTADOS AL ANÁLISIS DE LA HETEROGENEIDAD

MÉTODOS ORIENTADOS AL ANÁLISIS DE LA HETEROGENEIDAD OBSERVADA

En la literatura se identifican dos enfoques principales para la medición de la heterogeneidad observada (Ailawadi *et al.*, 1999): un primer enfoque basado en la especificación de la experiencia previa de elección del consumidor, y otro basado en la incorporación de variables específicas y propias de consumidor, normalmente de tipo sociodemográficas. El primer enfoque permite solamente capturar la heterogeneidad en las preferencias basándose en las diferentes predisposiciones a la compra de un producto que muestran los diferentes individuos, mientras que el segundo también recoge la heterogeneidad de tipo estructural.

Métodos basados en la incorporación de la experiencia previa de elección del consumidor

Este método consiste en la inclusión en la función de utilidad de la proporción de ocasiones de elección en que la alternativa *j* ha sido elegida, durante un período de iniciación³ por cada individuo. En la literatura suele denominarse BL (*lealtad de marca*) o PREPREF (*preferencia previa*), si bien se han utilizado otras denominaciones –p. e. Krishnamurthi y Raj (1988) y Krishnamurthi, Raj y Sivakumar (1995) utilizan el concepto BPSH (*cuota histórica de compra de marcas*), Krishnamurthi, Mazumdar y Raj (1992) la denominan SHAR (*cuota*); Zenor, Bronnenberg y McAlister (1998) utilizan la denominación SHARE (*cuota*); y Deighton, Henderson y Neslin (1994) la denominan BPREF (*preferencia de marca*)–. Constituye una forma parsimoniosa de tratar la heterogeneidad de las preferencias entre individuos, ya que como los

datos de panel no recogen *medidas de actitud* se hace necesaria la utilización de *medidas de comportamiento* (Krishnamurthi *et al.*, 1992). Sin embargo, para que no existan sesgos significativos en la inclusión de esta variable se requiere un período de iniciación lo suficientemente largo como para incorporar toda la actividad de las variables explicativas de la utilidad del consumidor.

Métodos basados en la especificación de características propias del consumidor

Otra posibilidad de incorporación de las diferencias observadas en el comportamiento de elección consiste en la utilización de variables que recojan las características propias del individuo (p. e., características económicas, sociodemográficas, etc.). Las variables demográficas tienen una larga tradición de utilización en el área de marketing, habiéndose utilizado para la segmentación de mercados, la localización de establecimientos de venta o la elección de medios de transporte (Kalyanam y Putler, 1997). Además, también han sido incorporadas en los modelos de elección del consumidor estimados a partir de datos de escáner (p. e. Allenby y Rossi, 1991; Gupta y Chintagunta, 1994). La incorporación de variables de este tipo presenta numerosas ventajas desde el punto de vista de la gestión de marketing (Gupta y Chintagunta, 1994; Hoch, Kim, Montgomery y Rossi, 1995; Kalyanam y Putler, 1997), permitiendo a la empresa el desarrollo de estrategias de marketing específicas y de posicionamiento (Gupta y Chintagunta, 1994).

MÉTODOS ORIENTADOS AL ANÁLISIS DE LA HETEROGENEIDAD NO OBSERVADA

Aunque la heterogeneidad observada esté representada en el modelo de elección, los efectos de la heterogeneidad no observada pueden permanecer, con lo que se hace necesario medirlos para obtener estimaciones paramétricas fiables. Estas variaciones en el comportamiento de elección constituyen la heterogeneidad no observada, y debe ser considerada junto a la observada si queremos tener una medición fiable del com-

portamiento de elección del consumidor. Las diferencias en el comportamiento debidas a factores no observados se deben a aspectos de interés del consumidor en el producto objeto de elección, factores demográficos como la raza o la edad, su nivel cultural, nivel de ingresos, etc., los cuales no están siempre disponibles y que sin embargo, pueden tener un papel importante en el proceso de elección. Son factores locales al individuo y no necesariamente explicados por la variación en los valores observados de los atributos incluidos en los componentes sistemáticos de sus funciones de utilidad aleatoria, pero que influyen en las preferencias intrínsecas que el consumidor tiene hacia una determinada marca y en el modo en el que le influyen los diferentes estímulos de marketing presentes en las alternativas de elección (Roy, Chintagunta y Haldar, 1996). En este contexto, el concepto de heterogeneidad no observada quedaría representado en el modelo, permitiendo que en la función de utilidad del individuo definida en [1] los parámetros de preferencias intrínsecas (α_{ij}) y algunos de los elementos del vector de parámetros (B_{ij}) sean específicos para cada individuo. Para analizar la heterogeneidad no observada se han desarrollado diversos procedimientos a medida que se han producido avances en las técnicas analíticas. Ailawadi *et al.* (1999) agrupan los diversos trabajos sobre heterogeneidad en la elección según qué aspecto de la heterogeneidad han considerado (preferencias y/o respuesta), si se trata de heterogeneidad observada o no observada y, finalmente, según el modelo utilizado. Un aspecto importante y determinante en el diseño y construcción de los modelos de elección en marketing es el nivel de agregación. Igualmente, Yamaguchi (1986) utiliza como criterio de clasificación básico la consideración de la heterogeneidad como constante o aleatoria, dando lugar a la distinción entre modelos de efectos fijos y modelos de efectos aleatorios.

Análisis agregado del mercado

En el nivel agregado la función de respuesta del consumidor es estimada agrupando los datos recogidos para toda la muestra. Por tanto, se asume que el proceso de elección es homogéneo

para todos los individuos de la población, y sus parámetros de respuesta pueden considerarse generados siguiendo una determinada distribución para la población de estudio. El modelo de Guadagni y Little (1983) representa esta línea de análisis agregado. No obstante, y si bien este nivel de agregación es útil para hacer predicciones, la estimación de parámetros comunes para el conjunto de individuos que forman la población puede no poner de manifiesto las diferencias individuales existentes, ya que una ejecución exitosa de las actividades de marketing por parte de las organizaciones requiere una comprensión más detallada de la distribución de la heterogeneidad del consumidor y una identificación de sus preferencias a nivel individual (Allenby y Rossi, 1999). Este sesgo derivado de la agregación, proviene de la existencia de heterogeneidad no observada y de la dificultad de controlar la observada derivada de los gustos de los individuos, lo que dificulta encontrar un consumidor medio representativo (Cavero y Cebollada, 1999).

Análisis a nivel de segmento

A nivel de segmento de mercado los parámetros de la función de utilidad son estimados para cada segmento de mercado. A este nivel se supone que la heterogeneidad es adecuadamente identificada mediante clases discretas (véase Kamakura y Rusell, 1989). La modelización de la elección a nivel de segmento de mercado puede resultar más adecuada que la consideración del mercado a nivel agregado dependiendo de la extensión de la heterogeneidad y de la importancia de la predicción de las cuotas de mercado (Currim, 1981).

Análisis desagregado del mercado

A medida que las preferencias y sensibilidades del consumido se vuelven más diferentes, resulta menos eficiente considerar el mercado de modo agregado (Allenby y Rossi, 1999; Moore, Gray-Lee y Louviere, 1998) y es más conveniente considerar el nivel individual. En este nivel, cada individuo cuenta con sus propios parámetros estimados. Para poder alcanzar este nivel de

detalle es necesario contar con una información sustanciosa y amplia para cada consumidor, lo que puede afectar a la identificación del modelo, así como a la estabilidad de los parámetros. El principal problema de este nivel, es la imposibilidad de analizar separadamente los efectos de las variables en aquellos consumidores que no tienen un elevado nivel de uso del producto y para los que no se cuenta con la información suficientemente detallada (Grover y Srinivasan, 1992). No obstante, este es el nivel que mayor flexibilidad proporciona para desarrollar modelos de heterogeneidad de mercado.

Por esta razón, un número elevado de las investigaciones realizadas recientemente se orientan a un análisis desagregado del mercado, intentando descender al máximo a las unidades generadoras de la información. En este sentido, la mayoría de trabajos se han orientado al análisis de la heterogeneidad en las preferencias, mientras que las investigaciones acerca de diferencias en los procesos de elección han sido mucho más escasas. Por ello, en este trabajo nos vamos a centrar únicamente en analizar las diferentes metodologías desarrolladas para capturar la heterogeneidad de las preferencias.

♦ *Método cambiante-fijo*. Este procedimiento se aplica exclusivamente para determinar la heterogeneidad en las preferencias, no en la respuesta. Consiste en incorporar en el modelo la posibilidad de que algunos individuos sean completamente leales a una determinada alternativa mientras que el resto muestren un comportamiento cambiante entre todas las alternativas existentes en el conjunto de elección. Este enfoque se ha utilizado para el análisis del comportamiento de cambio de marca (Colombo y Morrison, 1989), incorporando la heterogeneidad mediante una estructura del tipo cambiante-fijo (no leal-leal).

♦ *Modelos de efectos fijos*. La estimación de un parámetro constante para cada uno de los consumidores que forman el mercado y para cada marca, es denominada en la literatura de marketing como *modelo de efectos fijos* (Chamberlain, 1980). De este modo, el modelo vendría definido por la siguiente expresión:

$$U_{ijt} = \alpha_j + \sum_{k \in K} \beta_k X_{ijk} + \epsilon_{ijt} \quad [2]$$

En la formulación de [2], los parámetros de preferencia de las alternativas $\{\alpha_j\}_{j \in J}$ son comunes a todos los individuos y diferentes para cada una de las alternativas, mientras que los parámetros de respuesta $\{\beta_k\}_{k \in K}$ no varían en el tiempo entre individuos ni alternativas, sino que son comunes para cada uno de los atributos o variables explicativas, por lo que se supone que las variables explicativas de todas las alternativas tienen el mismo efecto sobre la utilidad percibida por el consumidor. Una especificación más general sería proporcionar *preferencias específicas de alternativas* para cada individuo y cada alternativa. El modelo se formularía según se recoge en la siguiente expresión:

$$U_{ijt} = \alpha_{ij} + \sum_{k \in K} \beta_k X_{ijkt} + \varepsilon_{ijt} \quad [3]$$

El principal problema que presenta este modelo es la necesidad de estimar un gran número de parámetros, lo que obliga a tener que contar con un elevado número de observaciones para cada consumidor, ya que, en caso contrario, la estimación convencional por máxima verosimilitud llevará a estimaciones inconsistentes no sólo de los parámetros, sino también de los efectos de las variables de marketing (Hsiao, 1986), lo que ha llevado a una escasa utilización de estos modelos en la investigación de marketing.

