

# LA ELECCION DE MARCA EN PRODUCTOS DE COMPRA FRECUENTE

BEGOÑA PERAL PERAL  
F. JAVIER RONDÁN CATALUÑA  
ENRIQUE C. DÍEZ DE CASTRO  
*Universidad de Sevilla*

El objetivo de este trabajo es analizar si las familias son consistentes en su comportamiento de elección de marca, independientemente de la categoría de producto que adquieren. En concreto analizamos si la lealtad a una marca no depende de la categoría, si el hecho de que una familia muestre preferencias intrínsecas similares por varias marcas es común en distintas categorías, si la sensibilidad al precio es independiente del producto que se adquiera y si el peso de la dependencia del estado inicial es similar en distintos productos. Otro objetivo que nos proponemos es analizar el efecto que tienen sobre el comportamiento de compra las variables analizadas, así como poner de manifiesto cómo influyen de forma diferente en distintos segmentos de consumidores. Para alcanzar los objetivos de este trabajo, y dentro del marco de los modelos de elección discreta de utilidad aleatoria, optamos por un modelo de mezcla finita o de clases latentes.

*Palabras clave:* comportamiento del consumidor, datos de panel, modelos de elección discreta.

*Clasificación JEL:* D12, C33, C35.

Los modelos de elección probabilística han sido ampliamente utilizados en marketing, psicología, ingeniería civil, geografía y organización industrial. Los investigadores a menudo tratan al consumidor como un “caja negra optimizante”. Los *inputs* de esa caja negra son los atributos de los productos, características socioeconómicas, información de mercado, experiencia histórica y restricciones de mercado. Los *outputs* son decisiones de compra, niveles de consumo y comportamiento de mercado relacionado [McFadden (1986)].

El comportamiento de elección de marca de los consumidores<sup>1</sup> constituye uno de los campos con gran tradición en la literatura económica y de marketing [Guadagni y Little (1983); Lattin y Bucklin (1989); Bucklin y Gupta (1992); Gupta, Chintagunta, Kaul y Wittink (1996)]. Conocer qué factores influyen en las

---

(1) Empleamos el término consumidor, individuo o familia indistintamente para referirnos a la unidad de consumo que toma la elección de qué marca comprar.

tomas de decisiones de los individuos ha sido el objeto de investigaciones que se basan en modelos de elección discreta, y que revelan que las preferencias intrínsecas de los consumidores por las marcas y las variables explicativas de la demanda influyen sobre el comportamiento de compra de los consumidores. Igualmente, la dependencia del estado inicial [Gupta, Chintagunta y Wittink (1997); Moshkin y Shachar (2002); Seetharaman (2003, 2004)], esto es, el efecto de una elección sobre las decisiones futuras del consumidor, afecta en el comportamiento de compra, sobre todo en el caso de categorías de productos de compra frecuente, en los que las familias pueden actuar por rutina [Howard y Sheth (1969)]. En dicho caso, la marca elegida en un momento anterior puede presentar mayor probabilidad de ser elegida en el futuro que otras marcas.

Dentro de este marco, el interés se ha mostrado en el análisis del comportamiento de elección de una categoría de productos. Sin embargo, recientemente algunas investigaciones analizan el caso de elecciones de varias categorías de productos, bien la incidencia de compra [Manchanda, Ansari y Gupta (1997); Russell y Petersen (2000); Duvvuri, Ansari y Gupta (2007)], bien la elección de marca [Russell y Kamakura (1997); Ainslie y Rossi (1998); Singh, Hansen y Gupta (2005)], bien la incidencia de compra y la elección de marca [Metha (2007)], o la incidencia de compra, la elección de marca y la cantidad comprada [Song y Chintagunta (2007)], así como la separación entre categorías de consumo [Pou, Alegre y Oliver (2006)].

El objetivo de este trabajo es analizar si las familias son consistentes en su comportamiento de elección de marca, independientemente de la categoría de producto que adquieren. En concreto analizamos si la lealtad a una marca no depende de la categoría, si el hecho de que una familia muestre fuerte preferencia por una marca es común en distintas categorías, si la sensibilidad al precio es independiente del producto que se adquiera y si el peso de la dependencia del estado inicial es similar en distintos productos. Otro objetivo que nos proponemos es analizar el efecto que tienen sobre el comportamiento de compra las variables analizadas, así como poner de manifiesto cómo influyen de forma diferente en distintos segmentos de consumidores.