♦ *Modelos de efectos aleatorios.* Una forma alternativa de incorporar la heterogeneidad entre los consumidores son los llamados modelos de efectos aleatorios, los cuales consisten en suponer que dicha heterogeneidad está repartida entre la población siguiendo una determinada distribución de probabilidad. Chintagunta *et al.* (1991) distinguen dentro de estos modelos entre estimaciones *paramétricas* y *no paramétricas*. La aproximación *paramétrica* consiste en asumir una determinada forma funcional para la distribución de la heterogeneidad entre los consumidores y estimar los parámetros de dicha función. Considerando el caso más general en que preferencias intrínsecas de las alternativas varían entre individuos, así como los parámetros de respuesta, la utilidad del consumidor toma la siguiente forma:

$$U_{ijt} = \alpha_{ij} + \sum_{k \in K} \beta_{ik} X_{ijkt} + \varepsilon_{ijt} \quad [4]$$

donde $\tilde{\alpha}_{ij}^4, \tilde{\beta}_{ik} \sim \mathcal{S}(\cdot)$.

$\mathcal{S}(\cdot)$ denota una distribución continua de los parámetros; las distribuciones más habitualmente utilizadas son la normal (p. e., Chintagunta, 2001; Chintagunta *et al.*, 1991; Elrod, 1988; Elrod y Keane, 1995; Erdem, 1996; Gönül y Srinivasan, 1993; Papatla y Krishnamurthi, 1996), gamma (p. e., Chintagunta, 1993; Chintagunta y Honore, 1996; Chintagunta *et al.*, 1991; Schmittelein y Peterson, 1994), o ambas conjuntamente (Arora, Allenby y Ginter, 1998).

El enfoque de efectos aleatorios supone que la heterogeneidad entre la población se distribuye según alguna función de distribución predefinida. En el caso de suponer que la heterogeneidad sigue una distribución normal, los parámetros $\tilde{\alpha}_{ij}$ y $\tilde{\beta}_{ik}$ tendrían de media $\bar{\alpha}_{ij}, \bar{\beta}_{ik}$ y de desviación típica σ_{ij}, σ_{ik} respectivamente.

Esto es equivalente a suponer que el parámetro de preferencias intrínsecas del consumidor para cada alternativa y los parámetros que miden el efecto de cada uno de los atributos considerados, tienen dos componentes: uno determinista (determinado por las medias) y otro aleatorio (determinado por las desviaciones típicas) (Papatla y Krishnamurthi, 1996). La distribución normal es muy flexible, ya que permite que los parámetros individuales tomen valores positivos y negativos, y que sus parámetros varíen entre la población. Por su parte, la distribución gamma es también muy flexible en términos de su forma, si bien toma sólo valores positivos. Esta distribución ha sido frecuentemente utilizada en la literatura de elección para introducir la heterogeneidad, tal y como indica Gupta (1991), ya que el hecho de que asegure parámetros no negativos es coherente con el desarrollo teórico de los modelos de elección planteados en marketing (Arora *et al.*, 1998), si bien éste aspecto puede suponer una importante limitación para ciertos tipos de variables de marketing⁵. El desarrollo metodológico de estos modelos se encuentra en el Anexo (A.1.) de este trabajo.

Este modelo de *coeficientes aleatorios paramétricos* constituye una alternativa intermedia entre el tratamiento individualizado y la asunción de parámetros comunes a todos los individuos, permitiendo combinar datos de corte transversal y longitudinal (González y Santos,

2000). Su principal limitación consiste en el error en la selección de la función de distribución de los parámetros, lo que llevaría a estimaciones inconsistentes y sesgadas de la distribución de la heterogeneidad. Para solucionar este problema, se puede utilizar una aproximación *no paramétrica* o también llamada *semiparamétrica*, en la que no se presupone ninguna forma funcional para la distribución de probabilidad de la heterogeneidad, sino que dicha distribución es estimada de forma empírica con los datos de mercado. El objetivo es aproximar la distribución de probabilidad subyacente entre los consumidores a través de un número finito de puntos de soporte, calculando la probabilidad asociada a cada uno de estos puntos de soporte.

Kamakura y Rusell (1989) proponen un modelo de elección flexible que permite segmentar el mercado en función de la preferencia de marca y la sensibilidad al precio de cada individuo. Estos autores suponen la existencia de varios segmentos latentes caracterizados por una familia de parámetros de respuesta, por lo que la probabilidad de elección de los individuos viene caracterizada por las probabilidades de elección correspondientes a los diferentes segmentos. Este enfoque consiste en asumir una distribución conjunta discreta de los parámetros de respuesta, suponiendo la existencia de un conjunto de S posibles perfiles de respuesta y de un reparto $\{P(s)\}_{s \in S}$ de la probabilidad. Cada uno de estos perfiles implica la existencia de un segmento latente con tamaño relativo dado por su probabilidad. De acuerdo con el modelo de Kamakura y Russell (1989), la probabilidad de que el consumidor i elija la alternativa j condicionada a la pertenencia a un segmento s vendrá definida por:

$$P_{ij|s} = \frac{\exp(\alpha_{js} + \sum_{k \in K} \beta_{ks} X_{ijk})}{\sum_{s \in S} \exp(\alpha_{js} + \sum_{k \in K} \beta_{ks} X_{ijk})} \quad [5]$$

donde α_{js} y β_{ks} representan las preferencias intrínsecas y los parámetros de respuesta, respectivamente, de los segmentos. Igualmente, los detalles metodológicos del enfoque semiparamétrico se encuentran en el Anexo (A.2.) de este trabajo. A partir de estos argumentos teóricos podemos definir la primera hipótesis que vamos a contrastar,

referida de modo genérico a la necesidad de considerar la heterogeneidad en el comportamiento de elección del consumidor, tal y como defienden múltiples autores (p. e., Allenby y Rossi, 1991; Cavero y Cebollada, 2000; Mela *et al.*, 1998; Wedel y Kamakura, 2000).

• *Hipótesis 1: El comportamiento de elección del consumidor es heterogéneo.*

Sin embargo, uno de los principales problemas consiste en decidir cuál es el enfoque óptimo de introducción de la heterogeneidad en los modelos de elección del consumidor. Como hemos comentado con anterioridad, los enfoques más frecuentes son el paramétrico y el semiparamétrico. Existen trabajos que indican que el enfoque semiparamétrico produce estimaciones más fiables de la heterogeneidad del consumidor (p. e., Chintagunta *et al.*, 1991; Colombo y Landwehr, 1990; Gönül y Srinivasan 1993; Gupta, Chintagunta y Wittink, 1997; Jain y Vilcassim, 1991), si bien existen autores que indican que, en la medida que se están desarrollando modelos cada vez más precisos, el enfoque paramétrico puede ser estadísticamente más representativo (p. e., Hensher y Greene, 2001 y 2002; Louviere, Carson, Ainslie, Cameron, DeShazo, Hensher, Kohn, Marley y Street, 2002; Papatla y Krishnamurthi, 1996). No obstante, y tal y como indican Hensher y Greene (2002), la superioridad de cada enfoque dependerá, en cada caso, del contexto empírico de cada trabajo.

Sin embargo, la identificación de segmentos dentro del mercado viene siendo considerada como una de las formas fundamentales de tratamiento de la heterogeneidad del mercado, constituyendo una necesidad estratégica de la organización para el diseño de estrategias diferenciadas y la asignación de recursos entre los diferentes grupos detectados (Beane y Ennis, 1987; Wind, 1978). Además, y desde una perspectiva de gestión, el marketing no suele estar interesado en los comportamientos individuales, sino en comportamientos más agregados (Corstjens y Gautschi, 1983:46). Por todo esto, nos inclinamos por la superioridad del enfoque semiparamétrico, definiendo la segunda de las hipótesis de trabajo que vamos a contrastar:

- *Hipótesis 2: La identificación de segmentos de consumidores en los modelos de elección representa del modo más eficiente el comportamiento heterogéneo del consumidor.*

METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

SELECCIÓN DE LA CATEGORÍA DE PRODUCTO Y DEL TIPO DE DATOS

Los datos utilizados para esta investigación han sido recogidos en un hipermercado de un grupo internacional de distribución con presencia en todo el país. Se trata de datos de escáner de elección de marcas de aceite de oliva 0,4° en el formato de botellas de 1 litro. La elección de la categoría del aceite de oliva se fundamenta en dos aspectos: el primero y principal, viene justificado por el importante protagonismo y tradición que este producto juega en España, tanto desde el punto de vista económico, cultural y social; y el segundo aspecto, se fundamenta en su elevada frecuencia de compra y utilización, lo que permite contar con un número de datos suficiente como para realizar un estudio de este tipo. Estos datos de compra abarcan un período total de 53 semanas (entre el 1 de Enero de 2002 y el 31 de Diciembre de 2002).

CONJUNTO DE ELECCIÓN

El conjunto de elección está constituido por las siguientes marcas (en orden decreciente de cuota de mercado): *Carbonell, Marca de distribuidor (MdD), Coosur, La Masía, La Española, Elosúa, Giralda, Ybarra, Marca de primer precio y Mueloliva*. Tras una serie de transformaciones de la información recogida, el conjunto definitivo de datos de escáner que se recogieron está constituido por 389 individuos, que realizan un total de 3241 compras⁶ (8,33 compras por hogar), de las que 1427 compras fueron utilizadas para la iniciación de las variables de lealtad, mientras que el resto, 1814, fueron utilizadas para la estimación de los parámetros del modelo.

VARIABLES EXPLICATIVAS DE LA ELECCIÓN

Para cada alternativa y en la unidad de tiempo definida (semana), se han considerado dos ti-

pos de variables explicativas de la elección del consumidor: por una parte, un conjunto de variables de marketing relativas a las alternativas de elección, y por otra, variables relativas al consumidor.

En el primer grupo, se incluyen las siguientes variables: precio de compra, precio de referencia, rebaja absoluta del precio de compra, rebaja relativa del precio de compra, y dos variables *dummy* promocionales, la existencia de promoción en precio y la presencia de cada marca en los folletos publicitarios que el establecimiento edita. Por otra parte, en el segundo grupo de variables explicativas se definieron dos variables relativas a la lealtad del consumidor hacia las alternativas que configuran el conjunto de elección. Para ello se obtienen las cuotas de mercado de aquellos individuos (389) que están presentes tanto en el período de iniciación como de calibrado, y que han realizado, al menos, 2 compras en cada uno de esos períodos. Estas cuotas de mercado se indexan al período completo, manteniéndose fijas por individuo y semana a lo largo del período analizado (lealtad histórica); del mismo modo, a esos clientes se les indexa una medición binaria de su grado de lealtad a la marca, demostrada en acciones de compra sucesivas en los períodos analizados (lealtad anterior). En la tabla 3 se refleja la estadística descriptiva de las variables explicativas utilizadas.

MODELOS LOGIT UTILIZADOS PARA ANALIZAR LA HETEROGENEIDAD DEL CONSUMIDOR

Hemos estimado diferentes modelos multinomiales utilizando las variables explicativas definidas, con objeto de contrastar cuál de ellos permite explicar mejor el comportamiento de elección a partir de diversos criterios estadísticos y de la capacidad de parsimonia del modelo. Inicialmente, desarrollamos un modelo centrado en el precio y las promociones relacionadas con el mismo como variables explicativas de la elección. Además, incluimos las variables relativas al nivel de descuento realizado en la promoción del precio.

$$U_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 PCOM_ACT_{jt} + \beta_2 PREF_{jt} + \beta_3 PRO_PREC_{jt} + \beta_4 RB_PR_AB_{jt} + \beta_5 RB_PR_RE_{jt} \quad [6]$$

Tabla 3.- Estadística descriptiva de las variables objeto de análisis

	Carbonell	MdD	Coosur	Masía	Española	Elosúa	Giralda	Ybarra	1 ^{er} precio	Mueloliva
Cuota de mercado (VarY)										
Media	0,33	0,23	0,22	0,04	0,07	0,033	0,032	0,03	0,013	0,002
Máximo	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,42	0,37	0,34	0,14	0,18	0,11	0,1	0,12	0,04	0,001
Precio compra (PCOM_ACT)										
Media	2,69	2,04	2,34	2,42	2,4	2,35	2,26	2,44	2,09	2,55
Máximo	2,69	2,1	2,39	2,49	2,45	2,35	2,59	2,45	2,09	2,55
Mínimo	2,67	1,99	2,29	2,37	2,08	2,35	1,95	1,75	2,09	2,45
Desviación	0,0006	0,023	0,03	0,051	0,031	0	0,32	0,036	0	0,02
Promoción de precio (PROPREC)										
Media	0,0016	0,071	0,012	0,12	0,05	0	0,044	0,05	0	0
Máximo	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,04	0,26	0,11	0,32	0,22	0	0,2	0,21	0	0
Precio referencia (PREF)										
Media	2,69	2,05	2,34	2,42	2,4	2,35	2,26	2,44	2,09	2,55
Máximo	2,69	2,1	2,39	2,49	2,45	2,35	2,59	2,49	2,09	2,55
Mínimo	2,69	1,99	2,29	2,37	2,08	2,35	1,95	2,37	2,09	2,45
Desviación	0	0,02	0,03	0,05	0,03	0	0,31	0,02	0	0,002
Rebaja absoluta precio(RBPAB)										
Media	0,22	0,42	0,06	0,68	0,33	0	0,97	0,41	0	0
Máximo	2	8	5	12	7	0	50	70	0	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,06	1,65	0,54	2,49	1,43	0	5,52	3,14	0	0
Rebaja relativa precio (RBPRE)										
Media	0,0008	0,2	0,02	0,27	0,13	0	0,42	0,17	0	0
Máximo	0,74	3,86	2,09	4,82	2,86	0	19,3	28,6	0	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,02	0,79	0,23	1	0,59	0	2,24	1,28	0	0
Presencia en folleto (FOLLETO)										
Media	0,37	0,33	0,06	0,19	0,19	0	0	0,07	0	0
Máximo	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,48	0,47	0,24	0,39	0,39	0	0	0,26	0	0
Lealtad histórica (LEAL_HIS)										
Media	0,37	0,21	0,16	0,09	0,07	0,056	0,006	0,02	0,11	0
Máximo	1	1	1	1	1	1	0,5	1	0,67	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,44	0,36	0,3	0,21	0,2	0,15	0,04	0,12	0,07	0
Lealtad actual (LEAL_ANT)										
Media	0,29	0,19	0,15	0,02	0,035	0,016	0,009	0,01	0,002	0
Máximo	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Desviación	0,45	0,39	0,36	0,14	0,18	0,12	0,09	0,12	0,05	0

A continuación, al modelo anterior le añadimos la variable relativa a la presencia de la marca en los folletos publicitarios del establecimiento, para considerar, igualmente, otra herramienta promocional además de las tradicionales promociones en precio.

$$U_{ij} = \beta_0 + \beta_1 PCOM_ACT_{jt} + \beta_2 PREF_{jt} + \beta_3 PRO_PREC_{jt} + \beta_4 RB_PR_AB_{jt} + \beta_5 RB_PR_RE_{jt} + \beta_6 FOLLETO_{jt} \quad [7]$$

El modelo [8] puede ser considerado el “modelo completo”, ya que en él vamos a incorporar el efecto que sobre el comportamiento de elección del consumidor tienen todas las variables explicativas.

$$U_{ij} = \beta_0 + \beta_1 PCOM_ACT_{jt} + \beta_2 PREF_{jt} + \beta_3 PRO_PREC_{jt} + \beta_4 RB_PR_AB_{jt} + \beta_5 RB_PR_RE_{jt} + \beta_6 FOLLETO_{jt} + \beta_7 LEAL_HIS_{ijt} + \beta_8 LEAL_ANT_{ijt} \quad [8]$$

Una vez que hemos utilizado la totalidad de variables explicativas analizadas, en el último modelo introducimos únicamente, y con objeto de lograr una mayor parsimonia, tres variables explicativas: el precio de compra, por considerar que es fundamental en el comportamiento de elección, la presencia de las marcas en los folletos publicitarios (en detrimento de la promoción del precio, ya que no se trata de una herramienta muy frecuentemente utilizada, tal y como podemos observar en la tabla 3), y una de las variables de lealtad, la lealtad anterior.

$$U_{ijt} = \beta_{0j} + \beta_1 PCOM_ACT_{jt} + \beta_2 FOLLETO_{jt} + \beta_3 LEAL_ANT_{ijt} \quad [9]$$

Una vez que determinemos qué modelo es el más adecuado, analizaremos la posible existencia de multicolinealidad entre las variables del modelo que resulte seleccionado para, posteriormente, desarrollar un modelo paramétrico con coeficientes aleatorios tanto en las preferencias del individuo como en los coeficientes de las variables explicativas. A continuación se desarrolla un modelo semiparamétrico de clases latentes que nos va a permitir identificar segmentos de mercado en función de su comportamiento de elección. A partir de estas tres modelizaciones, realizamos la comparación entre ellas, con objeto de identificar qué tipo de representación de la heterogeneidad es la que mejor se ajusta al comportamiento de elección observado en el mercado del aceite de oliva analizado. El software utilizado ha sido Limdep 7.0. y su módulo Nlogit 3.0.

RESULTADOS

MODELO BÁSICO SIN HETEROGENEIDAD

En la tabla 4 se muestran los coeficientes de bondad de cada uno de los modelos básicos contrastados. Como podemos observar en la tabla 4, existe una importante diferencia entre los dos primeros modelos y los dos últimos en términos del coeficiente ρ^2 y de los estadísticos AIC y BIC.

Tabla 4.- Criterios de evaluación de la bondad del ajuste de los modelos básicos

	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8	Modelo 9
Nº parámetros	14	15	17	12
LL (β)	-6632,1	-6612,23	-2240,14	-2327,825
χ^2 -LL(C)	189,228	228,977	8973,165	8797,789
ρ^2	0,014	0,017	0,667	0,655
ρ^2 ajust.	0,012	0,0148	0,664	0,653
AIC	13292,2	13254,46	4514,28	4679,65
BIC	13369,24	13337,01	4607,83	4745,69
LL(C): -6.726,72				
Nº obs. = 1.814				

Dentro de estos dos últimos modelos, observamos como el modelo que hemos denominado “completo” presenta resultados levemente superiores en todos los criterios (AIC, BIC, función de verosimilitud y coeficiente ρ^2). Esto, unido a que existen diferencias estadísticas significativas (175,37; $p < 0,01$) entre ambos modelos, hace pensar en la conveniencia de utilizar este modelo. Sin embargo, y siguiendo principios de parsimonia en la construcción de modelos, creemos que la consideración de 17 parámetros a estimar en el modelo [8] (8 variables + 9 coeficientes de las alternativas) es excesiva, lo que complicaría las estimaciones paramétricas y semiparamétricas posteriores. Es por ello que nos inclinamos por utilizar el modelo [9] en los posteriores análisis de este trabajo, ya que con tan sólo 3 variables explicativas es capaz de predecir más del 65% del comportamiento de elección del consumidor, siendo este porcentaje únicamente un 1% inferior al que es capaz de explicar el modelo [8] con 5 variables explicativas más; además, también presenta valores de $LL(\beta)$ y de los criterios AIC y BIC muy similares al modelo “completo”.

Centrándonos, por tanto, en el modelo [9], en la tabla 5 podemos observar la estimación de sus parámetros. Así, y en relación con la preferencia que presentan los individuos (preferencia común para todos ellos) hacia cada una de las alternativas, vemos que *Carbonell* es la que mayor valor intrínseco presenta en el conjunto de alternativas contempladas.

Esto indica que la marca *Carbonell* es la mejor posicionada en la mente del consumidor, por lo que, en igualdad de condiciones del resto de variables, esta será la marca que el consumidor escoja ya que es hacia la que presenta una mayor

preferencia, lo que viene a confirmar la relación observada, entre otros, por Kamakura y Russell (1989) y Krishnamurthi y Raj (1991) entre el valor de una marca y su precio, ya que la alternativa con mejor valor intrínseco es la que presenta el precio más elevado, siendo, aún así, la opción hacia la que mayor preferencia presenta el consumidor. Por otra parte, y en un análisis de los coeficientes de los atributos de las alternativas podemos observar que, por lo general, el signo es el esperado.

Tabla 5.- Parámetros estimados del modelo básico sin heterogeneidad

PREFERENCIA HACIA CADA ALTERNATIVA (σ)	
Carbonell	4,355* (0,519)
MdD	0,091 (0,641)
Coosur	2,566* (0,532)
La Masía	1,845* (0,524)
La Española	2,344* (0,521)
Elosúa	1,552* (0,535)
Giralda	-0,348 (0,691)
Ybarra	1,642 (0,529)
Marca de primer precio	-0,989*** (0,639)
Mueloliva	-
PARÁMETROS ESPECÍFICOS DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS (σ)	
Precio de compra	-6,805* (0,783)
Presencia en folletos publicitarios	0,671* (0,082)
Lealtad anterior	5,709* (0,136)
-LL(β)	2327,826
* $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,1$.	

Así, el precio de compra presenta un coeficiente negativo, lo que indica la existencia de una relación inversa entre el precio de una alternativa y su probabilidad de elección.