Para dar respuesta a nuestros objetivos, optamos por un modelo de mezcla finita o de clases latentes, en el que se incluyen las preferencias por las marcas, el precio y el efecto de la última marca comprada, así como un conjunto de covariables sociodemográficas. Los datos empleados provienen de un panel de hogares que adquieren las categorías de café y tomate frito.

El estudio que proponemos es útil para los fabricantes que produzcan artículos en distintas categorías a la hora de gestionar sus marcas, así como para la maximización de los beneficios de los detallistas mediante la coordinación de las actividades de marketing entre categorías de productos. Una de las principales contribuciones de este trabajo es incluir la dependencia del estado inicial en el proceso de decisión de compra en dos categorías de productos de compra frecuente, aplicando este análisis en el mercado español, donde escasean este tipo de trabajos.

El resto del artículo se organiza como sigue. En primer lugar, revisamos las investigaciones que estudian la similitud en el comportamiento de elección de los consumidores en distintas categorías de productos de compra frecuente. A continuación describimos el modelo de investigación propuesto, y especificamos los

datos empleados y el procedimiento seguido para su depuración. Posteriormente exponemos los resultados obtenidos y la discusión de los mismos, para finalmente concluir el trabajo con las limitaciones encontradas.

## 1. REVISIÓN TEÓRICA

Los modelos de elección del consumidor se basan en la Teoría de la Elección [Ben-Akiva *et al.* (1999); McFadden (2000)]. La especificación de ésta implica determinar ciertos supuestos relacionados con [1] la definición del individuo que toma la decisión, [2] el conjunto de las alternativas disponibles y sus atributos, así como [3] las reglas de decisión que se emplean para seleccionar las alternativas.

Respecto al conjunto de alternativas disponibles a las que se enfrenta el decisor encontramos alternativas de elección continuas, en las que el individuo se enfrenta a decisiones en las que tiene en cuenta todas las posibles combinaciones de bienes y servicios disponibles, de forma que varios *ítems* pueden ser elegidos, como por ejemplo repartir un presupuesto concreto entre un conjunto de productos, y alternativas de elección discretas, en las que el individuo se enfrenta a un conjunto de alternativas mutuamente excluyentes y debe elegir solo una de ellas. Este último caso da lugar a los modelos de elección discreta. De esta manera, la probabilidad de que un consumidor elija una determinada alternativa es igual a la probabilidad de que la utilidad que le reporte sea igual o superior a la utilidad proporcionada por las demás alternativas.

La mayoría de las investigaciones realizadas sobre modelos de elección discreta centrados en la elección de marca han analizado cómo las familias eligen una alternativa de entre las disponibles dentro de una categoría de producto. Sin embargo, es interesante analizar si éstas presentan comportamientos similares o respuestas parecidas a las variables del modelo para diferentes categorías en su elección de marca.

A pesar de la dificultad del análisis conjunto o simultáneo de datos de varias categorías, algunos trabajos [Seetharaman *et al.* (2005)] investigan si las familias exhiben comportamientos similares, generalmente analizando las correlaciones entre las categorías para distintas variables. Así, con respecto a las preferencias por las marcas, Russell y Kamakura (1997) analizan las correlaciones entre cuatro categorías, encontrando que las familias muestran preferencias similares por las marcas de distribuidores, pero no se observa el mismo comportamiento para las marcas de fabricantes. De la misma forma, Hansen, Singh y Chintagunta (2006), encuentran correlación significativa entre las preferencias de las familias por las marcas de distribuidor en diez categorías, alcanzando valores más altos en las categorías de no alimentación que en categorías alimenticias. Singh, Hansen y Gupta (2005) también obtienen este resultado, así como correlaciones entre las preferencias por marcas de fabricantes y por la característica de producto (como libre de grasa), sobre todo para tres de las cinco categorías analizadas.

El interés por analizar si las familias son sensibles al precio en distintas categorías es otro objetivo de Singh *et al.* (2005), encontrando que existe alta correlación, al igual que Ainslie y Rossi (1998), Kim, Srinivasan y Wilcox (1999), Seetharaman, Ainslie y Chintagunta (1999), Iyengar, Ansari y Gupta (2003) y Metha

(2007), es decir, los consumidores que son sensibles al precio en una categoría también lo son en otras. No obstante, Ainslie (1998) establece una distinción respecto a la sensibilidad al precio: si bien los compradores frecuentes de una categoría son menos sensibles al precio de dicho producto, las familias que presentan, en general, una mayor frecuencia de compra son más sensibles al precio en las cinco categorías analizadas.

El trabajo de Ainslie *et al.* (1998) es uno de los pioneros en analizar si la elección de compra de una familia está influida porque ésta exhiba sensibilidad común a las variables de marketing en las distintas categorías de producto. A pesar de que hay heterogeneidad en la respuesta de las familias a las variables de marketing, se obtienen altas correlaciones entre las cinco categorías en cuanto a la sensibilidad que cada familia tiene al precio y en la respuesta a los folletos, incluso entre categorías de productos con baja capacidad de sustitución o complementariedad.

Seetharaman *et al.* (1999), además de analizar la sensibilidad al precio, a los folletos y a las presentaciones especiales de los productos en los establecimientos, investigan si el comportamiento debido a la dependencia del estado inicial está correlacionada entre categorías. Los resultados indican que en tres de las cinco categorías analizadas la dependencia del estado inicial mostrada por las familias no es significativamente diferente, revelando que las familias actúan por rutina independientemente de la categoría de producto.

Andrews y Currim (2002) y Heilman y Bowman (2002) desarrollan un modelo de mezcla finita o clases latentes para el análisis de comportamientos idénticos entre categorías de productos. Estiman un modelo independiente para cada categoría, así como un modelo conjunto, encontrando que éste refleja un rendimiento ligeramente mejor, al contrario de lo descubierto por Ainslie (1998).

Andrews *et al.* (2002) emplean datos de tres categorías no relacionadas y encuentran que el 32% de las familias de su muestra tienen comportamientos de elección que son idénticos entre categorías, al menos en dos de las categorías analizadas, mientras que las familias restantes muestran comportamientos independientes entre las tres categorías. El segmento que tiene comportamiento idéntico es sensible al precio, no sensible a los folletos y no muy leal a la marca ni al tamaño.

Heilman *et al.* (2002) emplean datos de tres categorías relacionadas y analizan las preferencias por las marcas, la sensibilidad al precio y la dependencia del estado inicial, identificando las clases latentes mediante el análisis conjunto de la elección de las tres categorías. Sus resultados muestran que el análisis individual no facilita la toma de decisiones, así por ejemplo, encuentran que un grupo de consumidores que es altamente sensible al precio en dos categorías no presentan un único descriptor sociodemográfico que permita la identificación de dichas familias.

Las aportaciones que se van a plasmar en este trabajo consisten en dar respuesta a varias preguntas de investigación, que han sido escasamente testadas en nuestro país. En esta investigación nos proponemos analizar si ciertos comportamientos o respuestas, como los relacionados con las preferencias intrínsecas por las marcas, la sensibilidad al precio y el efecto de la dependencia del estado inicial, son propios de las familias y son similares en las dos categorías analizadas. En concreto, las preguntas de investigación a este respecto son las siguientes:

- a) Las familias que son perfectamente leales a una marca concreta, es decir, que compran siempre la misma marca, ¿lo son en las dos categorías?
- b) Las familias que reflejan preferencias intrínsecas similares para varias marcas en una categoría ¿presentan este mismo comportamiento en la otra?
- c) Las familias que son sensibles al precio en sus compras, ¿lo son en las compras de los dos tipos de producto analizados?
- d) Las familias que muestran alta o baja dependencia del estado inicial en sus compras, ¿reflejan ese comportamiento en ambas categorías?

## 2. MODELO DE INVESTIGACIÓN

Para alcanzar los objetivos de este trabajo, y dentro del marco de los modelos de elección discreta de utilidad aleatoria, optamos por un modelo de mezcla finita. Si bien existen otras especificaciones para la inclusión de la heterogeneidad en los modelos de elección, como los modelos de efectos fijos o los modelos de efectos aleatorios paramétricos, los modelos de mezcla finita o modelos de efectos aleatorios semiparamétricos presentan ciertas ventajas.

- 1) Profundizar al máximo en el comportamiento heterogéneo del consumidor, incluso estimando un parámetro para cada individuo, es menos eficiente que considerar segmentos de consumidores con comportamientos diferenciados, así como menos práctico [Wedel y Kamakura (2000)].
- 2) Asimismo, imponer una función paramétrica en los efectos aleatorios puede producir errores en los parámetros estimados del modelo [Heckman y Singer (1984)]. Además, en los modelos de mezcla finita los parámetros son más sencillos de estimar y son modelos que muestran un carácter integrador, ya que al agregar consumidores en segmentos homogéneos que pueden mostrar similitud en sus características demográficas, facilitarían acciones de marketing dirigidas a los mismos.