En relación a la variable promocional que recoge la presencia de las alternativas en los folletos publicitarios del establecimiento, como podemos observar por su coeficiente positivo (0,671), en aquellas ocasiones en las que las marcas se encuentran presentes en los folletos publicitarios su probabilidad de ser selecciona-

das se ve incrementada, lo que indica la capacidad de atracción que tiene esta variable promocional.

Por último, podemos observar como la elección del consumidor se encuentra fuertemente influida por las elecciones que haya realizado en las ocasiones anteriores de compra, tal y como indica el valor positivo, significativo y tan elevado (5,709) del coeficiente de la variable de lealtad.

Como se indicó anteriormente, hemos analizado posibles problemas de multicolinealidad entre las variables explicativas elegidas para la estimación de los modelos. Como la multicolinealidad es un problema muestral, ya que va asociada a la configuración de las variables explicativas, no existen contrastes estadísticos, propiamente dichos, que sean aplicables para su detección (Greene, 1993). En cambio, se han desarrollado numerosas reglas prácticas que tratan de determinar en qué medida la multicolinealidad afecta gravemente a la estimación y contraste de un modelo. Una de las formas de detectar este problema es mediante la comparación de la significatividad conjunta del modelo en relación a la significatividad de cada uno de los parámetros estimados. Así, cuando el modelo es conjuntamente significativo pero la mayoría de los parámetros no lo son individualmente, es muy probable que tengamos un importante problema de multicolinealidad. En nuestro caso, nos encontramos con un coeficiente ρ^2 muy elevado (0,655), lo que unido a que los coeficientes de las variables explicativas son todos estadísticamente significativos, nos hace pensar que no existen problemas de multicolinealidad. Otra forma de analizar la posible existencia de relación lineal entre las variables es a través del análisis de la matriz de correlaciones entre las variables explicativas incluidas en el modelo. Los coeficientes de correlación simple sólo permiten detectar la relación entre pares de variables. Para analizar la relación entre todas las variables explicativas incluidas en el modelo es necesario calcular el determinante de esta matriz. Un valor próximo a cero implicará una elevada multicolinealidad entre las variables explicativas, mientras que un valor próximo a uno, indicará todo lo contrario. En nuestro caso, el determinante de la

matriz de correlaciones entre las variables explicativas utilizadas es 0,979766, lo que indica la práctica ausencia de problemas de multicolinealidad entre las variables explicativas utilizadas. Adicionalmente, estimamos el denominado “factor de inflación de la varianza” (FIV), que nos indica el incremento en la varianza para cada una de las variables explicativas respecto al modelo estimado sin dicha variable. El FIV (β_k) asociado a una variable explicativa k es igual a $\frac{1}{1 - \rho_k^2}$,

donde ρ_k^2 es el índice de razón de verosimilitud para un modelo que no incluye la variable k . Si estos valores no son muy elevados, sugieren la no existencia de un problema de multicolinealidad asociado a dicha variable. En nuestro caso, los valores son de 2,7907 (FIV para el precio de compra), 2,85135 (FIV para la variable folleto) y 1,0162 (FIV para la variable de lealtad), por lo que sugieren la no existencia de problemas importantes de multicolinealidad para ninguna de las variables.

MODELO PARAMÉTRICO CON HETEROGENEIDAD EN LAS PREFERENCIAS Y HETEROGENEIDAD ESTRUCTURAL

Una vez que hemos analizado el modelo básico que asume la homogeneidad del consumidor en su comportamiento de elección, introducimos la heterogeneidad en el modelo considerado. Inicialmente, hemos estimado un modelo paramétrico en el que se asume que tanto la preferencia hacia cada una de las alternativas como el coeficiente de respuesta a las variables explicativas siguen una distribución uniforme⁸. Los parámetros aleatorios estimados del modelo paramétrico se resumen en la tabla 6. Como podemos observar en esta tabla, las estimaciones de las preferencias que proporciona el modelo paramétrico son positivas en todos los casos, con excepción de las marcas propiedad del distribuidor y *Giralda*. No obstante, en el caso de la *MdD* el valor de la desviación típica es elevado y significativo (2,782), lo que indica que esa preferencia difiere mucho entre la población, existiendo individuos para los que la preferencia hacia esta marca es positiva (-1,39 ± 2,782) y otros para los que es muy negativa.

Tabla 6.- Parámetros estimados del modelo con heterogeneidad de las preferencias y heterogeneidad estructural

MODELO CON PARÁMETROS ALEATORIOS (DISTRIBUCIÓN UNIFORME)	
PREFERENCIAS HACIA CADA ALTERNATIVA (σ)	
Carbonell	
- media	4,281* (0,541)
- desv. típica	1,241** (0,534)
MdD	
- media	-1,39*** (0,79)
- desv. típica	2,782* (0,357)
Coosur	
- media	1,801** (0,592)
- desv. típica	2,303* (0,476)
La Masía	
- media	1,469** (0,543)
- desv. típica	0,222 (0,558)
La Española	
- media	1,337** (0,587)
- desv. típica	2,671* (0,472)
Elosúa	
- media	0,617 (0,614)
- desv. típica	2,097* (0,518)
Giralda	
- media	-1,36*** (0,843)
- desv. típica	0,541 (0,346)
Ybarra	
- media	1,013*** (0,575)
- desv. típica	1,623* (0,452)
Marca de primer precio	
- media	-1,837** (0,743)
- desv. típica	0,424 (0,421)
Mueloliva	-
PARÁMETROS DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS (σ)	
Precio de compra	
- media	-8,555* (1,127)
- desv. típica	0,234 (0,386)
Presencia en folletos publicitarios	
- media	0,829* (0,102)
- desv. típica	0,549** (0,22)
Lealtad anterior	
- media	6,999* (0,322)
- desv. típica	0,474*** (0,28)
- LL (β)	2297,458
* $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,1$.	

Para el caso de *Giralda* y la *Marca de primer precio*, la desviación típica no es significativa, lo que indica que esa preferencia negativa es compartida por el conjunto de individuos. En relación a las variables explicativas, el efecto sobre la probabilidad de elección es el esperado, es decir, el precio de compra tiene un efecto negativo y significativo (-8,555) sobre la probabilidad de elección, mientras que las otras dos variables, presencia de las marcas en los folletos publicitarios y lealtad anterior, tiene un efecto positivo y significativo (0,829 y 6,999, respectivamente).

Por el contrario, las desviaciones típicas de estos parámetros aleatorios presentan comportamientos diferentes, ya que la del precio de compra no es significativa mientras que la de las otras dos variables sí lo son, lo que indica que el efecto del precio de compra sobre la probabilidad de elección es ciertamente similar para el conjunto de individuos, mientras que el efecto de la lealtad y los folletos publicitarios presenta una mayor dispersión (fundamentalmente el caso del parámetro relativo a la presencia de las marcas en los folletos publicitarios, cuya desviación típica es elevada en relación al valor del parámetro medio), si bien en ningún caso se modifica el efecto final (siempre positivo) de las variables.

MODELO SEMIPARAMÉTRICO DE CLASES LATENTES

Uno de los principales aspectos del enfoque semiparamétrico consiste en determinar cuál es el número S de segmentos óptimo. Si S fuese suficientemente grande, podríamos explicar toda la variabilidad en las preferencias y en la sensibilidad a las herramientas de marketing. Sin embargo, perderíamos parsimonia y sencillez, por lo que creemos que es preferible, tanto desde el punto de vista estadístico como desde el punto de vista de la gestión de marketing, un número de segmentos bajo. En este sentido, para determinar el número óptimo de segmentos el investigador debe utilizar conjuntamente criterios estadísticos (véase Anexo [A.3]), así como su propio juicio de valor en relación al contexto en el que se esté realizando la segmentación y a la utilidad de la misma para la empresa. En relación al criterio estadístico, el más utilizado en la literatura es el criterio *BIC* (p. e., Hensher y Greene, 2002) o el *AIC* (p.e., Kamakura y Russell, 1989).

La tabla 7 muestra el valor alcanzado para diferentes criterios, para el caso del mercado homogéneo (cuando el número de segmentos es igual a 1) y soluciones de mercado heterogéneo con 2, 3, y 4 segmentos, respectivamente. Como podemos observar la tabla 7, según el criterio estadístico utilizado, la solución óptima difiere.

Tabla 7.- Comparación entre diferente nº de segmentos (criterio: mínimo valor de AIC, BIC, CAIC y MAIC)

NÚMERO DE SEGMENTOS	AIC	BIC	CAIC	MAIC
1	4679,65	4745,689	4745,696	4691,65
2	4278,512	4410,591	4410,604	4302,512
3	4220,666	4418,784	4418,804	4256,666
4	4227,516	4491,674	5041,696	4825,512
5	-	-	-	-

Así, para el criterio AIC y MAIC, la solución óptima está en la existencia de 3 segmentos, ya que es el punto en el que el estadístico toma el menor valor (4220,666 y 4256,666, respectivamente), mientras que para el BIC y CAIC, la solución óptima parte de la existencia de 2 segmentos de mercado, ya que a partir de ese punto, el estadístico comienza a subir. La diferencia entre estos dos grupos (AIC y MAIC, frente a BIC y CAIC), se debe a la diferencia conceptual de su definición; así, mientras el AIC y el MAIC penalizan menos el número de parámetros (al multiplicarlos, únicamente, por 2 y 3, respectivamente), el BIC y el CAIC penalizan más ese valor, al multiplicarlo por el logaritmo neperiano del número de observaciones utilizadas, en el caso del BIC, y por el logaritmo neperiano del número de observaciones más 1^o. Ante esta diferencia en el número de segmentos a determinar según cada criterio, hemos optado por realizar un test de razón de verosimilitud entre ambos modelos, con objeto de determinar si la consideración de un segmento más (tres), respecto a la solución que proponen BIC y CAIC (dos), mejora, de modo significativo, el poder explicativo del modelo. El valor RV nos va a indicar si aceptamos o rechazamos la hipótesis de existencia de diferencias significativas entre ambos modelos:

$$RV = -2[LL(\beta)_{3 \text{ segmentos}} - LL(\beta)_{2 \text{ segmentos}}]$$

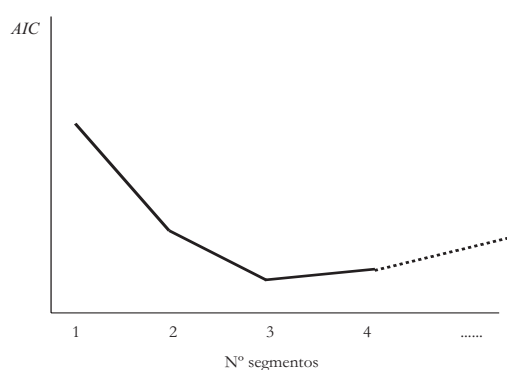
En este caso, el valor RV sigue una chi-cuadrado con 13 g.l. (38 -25), y su valor es:

$$RV = -2[-2074,333 - (-2115,256)] = 81,846 (13 \text{ g.l.})$$

Este valor es significativo ($p < 0,01$), por lo que aceptamos la hipótesis de existencia de diferencias significativas entre ambos modelos. Por tanto, consideramos que el mercado está forma-

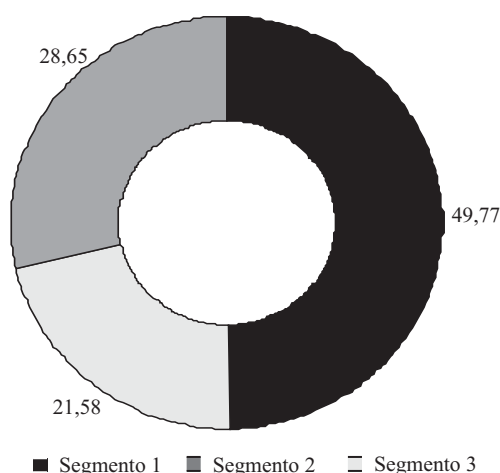
do por 3 grupos de consumidores, tal y como indican los criterios AIC y MAIC. En la figura 1 podemos observar cómo cambia el valor de AIC con la consideración de mayor número de clases.

Figura 1.- Valor de AIC para diferente número de segmentos



Así, hasta 3 grupos, el valor del estadístico AIC comienza a disminuir; sin embargo, a partir de la consideración de 4 grupos, el estadístico comienza a crecer, y esa tendencia seguirá conforme aumentemos el número de segmentos considerados. Tal y como podemos observar en la figura 2, el segmento 1 es el de mayor tamaño, significando la mitad del mercado. La otra mitad restante se la reparten entre el segmento 2 y el segmento 3, si bien este último es algo más grande.

Figura 2.- Tamaño de los segmentos de mercado



En la tabla 8 podemos observar, finalmente, los segmentos resultantes del proceso semipara-

métrico y sus parámetros respectivos. Como podemos observar en la tabla 8, el comportamiento de cada uno de los segmentos de mercado obtenidos es claramente diferente. A partir de los diferentes valores que hemos obtenido en la estimación de cada segmento, hemos desarrollado distintos *test-t para muestras independientes*¹⁰, con objeto de comparar si las diferencias entre dichos valores son estadísticamente significativas. De este modo, podemos caracterizar a cada uno de los segmentos de mercado del siguiente modo:

- **Segmento 1:** Es el segmento de mayor tamaño. Podemos llamarles los *buscadores de promociones*, ya que para ellos la presencia de las marcas en los folletos publicitarios es relevante para decidir qué marca seleccionar. Los consumidores que forman este segmento son muy sensibles al precio, por lo que van a buscar las mejores condiciones de precio y las promociones del mismo que suelen aparecer en dichos folletos. En este grupo de consumidores la lealtad hacia la marca no es un aspecto significativo de su comportamiento de elección. Por ello, es probable que aquellas marcas que aparezcan en los folletos tengan la mayor probabilidad de ser elegidas por estos consumidores, los cuales cambiarán continuamente de marca, en función del grado de aparición de las mismas en dichos folletos publicitarios.

- **Segmento 2:** Es el segmento de menor tamaño. Se trata de un grupo de consumidores para quienes la presencia de una marca en los folletos publicitarios no supone una mayor probabilidad de ser elegida. Ello es consecuencia, fundamentalmente, de que se trata de un segmento de individuos de baja sensibilidad al precio, no teniendo éste, por tanto, una influencia significativa en la elección. Por tanto, la probabilidad de que estos consumidores elijan la misma marca que en la ocasión de compra anterior es elevada. Por ello, podemos denominarles como *leales*. Su preferencia hacia las marcas nacionales se encuentra mucho más repartida (*Carbonell, Coosur, La Masía, La Española, Ybarra*), siendo todos sus valores, muy similares (si bien hacia *Ybarra y La Masía*, esa preferencia es mayor). Al igual que el segmento anterior, no presentan ninguna preferencia significativa hacia la *MdD*.

• **Segmento 3:** Presenta un tamaño algo mayor que el segmento anterior. Se trata de individuos que, si bien presentan una preferencia muy elevada hacia la marca líder (menor que la de los individuos del primer segmento y más elevada que los del segmento anterior), también manifiestan, de modo significativo, preferencia hacia la *MdD*, siendo el único segmento que muestra esta característica. Igual que el segmento anterior, manifiestan preferencia por marcas nacionales de precio medio (*Coosur*, *La Española* e *Ybarra*), si bien estas preferencias son mucho menores que para el segmento dos. Además, se trata de los únicos individuos que expresan una preferencia negativa hacia la *marca de primer precio*. En relación a las variables explicativas, presenta un comportamiento similar a los individuos del segmento 1, si bien el efecto del precio es más intenso, siendo menor el de la presencia de las marcas en los folletos publicitarios.

Tabla 8.- Parámetros estimados para cada uno de los tres segmentos existentes en el mercado

	Segmento 1 (49,77%) ^a	Segmento 2 (21,58%)	Segmento 3 (28,65%)
PREFERENCIA HACIA CADA ALTERNATIVA (σ)			
Carbonell	38,058* (8,08)	4,242* (0,749)	25,3* (7,123)
MdD	4,302 (4,123)	6,648 (6,236)	2,444* (0,983)
Coosur	2,338 (2,413)	6,276*** (4,451)	4,034* (1,345)
La Masía	20,126*** (13,598)	12,793*** (8,416)	-41,393 (43,412)
La Española	11,998*** (8,332)	6,392*** (4,348)	3,244* (1,065)
Elosúa	6,404 (7,649)	22,649 (22,101)	-83,722 (85,631)
Giralda	-14,998*** (9,991)	-15,709 (14,658)	-64,314 (63,456)
Ybarra	13,476 (13,112)	13,078*** (8,492)	0,632* (0,223)
Marca de primer precio	38,584 (42,134)	-7,745 (8,128)	-6,303* (2,021)
Mueloliva	-	-	-
PARÁMETROS ESPECÍFICOS DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS (σ)			
Precio de compra	-16,494* (2,277)	-56,9 (58,108)	-19,42* (3,556)
Presencia en folletos publicitarios	0,735* (0,113)	-1,332* (0,32)	0,409*** (0,254)
Lealtad anterior	67,48 (56,743)	12,709* (0,883)	85,681 (75,172)
-LL(β)	2074,333		
* $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,1$.			
^a Entre paréntesis el tamaño del segmento.			

A partir de los valores obtenidos y los *tests-t* de diferencias desarrollados, resumimos en la tabla 9 el perfil de los segmentos en función de su sensibilidad a las variables explicativas analizadas y en relación al mercado sin heterogeneidad.

Tabla 9.- Perfil de los segmentos obtenidos

	Mercado sin segmentos	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3
Sensibilidad al precio de venta (-) ^a	A	A+	B	M
Efecto presencia folleto (+)	M+	A	AA*	M
Efecto lealtad (+)	M	n.s.	A	n.s.

^a (entre paréntesis, el efecto esperado); *efecto negativo sobre la probabilidad de elección; AA: Muy alto; A: Alto; M: Medio; M+: Medio alto; B: Bajo; n.s.: no significativo.

CONTRASTE ESTADÍSTICO ENTRE LOS MODELOS ANALIZADOS

Una vez que hemos analizado el resultado para cada uno de los modelos desarrollados, vamos a contrastar cuál de ellos es estadísticamente superior. Para ello, contrastamos la existencia de diferencias significativas entre ellos para, posteriormente, comparar sus valores de AIC, BIC, así como de la función de verosimilitud y el coeficiente ρ^2 .

En primer lugar realizamos la comparación entre el modelo con heterogeneidad en las preferencias y heterogeneidad estructural (modelo de parámetros aleatorios) y el modelo básico. El valor *RV* sigue una chi-cuadrado con 21 g.l. (24-3), cuyo valor es:

$$RV = -2[-2297,458 - (-2327,826)] = 60,736 (21 \text{ g.l.})$$

Este valor es significativo con una probabilidad del 99% ($\chi^2_{(21 \text{ g.l.})} = 38,932$), por lo que el modelo que incorpora la heterogeneidad en las preferencias y la heterogeneidad estructural a través de parámetros aleatorios mejora, significativamente, el modelo básico con preferencias y coeficientes de las variables explicativas constantes. Una vez determinada la superioridad del modelo con parámetros aleatorios sobre el modelo básico, vamos a comparar aquél con el modelo semiparamétrico. El valor *RV* sigue una chi-cuadrado con 14 g.l. (38-24), y su valor es:

$$RV = -2[-2074,33 - (-2297,458)] = 446,256 (14 \text{ g.l.})$$

Este valor es significativo con un 99% de probabilidad ($\chi^2_{(14 \text{ g.l.})}=29,141$), por lo que podemos establecer que existen diferencias significativas entre ambos modelos. Para determinar cuál de ellos es superior, calculamos los estadísticos de bondad del ajuste, así como los coeficientes ρ^2 (tabla 10).

Tabla 10.- Criterios de evaluación de la bondad del ajuste (modelo sin heterogeneidad, paramétrico y modelo con segmentos)

	Modelo básico	Modelo paramétrico	Modelo con segmentos
Nº parámetros	12	24	36
LL (β)	-2327,825	-2297,458	-2074,333
χ^2 -LL(C)	8797,789	13052,1	13498,35
ρ^2	0,655	0,7396	0,7649
ρ^2 ajust.	0,653	0,7392	0,7643
AIC	4679,65	4642,916	4220,666
BIC	4745,69	4774,995	4418,784
LL(C):	-6.726,72		

Como podemos observar en la tabla 10, la aproximación *semiparamétrica* que determina la existencia de tres segmentos de mercado mejora de modo significativo la explicación de la heterogeneidad frente al enfoque paramétrico y respecto al modelo básico homogéneo, lo que permite *corroborar* la *hipótesis 1*, que establecía la existencia de heterogeneidad en el comportamiento de elección del consumidor. Esto viene motivado por el menor valor del modelo con segmentos, tanto en la función de verosimilitud como en los estadísticos AIC y BIC, aún estimando 12 parámetros más que el modelo de parámetros aleatorios. Estos resultados ponen de manifiesto que el profundizar al máximo en el comportamiento heterogéneo del consumidor, llegando al extremo de poder estimar un parámetro para cada individuo, no aporta ventajas significativas desde el punto de vista de la gestión de marketing siendo, incluso, menos eficiente que considerar segmentos en los que las variables de marketing actúan de modo diferente. Esta aproximación a la heterogeneidad del consumidor es la óptima y la que mejores resultados puede proporcionar a la empresa, lo que permite, igualmente, *corroborar* la *hipótesis 2*, que establecía la superioridad del modelo que consideraba la existencia de segmentos de mercado, frente a otras formas de representación de la heterogeneidad.