La aproximación semiparamétrica de efectos aleatorios de Kamakura y Russell (1989) consiste en una mezcla finita de *logits* multinomiales, donde se asume que los consumidores son agrupados en un número finito de segmentos que son relativamente homogéneos en sus preferencias por las marcas y en su respuesta a las variables explicativas de la demanda. Dicha propuesta conduce, simultáneamente, a la clasificación de los consumidores en segmentos del mercado y la estimación de *logits* multinomiales para cada segmento [Fader y Hardie (1996)].

Estos modelos se basan en que los consumidores pueden ser reemplazados por un pequeño número de segmentos [Kamakura y Russell (1989)], cada uno caracterizado por un vector de preferencias medias y un parámetro que recoge la sensibilidad a cada variable de marketing presente en el entorno. Para que estos modelos sean útiles es necesario estimar los parámetros al nivel de segmentos y determinar la probabilidad de pertenencia a los segmentos de cada familia.

En gran parte de la literatura de marketing, los modelos de mezcla finita han recibido el nombre de clases latentes, debido a las primeras aplicaciones de dichos modelos [Wedel y Kamakura (2000)], aunque estadísticamente son diferentes. El modelo de clases latentes es un caso especial de los modelos de mezcla fi-

nita, en los que la variable de respuesta es categórica [McLachlan y Peel (2000); Vermunt (2006)]. Los modelos de clases latentes se aplican, por ejemplo, en situaciones como la elección de marca, de establecimiento, ..., en las que el valor 1 refleja la elección de la alternativa, y el valor 0 indica lo contrario.

Los modelos de clases latentes, asimismo, permiten identificar a los segmentos según sus características sociodemográficas mediante la inclusión en el modelo de elección de variables concomitantes o covariables [Bucklin y Gupta (1992); Gupta y Chintagunta (1994); Bodapati y Gupta (2005)]. Se trata, entonces, de modelos integradores que permiten identificar los segmentos o clases latentes de consumidores en función de sus similitudes en las preferencias por las marcas y la respuesta a las variables explicativas de la demanda, mientras simultáneamente relacionan la pertenencia a los segmentos con los perfiles demográficos mostrados por los individuos. Incluso permite pronosticar a qué clase pertenece un sujeto, tanto del conjunto de consumidores analizados como externo a la muestra empleada, lo que incrementa la utilidad de los resultados obtenidos por el modelo.

A continuación exponemos el modelo de elección de marca de clases latentes con covariables que seguimos en este trabajo. Se parte de unos datos de compra de  $I$  individuos, donde un caso particular se indica como  $i$ . Para cada sujeto hay un conjunto de observaciones de compra  $T_i$ , donde una observación concreta se indica por  $t$ . Las  $T_i$  observaciones hacen referencia a un mismo y único individuo. El sujeto debe elegir, en cada ocasión de compra  $t$ , entre un número determinado de alternativas  $M$ , de forma que  $m$  indica una alternativa de elección concreta. El valor de la variable dependiente elección para el individuo  $i$  y la observación o momento de compra  $t$  se representa por  $y_{it}$ , y puede tomar el valor  $1 \leq m \leq M$

Existen dos tipos de variables explicativas en el modelo: los  $P$  atributos (como el precio de una marca) y las  $R$  características de los individuos o covariables (como la edad) que se expresan de la siguiente forma:

- Atributos:  $z_{itmp}^{at}$ , que indica el valor del atributo  $p$  para el sujeto  $i$ , el momento  $t$  y la alternativa  $m$  (por ejemplo, el individuo  $i$  percibe el precio de la marca  $m$  en el momento  $t$ )
- Covariables:  $z_{ir}^{cov}$ , que indica el valor de la covariable  $r$  para el individuo  $i$  (por ejemplo, la edad del individuo  $i$ ).

En el modelo de elección de clases latentes<sup>2</sup>, la función de la densidad de probabilidad asociada con las respuestas del sujeto  $i$  tiene la forma:

$$P(y_i | z_i) = \sum_{x=1}^K P(x) \prod_{t=1}^T P(y_{it} | x, z_{it}^{at})$$

donde  $P(x)$  es la probabilidad incondicional de pertenecer a la clase  $x$ , que es equivalente al tamaño de la clase latente  $x$ .

El análisis de la información obtenida por el modelo de clases latentes se enriquece con la inclusión de variables concomitantes o covariables [Kamakura *et*

(2) El modelo de regresión empleado es el modelo *logit* condicional de McFadden (1981), que se presenta en el Anexo 1.

al. (1994)], que en nuestra investigación, dado que los decisores son familias, son el número de compras realizadas por el individuo en el periodo analizado, la edad del ama de casa, la clase económica, el número de personas en el hogar y la presencia de niños en la familia. Mientras que los atributos pertenecen al modelo de regresión para las elecciones, las covariables se usan para pronosticar la pertenencia de los individuos a las clases.

Incluir las covariables en el modelo cambia ligeramente la estructura de la probabilidad, de forma que la probabilidad incondicional de pertenecer a la clase  $x$  ( $P(x)$ ) se sustituye por la probabilidad condicional de pertenecer a la clase  $x$  dadas las covariables del sujeto  $i$   $P(x | z_i^{\text{cov}})$ , dando lugar a la función de la densidad de probabilidad siguiente:

$$P(y_i | z_i) = \sum_{x=1}^K P(x | z_i^{\text{cov}}) \prod_{t=1}^T P(y_{it} | x, z_{it}^{\text{at}})$$

de forma que se asume que la pertenencia a la clase  $x$  del individuo  $i$  depende de un conjunto de covariables.

El modelo *logit* multinomial que se plantea entonces, se especifica de forma que la pertenencia a la clase está en función de las covariables:

$$P(x | z_i^{\text{cov}}) = \frac{\exp(V_{x|z_i})}{\sum_{x'=1}^K \exp(V_{x'|z_i})}, \text{ siendo } V_{x|z_i} = \phi_x + \sum_{r=1}^R \delta_{rx} z_{ir}^{\text{cov}}$$

donde  $\phi_x$  es la constante correspondiente a la clase latente  $x$  y  $\delta_{rx}$  es el efecto de la covariable  $r$  para la clase  $x$ <sup>3</sup>.

Una de las peculiaridades de los modelos de clases latentes es que es preciso determinar el número de segmentos que mejor ajusta los datos, mediante el cálculo de la verosimilitud del modelo para un número creciente de ellos hasta que la mejora del ajuste del modelo no sea significativa. En la literatura precedente se han empleado criterios de información como el AIC, el AIC3, el BIC o el CAIC, que predicen mediante la verosimilitud y penalizan en función del número de parámetros del modelo, y que miden el ajuste y la sencillez del modelo. Si bien el BIC y el CAIC penalizan la verosimilitud más duramente que el AIC y el AIC3 [Wedel y Kamakura (2000)] indicando un menor número de segmentos, puede que éste sea elevado. Por ello, en este trabajo empleamos el criterio AWE (peso medio de la evidencia, *Average Weight of Evidence*) [Banfield y Raftery (1993)], que nos permite determinar el número óptimo de segmentos, cumpliendo con los objetivos de ajuste, sencillez y rendimiento de la clasificación.

(3) Para facilitar la identificación se asume que la suma de los parámetros estimados de una determinada covariable para todas las clases es cero,  $\sum_{x=1}^K \delta_{rx} = 0$ . En el caso de que las covariables sean nominales, también se asume que la suma de los parámetros asociados a los distintos valores de la covariable sea cero.

Este criterio utiliza el logaritmo de la verosimilitud de la clasificación, lo que es equivalente a usar el logaritmo de la verosimilitud de los datos completos:

$$\log L^c = \sum_{i=1}^I \sum_{x=1}^K \log \hat{P}(x | z_i^{\text{cov}}) \hat{P}(y_i | x, z_{it}^{\text{at}})$$

de forma que el criterio AWE puede ser expresado como:

$$AWE = -2 \log L^c + 2 \left( \frac{3}{2} + \log N \right) n^{\circ} \text{ parámetros}$$

Para obtener estimadores de los parámetros de regresión específicos de las clases, es preciso contar con múltiples observaciones de elección de los individuos, de forma que se hace necesario emplear datos con esta característica, como los datos provenientes de un panel de consumidores o de detallistas.