CONCLUSIONES E IMPLICACIONES PARA LA GESTIÓN, LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

La importancia de la heterogeneidad, tanto en la naturaleza del consumidor, su comportamiento, así como en los elementos que influyen en el mismo, ha motivado que ninguno de los avances que se han producido en los últimos años en el desarrollo de modelos de comportamiento del consumidor haya sido más importante que la inclusión en los mismos de la dimensión heterogénea del mismo. En este sentido, existe una gran incertidumbre en la respuesta de los individuos que componen el mercado, tanto por las diferentes características de aquellos, como por el diferente efecto que producen las variables de marketing en sus diferentes decisiones de consumo, lo que configura una situación de elevada heterogeneidad en relación al comportamiento del consumidor frente a dichas variables.

Este trabajo supone una contribución en la literatura de marketing que analiza la introducción de heterogeneidad en los modelos de elección, poniendo de manifiesto la necesidad de incorporación de dicho comportamiento para comprender mejor el comportamiento del consumidor. En este sentido, hemos elaborado una clasificación de las diferentes fuentes de heterogeneidad del consumidor, a partir de la revisión de los principales enfoques existentes en la literatura. Además, y desde una perspectiva más empírica, hemos contrastado la idoneidad de la segmentación de mercados como modo de incorporación de la heterogeneidad del consumidor, frente a un enfoque individualizado. Es por ello que la empresa prefiere considerar la existencia de grupos de consumidores con un comportamiento muy similar pero a la vez muy diferente del comportamiento del resto de individuos de otros segmentos, en lugar de considerar el comportamiento individualizado de cada uno de sus clientes..

Los resultados empíricos obtenidos avalan esta hipótesis. Así, en la comparación que hemos realizado de los dos enfoques de tratamiento de la heterogeneidad, el enfoque de clases latentes parece adecuarse mejor al comportamiento de elección observado, permitiendo a la empresa conocer cuántos grupos de consumidores forman su mercado y, sobre todo, conocer cómo reac-

cionan a las variables de marketing utilizadas. En este sentido, hemos encontrado tres grandes segmentos de mercado en función de su reacción a las variables de marketing analizadas.

Un primer grupo de consumidores, el menos numeroso, para los que el precio del producto no es una variable excesivamente relevante a la hora de considerar qué marca elegir, siendo poco sensibles a cambios en los precios de las marcas. Derivado de este comportamiento, este grupo de individuos es muy leal a las marcas que adquieren con habitualidad, siendo difícil que cambien de marca a través de la realización de promociones o descuentos del precio de venta. Esa menor sensibilidad al precio y su mayor lealtad determinan que estos consumidores, habitualmente, no lean los folletos publicitarios del establecimiento antes de realizar sus compras, ya que no valoran tanto el precio y, en consecuencia, tampoco valoran las posibles ofertas o promociones que el folleto publicitario les puede proporcionar.

Por todo esto, se trata de un segmento que prefiere marcas nacionales que suelen aparecer con menor intensidad en los folletos publicitarios que, por ejemplo, la *MdD*, y que, por término medio, realizan menos promociones del precio. Desde el punto de vista de la gestión detallista, conocer la existencia de este tipo de consumidor es fundamental para optimizar el presupuesto promocional, ya que puede ayudar a la empresa a seleccionar a qué consumidores es más conveniente hacer llegar sus folletos publicitarios e, incluso, a cuáles dirigir sus promociones del precio, lo que a su vez se puede traducir en un incremento de dicho gasto para aquellos consumidores que, efectivamente sí son sensibles a estas herramientas promocionales.

Por el contrario, el segundo de los segmentos de mercado identificados (la mitad del mercado total), sí presenta esa sensibilidad a las herramientas promocionales de la empresa. En este sentido, son los individuos más sensibles al precio de venta de las marcas, lo que hace que, constantemente, busquen el mejor precio y, por tanto, sí acudan a los folletos publicitarios del establecimiento como fuente de información de posibles promociones del precio. Por ello, aquellas marcas que aparecen en estos folletos tienen

una mayor probabilidad de ser elegidas. Esta búsqueda del precio como variable importante en las decisiones de elección del individuo, hace que la lealtad hacia la marca sea una dimensión poco significativa en la función de utilidad de este grupo de consumidores. Este es, el segmento de consumidores al que el establecimiento debe dirigir sus mayores esfuerzos promocionales, ya que es el grupo más receptivo a este tipo de acciones.

El tercer y último grupo (aproximadamente, la tercera parte del mercado), es un segmento cuyo comportamiento se sitúa en un nivel intermedio al de los dos grupos anteriores. En este sentido, se trata de consumidores también sensibles al precio de venta, aunque en menor medida que el segmento anterior. Igualmente gustan de acudir a los folletos publicitarios para informarse de las promociones existentes, lo que hace que manifiesten una preferencia positiva hacia la *marca del distribuidor*, si bien también lo hacen hacia marcas nacionales de precio medio.

Los distribuidores deben ser conscientes de la existencia de grupos de consumidores que, como en nuestro caso, presentan comportamientos totalmente diferentes, ya que ello va a incrementar la precisión con la que van a poder llegar a ellos, incrementando la satisfacción del consumidor y acentuando el nivel de lealtad hacia su marca.

Este trabajo quedaría formalmente incompleto si no hiciéramos un reconocimiento expreso de sus principales limitaciones. En primer lugar, los resultados han sido obtenidos para una categoría y un formato de producto muy concretos: aceite de oliva 0,4º, formato 1 litro. Por este motivo resultaría conveniente la aplicación de este mismo análisis a otras categorías de producto. Igualmente hay que indicar las limitaciones derivadas de la metodología empleada, ya que si bien la validez en la utilización de los modelos MNL está ampliamente demostrada, no está exenta de problemas. En este sentido, la denominada *Propiedad de Independencia de Alternativas Irrelevantes* y la *endogeneidad* pueden limitar la validez de las estimaciones obtenidas. No obstante hay que señalar que la utilización del modelo logit de coeficientes aleatorios permite superar esta limitación, al recoger la estructura de correlaciones entre las alternativas.

Finalmente, queremos dejar constancia de nuestro deseo de seguir profundizando en el análisis de la heterogeneidad en los modelos de elección utilizando, para ello, otras metodologías complementarias a los modelos logit –p. e., el modelo general de valor extremo generalizado desarrollado por McFadden (1978), o el modelo probit de covarianza de Hausman y Wise (1978)–, y otros enfoques de inclusión de la heterogeneidad con objeto de ampliar el conocimiento sobre esta dimensión del comportamiento del consumidor.

ANEXO: MODELOS DE EFECTOS ALEATORIOS: ENFOQUE PARAMÉTRICO Y SEMIPARAMÉTRICO

A.1. ENFOQUE PARAMÉTRICO

A partir de [4], y considerando el historial de elecciones independientes H_i realizado por el individuo i durante el período T , la probabilidad incondicionada –es decir, independiente de los parámetros exactos de preferencia– viene dada por (Chintagunta *et al.*, 1991):

$$P_{Hi} = \int \left\{ \alpha_j \right\}_{j \in J} \dots \left\{ \beta_K \right\}_{k \in K} \int P_{it} \left(H_i \mid \left\{ \alpha_j \right\}_{j \in J}, \left\{ \beta_K \right\}_{k \in K} \right) \cdot \mathfrak{S} \left(\left\{ \alpha_j \right\}_{j \in J}, \left\{ \beta_K \right\}_{k \in K} \right) d\alpha_j \dots d\beta_K \quad [A1]$$

donde $\mathfrak{S} \left(\left\{ \alpha_j \right\}_{j \in J}, \left\{ \beta_K \right\}_{k \in K} \right)$ es la función de densidad de $\left\{ \alpha_j \right\}_{j \in J}, \left\{ \beta_K \right\}_{k \in K}$.

Aplicando el procedimiento de máxima verosimilitud se obtienen los valores de los parámetros que permiten maximizar la probabilidad para los I individuos de la muestra, cuya función de verosimilitud toma la siguiente forma (Chintagunta *et al.*, 1991):

$$L = \prod_{i \in I} L_i = \prod_{i \in I} P_{H_i} \quad [A2]$$

A.2. ENFOQUE SEMIPARAMÉTRICO

El enfoque semiparamétrico supone la existencia de s segmentos de mercado. Cada segmento s representa un perfil de respuesta o familia de parámetros $(\left\{ \alpha_{js} \right\}_{j \in J}, \left\{ \beta_{ks} \right\}_{k \in K})$. Este conjunto de segmentos configura la distribución de probabilidad, con un tamaño relativo (λ) definido por la probabilidad de ocurrencia $\{P(s)\}_{s \in S}$, de acuerdo con una formulación logísti-

ca que proporciona unos valores de probabilidad inferiores a la unidad $(0 \leq P_s \leq 1)$, siendo $\sum_{s \in S} \lambda_s = 1$.