### 3. PRESENTACIÓN DE LOS DATOS Y SU DEPURACIÓN

Los datos que se emplean en este trabajo provienen del panel de hogares de la empresa de investigación comercial TN Sofres. La información suministrada recoge el conjunto de observaciones de compra que realizan familias panelistas en un periodo de dos años. Las categorías analizadas son el café molido (categoría A) y el tomate frito (categoría B), y la justificación de su empleo se debe a que ambos productos han sido utilizados en numerosas investigaciones sobre el comportamiento de compra de los consumidores [Peral (2007)].

En el cuadro 1 se presenta el número de familias panelistas, el número de compras realizadas y el número de marcas o alternativas disponibles, para ambas categorías.

Cuadro 1: DATOS SUMINISTRADOS

	Categoría A	Categoría B
Familias panelistas	1.423 familias	1.296 familias
Número de compras en el periodo	24.881 compras	20.672 compras
Número de marcas en el mercado	88 marcas	54 marcas

Fuente: Elaboración propia.

Los datos del panel recogen la información sobre las compras de cada panelista (marca, momento y precio de cada marca) y las características sociodemográficas de las familias panelistas: número de compras, edad del ama de casa, clase socioeconómica, número de personas en el hogar y presencia de niños. La primera de estas variables es cuantitativa, las siguientes son ordinales (cuatro valores) y la última es ficticia (tres valores). Además, para incluir la dependencia del estado ini-



cial en el modelo, optamos por la inclusión de la última marca comprada [Bucklin y Gupta (1992); Allenby y Lenk (1994,1995); Bronnenberg y Vanhonacker (1996); Roy, Chintagunta y Haldar (1996); Gupta, Chintagunta y Wittink (1997); Chintagunta (1998); Seetharaman (1998); Chiang, Chib y Narasimhan (1999); Seetharaman, Ainslie y Chintagunta (1999); Böckenholt y Dillon (2000); Heilman y Bowman (2002); Gázquez y Sánchez (2006a, 2006b)], por lo que se generó una variable para identificar qué marca fue comprada en la ocasión anterior.

El procedimiento seguido para depurar los datos consistió en:

- En un primer momento, partiendo de las compras totales recogidas en el panel, hallamos la cuota de mercado de las marcas, de forma que elegimos aquellas con mayor participación. Se determinaron, para cada categoría, las marcas que presentaban una cuota de mercado conjunta superior al 75%, como generalmente proponen Gonul y Srinivasan (1993), Rossi y Allenby (1993), Gupta y Chintagunta (1994), Kim *et al.* (1995), Gupta *et al.* (1996), Kamakura *et al.* (1996), Rossi *et al.* (1996), Mela *et al.* (1997), Bucklin *et al.* (1998), Ainslie y Rossi (1998), Allenby *et al.* (1998), Ailawadi *et al.* (1999), Chintagunta (1999), Jedidi *et al.* (1999), Seetharaman *et al.* (1999), Bell y Lattin (2000), Seetharaman (2004) o Klapper *et al.* (2005), entre otros. Asimismo, se seleccionó el tamaño y forma de la categoría de producto más comprado, y se condujo el análisis a nivel de marca, como recomiendan Andrews y Currim (2005), cuando existan demasiadas referencias o éstas varíen en múltiples características. El número de marcas seleccionadas es ocho para la categoría de café y seis para la categoría de tomate frito. En el caso del café, las ocho marcas que fueron seleccionadas suponían una cuota conjunta del 75,8%. El resto de las marcas suministradas por el panel de hogares, es decir, 80 marcas, se repartían el 24,2% restante. De ellas, la cuota conjunta de las diez marcas siguientes no alcanzaba ni el 10%. Respecto a la categoría del tomate, las seis marcas que fueron seleccionadas suponían una cuota conjunta del 82,4%. Las 48 marcas restantes se repartían el 17,6% restante del mercado. De ellas, las cuotas de las diez siguientes sumaban tan solo un 5,6%.
- A continuación, optamos por la selección de familia, como Chintagunta (1992), Allenby y Lenk (1994), Chintagunta (1994), Gupta *et al.*, (1996), Papatla (1996), Chintagunta y Prasad (1998), Ailawadi *et al.* (1999) o Seetharaman (2003), es decir, identificamos a aquellos panelistas que sólo realizan compras entre las marcas anteriormente seleccionadas.
- A estos panelistas se les determinó el número de compras que realizan, para eliminar aquellas familias que compran una o dos veces en el periodo. La utilidad de escoger sólo a familias con un cierto conjunto de compras es que los comportamientos de compra pueden ser más homogéneos que los presentados por el total de la población [Gupta (1991)]. Además los panelistas eliminados explican un bajo porcentaje del volumen de ventas, de forma que se puede admitir que las familias seleccionadas constituyen el público objetivo y que además pueden tener un mayor conocimiento sobre las características de las marcas y los precios regulares [Kim y Rossi (1994); Allenby y Lenk (1995)].