$$P_s = \frac{\exp \lambda_s}{\sum_{s'} \exp \lambda_{s'}} \quad [A3]$$

En principio, haciendo S lo suficientemente grande se pueden explicar todas las variaciones en las preferencias y la sensibilidad a las variables explicativas, que en el caso de Kamakura y Russell (1989) es el precio. Sin embargo, en la práctica se prefiere la parsimonia y el intento de representar el mercado mediante un valor pequeño de segmentos S . Si consideramos la existencia de una secuencia de elecciones para cada individuo, H_i , la probabilidad de ocurrencia de la secuencia H_i condicionada a la pertenencia del individuo al segmento s viene dada por:

$$P_i(H_i | s) = \prod_{t \in T} \prod_{j \in J} \left(P_{ijt} | s \right)^{d_{ijt}} \quad [A4]$$

donde d_{ijt} toma el valor 1 si el individuo i elige la alternativa j en el momento t , y 0 en otro caso. Por otro lado, la probabilidad de que el consumidor i presente un historial de elección H_i (P_{Hi}) viene definida por una estructura logit multinomial:

$$P_{Hi} = \sum_{s \in S} P_{H_i | s} P_s \quad [A5]$$

$$= \int \left\{ \alpha_{js} \right\}_{j \in J, s \in S} \left\{ \beta_{ks} \right\}_{k \in K, s \in S} \int \left[\prod_{t \in T} \left\{ \prod_{j \in J} \left(P_{ijt} \left(j \mid \left\{ \alpha_{js} \right\}_{j \in J, s \in S}, \left\{ \beta_{ks} \right\}_{k \in K, s \in S} \right) \right)^{d_{ijt}} \right\} \right] d\mathfrak{S} \left(\left\{ \alpha_{js} \right\}_{j \in J, s \in S}, \left\{ \beta_{ks} \right\}_{k \in K, s \in S} \right)$$

donde d_{ijt} toma el valor 1 si el individuo i elige la alternativa j en el momento t , y 0 en otro caso. $\mathfrak{S} \left(\left\{ \alpha_{js} \right\}_{j \in J, s \in S}, \left\{ \beta_{ks} \right\}_{k \in K, s \in S} \right)$ representa la función de la heterogeneidad. Si esta función se aproxima mediante un conjunto finito de puntos de soportes S , entonces la anterior expresión queda como sigue:

$$P_{Hi} = \sum_{s \in S} \left[\prod_{t \in T} \prod_{j \in J} \left(\frac{\exp \left(\alpha_{js} + \sum_{k \in K} \beta_{ks} X_{ijkt} \right)}{\sum_{j' \in J} \exp \left(\alpha_{j's} + \sum_{k \in K} \beta_{ks} X_{ij'kt} \right)} \right)^{d_{ijt}} \right] \frac{\exp(\lambda_s)}{\sum_{s' \in S} \exp(\lambda_{s'})} \quad [A6]$$

A.3. DETERMINACIÓN DEL NÚMERO DE SEGMENTOS

Como el número de clases latentes (S) es desconocido, la estimación paramétrica es llevada a cabo condicionada a un valor previo de S , para lo cual se utilizan heurísticos con diferentes combinaciones en el número de segmentos, minimizando estadísticos como AIC (*Criterio de Información de Akaike*), CAIC (*Criterio de Información de Akaike Condicionado*) o BIC (*Criterio de Información de Bayes*). Sus expresiones son las siguientes:

$$\begin{aligned} \text{AIC} &= -2 LL(\beta) + 2B \\ \text{BIC} &= -2 \left[LL(\beta) - \frac{B}{2} (\ln(N)) \right] = -2LL(\beta) + B \ln(N) \quad [\text{A7}] \end{aligned}$$

Estos criterios de información estadísticos buscan el equilibrio entre la capacidad del modelo para ajustarse al comportamiento real del mercado (lo que se consigue con muchos parámetros) y la sencillez y el carácter intuitivo del mismo (que se logra con pocos parámetros). No obstante, sobre la utilización de los criterios estadísticos para determinar el número de segmentos, no existe en la literatura un único criterio. Así, por ejemplo, mientras Kamakura y Russell (1989) utilizan el estadístico AIC para determinar el número óptimo de segmentos, otros autores utilizan el BIC (p. e. Allenby, Arora y Ginter, 1998 ó Gupta y Chintagunta, 1994), algunos utilizan ambos de modo conjunto (p. e. Jain, Vilcassim y Chintagunta, 1994) e, incluso, autores como Russell y Kamakura (1994), utilizan el CAIC. En este sentido, el criterio AIC es enormemente criticado por parte de múltiples autores (p. e. Elrod y Keane, 1995), por indicar que es inconsistente y “asintóticamente no óptimo”, otorgándole al BIC una superioridad, por el hecho de incluir en su cálculo el número de observaciones utilizadas, lo que penaliza el aumento en el tamaño de la muestra objeto de estudio. Igualmente, existen otros criterios estadísticos utilizados, como son el *criterio AIC consistente* (CAIC) o el *criterio AIC modificado* (MAIC), cuyas expresiones son:

$$\begin{aligned} \text{CAIC} &= -2 LL(\beta) + B \ln(N+1) \\ \text{MAIC} &= -2 LL(\beta) + 3B \quad [\text{A8}] \end{aligned}$$

El procedimiento para determinar el número de segmentos es el siguiente (Kamakura y Russell, 1989): primero se estima el modelo para el mercado sin segmentar ($S=1$): se vuelve a estimar con dos segmentos ($S=2$), y así sucesivamente. De este modo, como número óptimo de segmentos se toma aquel en que el criterio estadístico sea menor. En caso de que

el criterio estadístico utilizado siga disminuyendo continuamente, se toma como número óptimo de segmentos aquel a partir del cual el valor del estadístico comience a disminuir.

Una vez determinado el número de segmentos, y utilizando las probabilidades estimadas en [A3], se puede calcular la probabilidad de pertenencia de un individuo a cada segmento $P_{is|H_i}$ condicionada a la historia de elección observada – probabilidades a posteriori. Se actualiza la probabilidad de pertenencia de cada individuo a cada segmento (es decir, los tamaños de cada uno de los segmentos) mediante la historia de elección de cada individuo aplicando el teorema de Bayes¹¹, tomándose aquel segmento para el que la probabilidad sea mayor:

$$P_{is|H_i} = \frac{P_{H_i|s} P_s}{\sum_{s' \in S} P_{H_i|s'} P_{s'}} \quad [\text{A9}]$$

Una vez obtenido el número de segmentos y el tamaño de cada uno de ellos, podemos analizar si existen diferencias estadísticas significativas entre los parámetros de cada uno de estos segmentos, o si las posibles diferencias existentes se deben al distinto tamaño de los mismos. Para ello, podemos desarrollar un *test-t para muestras independientes*. Este se define del siguiente modo.

Si tenemos dos muestras independientes, 1 y 2, el estadístico t se define como:

$$t = \frac{|\bar{x}_1 - \bar{x}_2|}{\sqrt{A \times B}} \quad [\text{A10}]$$

$$\text{donde } A = \frac{(n_1 + n_2)}{n_1 n_2}; B = \frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{[n_1 + n_2 - 2]}$$

\bar{x}_1 (media del grupo 1); n_1 (nº casos del grupo 1) y s_1 (desviación estándar del grupo 1)

NOTAS

1. Estos autores distinguen entre *heterogeneidad de las preferencias*, referida a las distintas alternativas que elige cada individuo, y *heterogeneidad de respuesta de mercado*, referida al diferente efecto que sobre cada uno de ellos tienen las diferentes variables de marketing utilizadas por las empresas/alternativas (precio de compra, realización de promociones, etc.).

2. Wedel y Kamakura (2000) distinguen entre *heterogeneidad paramétrica*, referida a las diferentes preferencias que presentan los individuos hacia cada una de las alternativas en función de los atributos que presentan cada una de ellas (diferente precio, actividad promocional, etc.), y *heterogeneidad no paramétrica*, que recoge el tipo de regla de decisión que cada consumidor utiliza a la hora de determinar cuál de las alternativas es más interesante (p. e., modelos compensatorios en los que el individuo selecciona la alternativa que obtiene la máxima puntuación para el conjunto de atributos, frente a modelos no compensatorios en los que el consumidor utiliza otro tipo de reglas de decisión).
3. Período que recoge la experiencia previa del individuo y que se utiliza de modo habitual para calcular este tipo de variables
4. El símbolo \sim colocado encima de un parámetro, significa que el mismo es aleatorio.
5. Así por ejemplo, es de esperar el efecto negativo de la variable precio de compra sobre la probabilidad de elección de una alternativa.
6. Se refiere a ocasiones en las que eligieron alguna de las diez marcas analizadas, no al número de unidades adquirido.
7. Indica el grado de variabilidad del modelo que es explicado por los coeficientes del mismo, teniendo un significado similar al coeficiente de determinación R^2 en el modelo lineal. McFadden (1978) indica que un coeficiente entre 0,2 y 0,4 es indicador de un ajuste satisfactorio del modelo.
8. En un trabajo previo a éste, se analizaron, además, otras distribuciones de probabilidad (normal, lognormal y triangular), al ser éstas las más utilizadas para representar la heterogeneidad a partir del enfoque paramétrico (Hensher y Green, 2001). En todos los casos la distribución uniforme proporcionó resultados estadísticamente más significativos.
9. Véase Anexo (A.3).
10. Véase Anexo (A.3).
11. Si los sucesos A_i son una partición ($A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n = \Omega$ y $A_i \cap A_j = \emptyset \forall i \neq j$) y B un suceso tal que $P(B) \neq 0$, la probabilidad $p(A_i|B)$ de que suceda A_i condicionada a que suceda B es igual (para $i = 1, \dots, n$) a:

$$p(A_i|B) = \frac{p(B|A_i)p(A_i)}{\sum_{j=1}^n p(B|A_j)p(A_j)}$$

BIBLIOGRAFÍA

- AILAWADI, K.; GEDENK, K.; NESLIN, S. (1999): "Heterogeneity and Purchase Event Feedback in Choice Models: An Empirical Analysis with Implications for Model Building", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 16, pp. 177-198.
- ALLENBY, G.; ARORA, N.; GINTER, J. (1998): "On the Heterogeneity of Demand", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXV, (agosto), pp. 384-389.
- ALLENBY, G.; ROSSI, P. (1991): "Quality Perceptions and Asymmetric Switching between Brands", *Marketing Science*, vol. 10, núm. 3, pp. 185-204.
- ALLENBY, G.; ROSSI, P. (1999): "Marketing Models of Consumer Heterogeneity", *Journal of Econometrics*, vol. 89, pp. 57-78.
- ARORA, N.; ALLENBY, G.; GINTER, J. (1998): "A Hierarchical Bayes Model of Primary and Secondary Demand", *Marketing Science*, vol. 17, núm. 1, pp. 29-44.
- BEANE, T.; ENNIS, D. (1987): "Market Segmentation: A Review", *European Journal of Marketing*, vol. 21, núm. 5, pp. 20-42.
- BEN-AKIVA, M.; LERMAN, S. (1985): *Discrete Choice Analysis. Theory and Application to Travel Demand*. Cambridge: MIT.
- CAVERO, S.; CEBOLLADA, J. (1999): "Análisis de la competencia entre tipos de marca. Una aplicación empírica" *Información Comercial Española*, vol. 779, (julio-agosto), pp. 55-70.
- CAVERO, S.; CEBOLLADA, J. (2000): "Buscando segmentos latentes en el mercado. Una aplicación empírica con datos de elección de marca", *Revista Española de Investigación de Marketing*, vol. 6, (marzo), pp. 95-112.
- CHAMBERLAIN, G. (1980): "Analysis of Covariance with Qualitative Data", *Review of Economic Studies*, vol. 47, pp. 225-238.
- CHINTAGUNTA, P. (1992): "Heterogeneity in Nested Logit Models: An Estimation Approach and Empirical Results", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 9, pp. 161-175.
- CHINTAGUNTA, P. (1993): "Investigating Purchase Incidence, Brand Choice and Purchase Quantity Decisions of Households", *Marketing Science*, vol. 12, núm. 2, pp. 184-204.
- CHINTAGUNTA, P. (2001): "Endogeneity and Heterogeneity in a Probit Demanda Model: Estimation Using Aggregate Data", *Marketing Science*, vol. 20, núm. 4, pp. 442-456.
- CHINTAGUNTA, P.; HONORE, B. (1996): "Investigating the Effects of Marketing Variables and Unobserved Heterogeneity in a Multinomial Probit Model", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 13, pp. 1-15.

- CHINTAGUNTA, P.; JAIN, D.; VILCASSIM, N. (1991): "Investigating Heterogeneity in Brand Preferences in Logit Models for Panel Data", *Journal of Marketing Research*, vol. XXVIII, (noviembre), pp. 417-428.
- COLOMBO, R.; LANDWEHR, T. (1990): *A Non-Parametric Approach to incorporating Heterogeneity Into the Logit Model*. (Working Paper).
- COLOMBO, R.; MORRISON, D. (1989): "A Brand Switching Model with Implications for Marketing Strategies", *Marketing Science*, vol. 8, núm. 1, pp. 89-99.
- CORSTJENS, M.; GAUTSCHI, D. (1983): "Formal Choice Models in Marketing", *Marketing Science*, vol. 2, núm. 1, pp. 19-56.
- CURRIM, I. (1981): "Using Segmentation Approaches for Better Prediction and Understanding from Consumer Choice Models", *Journal of Marketing Research*, vol. XVIII, (agosto), pp. 301-309.
- CURRIM, I.; MEYER, R.; LE, N. (1988): "Disaggregate Tree-Structured Modeling of Consumer Choice Data", *Journal of Marketing Research*, vol. XXV, (agosto), pp. 253- 265.
- DEIGHTON, J.; HENDERSON, C.; NESLIN, S. (1994): "The Effects of Advertising on Brand Switching and Repeat Purchasing", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXI, (febrero), pp. 28-43.
- DESARBO, W.; ANSARI, A.; CHINTAGUNTA, P.; HIMMELBERG, C.; JEDIDI, K.; JOHNSON, R.; KAMAKURA, W.; LENK, P.; SRINIVASAN, K.; WEDEL, M. (1997): "Representing Heterogeneity in Consumer Response Models", *Marketing Letters*, vol. 8, núm. 3, pp. 335-348.
- ELROD, T. (1988): "Choice Map: Inferring a Product-Market Map from Panel Data", *Marketing Science*, vol. 7, núm. 1, pp. 21-40.
- ELROD, T.; KEANE, M. (1995): "A Factor-Analytic Probit Model for Representing the Market Structure in Panel Data", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXII, (febrero), pp. 1-16.
- ERDEM, T. (1996): "A Dynamic Analysis of Market Structure Based on Panel Data", *Marketing Science*, vol. 15, núm. 4, pp. 359-378.
- GENSCH, D. (1985): "Empirically Testing a Disaggregate Choice Model for Segments", *Journal of Marketing Research*, vol. XXII, (noviembre), pp. 462-67.
- GÖNÜL, F.; SRINIVASAN, K. (1993): "Modeling Multiple Sources of Heterogeneity in Multinomial Logit Models: Methodological and Managerial Issues", *Marketing Science*, vol. 12, núm. 3, pp. 213-229.
- GONZÁLEZ, O.; SANTOS, L. (2000): "Buscando segmentos latentes en el mercado: aplicación en el contexto de selección de establecimiento minorista", *XII Encuentro de Profesores Universitarios de Marketing*, pp. 185-198. Santiago de Compostela: Universidad de Santiago de Compostela.
- GREENE, W. (1993): *Econometric Analysis*. Londres: Prentice Hall.
- GROVER, R.; SRINIVASAN, V. (1992): "Evaluating the Multiple Effects of Retail Promotions on Brand Loyal and Brand Switching Segments", *Journal of Marketing Research*, vol. XXIX, (febrero), pp. 76-89.
- GUADAGNI, P.; LITTLE, J. (1983): "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data", *Marketing Science*, vol. 2, núm. 3, pp. 203-238.
- GUPTA, S. (1991): "Stochastic Models of inter-Purchase Time with Time Dependent Covariates", *Journal of Marketing Research*, vol. 28, (febrero), pp. 1-15.
- GUPTA, S.; CHINTAGUNTA, P. (1994): "On Using Demographic Variables to Determine Segment Membership in Logit Mixture Models", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXI, (febrero), pp. 128-136.
- GUPTA, S.; CHINTAGUNTA, P.; WITTINK, D. (1997): "Household Heterogeneity and State Dependence in a Model of Purchase Strings: Empirical Results and Managerial Implications", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 14, pp. 341-57.
- HAUSMAN, J.; WISE, D. (1978): "A Conditional Probit Model for Qualitative Choice: Discrete Decisions Recognizing Interdependence and Heterogeneous Preferences", *Econometrica*, vol. 46, núm. 2, pp. 403-426.
- HENSHER, D.; GREENE, W. (2001): *The Mixed Logit Model: The State of Practice and Warning for Unwary*. (Working Paper). The University of Sydney, School of Business.
- HENSHER, D.; GREENE, W. (2002): *A Latent Class Model for Discrete Choice Analysis: Contrasts with Mixed Logit*. (Working Paper). University of Sydney, School of Business.
- HOCH, S.; KIM, B.; MONTGOMERY, A.; ROSSI, P. (1995): "Determinants of Store Level Price Elasticity", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXII, pp. 17-29.
- HSIAO, C. (1986): *Analysis of Panel Data*, Cambridge, U.K.: Cambridge University Press.
- JAIN, D.; VILCASSIM, N. (1991): "Investigating Household Purchase Timing Decisions: A Conditional Hazard Function Approach", *Marketing Science*, vol. 10, (primavera), pp. 1-15.
- JAIN, D.; VILCASSIM, N.; CHINTAGUNTA (1994): "A Random-Coefficients Logit Brand Choice Model Applied to Panel Data", *Journal of Business and Economics Statistics*, vol. 12, (julio), pp. 317-328.
- KALYANAM, K.; PUTLER, D. (1997): "Incorporating Demographic Variables in Brand Choice Models: An Indivisible Alternatives Framework", *Marketing Science*, vol. 16, núm. 2, pp. 166-181.

- KAMAKURA, W.; KIM, B.; LEE, J. (1996): "Modeling Preference and Structural Heterogeneity in Consumer Choice", *Marketing Science*, vol. 15, núm. 2, pp. 152-172.
- KAMAKURA, W.; RUSSELL, G. (1989): "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure", *Journal of Marketing Research*, vol. XXVI, (noviembre), pp. 379-390.
- KANNAN, P.; WRIGHT, G. (1991): "Modeling and Testing Structured Markets: A Nested Logit Approach", *Marketing Science*, vol. 10, núm. 1, pp. 58-82.
- KRISHNAMURTHI, L.; MAZUMDAR, T.; RAJ, S. (1992): "Asymmetric Response to Price in Consumer Brand Choice and Purchase Quantity Decisions", *Journal of Consumer Research*, vol. 19, (diciembre), pp. 387-400.
- KRISHNAMURTHI, L.; RAJ, S. (1988): "A Model of Brand Choice and Purchase Quantity Price Sensitivities", *Marketing Science*, vol. 7, núm. 1, pp. 1-20.
- KRISHNAMURTHI, L.; RAJ, S. (1991): "An Empirical Analysis of the Relationship between Brand Loyalty and Consumer Price Elasticity", *Marketing Science*, vol. 10, núm. 2, pp. 172-183.
- KRISHNAMURTHI, L.; RAJ, S.; SIVAKUMAR, K. (1995): "Unique Inter-Brand Effects of Price on Brand Choice", *Journal of Business Research*, vol. 34, pp. 47-56.
- LOUVIERE, J.; CARSON, R.; AINSLIE, A.; CAMERON, T.; DESHAZO, J.R.; HENSHER, D.; KOHN, R.; MARLEY, T.; Y STREET, D. (2002): "Dissecting the Random Component of Utility", *Marketing Letters*, vol. 13, núm. 3, pp. 177-193.
- MELA, C.; GUPTA, S.; JEDIDI, K. (1998): "Assessing Long-Term Promotional Influences on Market Structure", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 15, pp. 89-107.
- MCFADDEN, D. (1978): "Modelling the Choice of Residential Location", en A. Karlquist, L. Lundqvist, F. Snickars y J. Weibull [ed.]: *Spatial Interaction Theory and Residential Location*, Studies in Regional Science and Urban Economics, 3, pp. 75-96. Amsterdam: North Holland.
- MOORE, W.; GRAY-LEE, J.; LOUVIERE, J. (1998): "A Cross-Validity Comparison of Conjoint Analysis and Choice Models at Different Levels of Aggregation", *Marketing Letters*, vol. 9, núm. 2, pp. 195-207.
- PAPATLA, P.; KRISHNAMURTHI, L. (1996): "Measuring the Dynamic Effects of Promotions on Brand Choice", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXIII, (febrero), pp. 20-35.
- ROY, R.; CHINTAGUNTA, P.; HALDAR, S. (1996): "A Framework for Investigating Habits, 'the Hand of the Past', and Heterogeneity in Dynamic Brand Choice", *Marketing Science*, vol. 15, núm. 3, pp. 280-299.
- RUSSELL, G.; KAMAKURA, W. (1994): "Understanding Brand Competition Using Micro and Macro Scanner Data", *Journal of Marketing Research*, vol. XXXI, (mayo), pp. 289-303.
- SCHMITTLEIN, D.; PETERSON, R. (1994): "Customer Base Analysis: An Industrial Purchase Process Application," *Marketing Science*, vol. 13, (invierno), pp. 41-67.
- WEDEL, M.; Y KAMAKURA, W. (2000): *Market Segmentation. Conceptual and Methodological Foundations*. 2ª ed. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- WIND, Y. (1978): "Issues and Advances in Segmentation Research", *Journal of Marketing Research*, vol. XV, (agosto), pp. 317-37.
- YAMAGUCHI, K. (1986): "Alternative Approaches to Unobserved Heterogeneity in the Analysis of Repeatable Events", en N. Tuma [ed.] *Sociological Methodology 1986*, pp. 213-249. Washington: American Sociological Assoc..
- ZENOR, M.; BRONNENBERG, B.; MCALISTER, L. (1998): "The Impact of Marketing Policy on Promotional Price Elasticities and Baseline Sales", *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 5, núm. 1, pp. 25-32.