- Las observaciones de compra de las familias que compran tres o más veces se utilizan para establecer la marca que adquieren en la ocasión de compra inmediatamente anterior. Dado que no contamos con un historial de compra que permita conocer la marca adquirida en el momento inicial, se prescinde de la primera observación de compra de todos esos panelistas, asumiendo que las condiciones iniciales son fijas [Degeratu (1999)]. Esto conduce a utilizar la información sobre las familias que compran cuatro o más veces en el periodo, en cada categoría.

Los resultados de este proceso se muestran en el cuadro 2; procedemos a analizar el comportamiento de elección de marca de 704 familias en la categoría A y de 875 familias en la categoría B.

Cuadro 2: DATOS ANALIZADOS

	Categoría A	Categoría B
Familias panelistas	704 familias	875 familias
Número de compras en el periodo	11.828 compras	15.513 compras
Número de marcas en el mercado	8 marcas	6 marcas

Fuente: Elaboracion propia.

Finalmente, el programa utilizado para aplicar el modelo es el *Latent Gold Choice 4.0*<sup>4</sup>, que permite expresamente el análisis de modelos de clases latentes o modelos de mezcla finita, captando la heterogeneidad en la población objeto de estudio, mediante la determinación de los segmentos de clases latentes en los que puede ser dividida ésta en función del comportamiento de elección.

La estimación de los parámetros del modelo se realiza por máxima verosimilitud (ML) y por métodos de la moda posterior (PM) [Vermunt y Madigson (2005)] y los algoritmos usados son EM (*Expectation-Maximization*) y Newton-Raphson.

#### 4. RESULTADOS OBTENIDOS

Comentamos los resultados de la aplicación del modelo de clases latentes. En primer lugar, se establece la diferencia entre familias perfectamente leales y familias cambiantes. Las primeras son aquellas que durante el periodo analizado siempre compran la misma marca, mientras que las segundas han elegido dos o más marcas en el periodo. Esta separación entre familias perfectamente leales y cambiantes se debe a que las preferencias de marca son claramente diferentes entre estos dos grupos de familias y por tanto considerarlas conjuntamente podría llevar a sesgos en cuanto a la consideración de esta variable [Kamakura y Russell

(4) <http://www.statisticalinnovations.com/products/choice.html>

(1989)]. Así, para la categoría del café 282 familias son perfectamente leales, mientras que para la categoría del tomate frito ascienden a 216 hogares.

En segundo lugar, aplicamos el modelo de clases latentes a las familias restantes, para cada categoría, que son las que cambian de marca en el periodo analizado, y tras la determinación del criterio de información AWE, el número de clases latentes que optimiza dicho criterio para la primera categoría es seis y para la segunda es cinco. Los resultados de los estadísticos del modelo se muestran en el cuadro 3, indicando la bondad del ajuste así como el éxito de la clasificación de los panelistas en clases latentes y su capacidad para predecir las elecciones de las familias.

Cuadro 3: ESTADÍSTICOS DEL MODELO PARA AMBAS CATEGORÍAS

	Categoría café	Categoría tomate
Nº de clases latentes (según AWE)	6	5
LL	-5677,542	-11792,83
AWE	13381,866	25295,558
R <sup>2</sup>	61,44%	47,73%
Nº de parámetros <sup>5</sup>	119	87
Ratio de éxito de la clasificación	90%	90,5%
Ratio de éxito en la predicción de las elecciones	80,31%	70,37%

Fuente: Elaboracion propia.

En tercer lugar y para ambas categorías de producto, se comprueba que los atributos incluidos en el modelo, esto es, las preferencias intrínsecas por las marcas, el precio y la dependencia del estado inicial mediante la consideración de la última marca comprada, son significativos (estadístico de Wald), es decir, tienen efectos en la variable dependiente elección. Además, los parámetros estimados son diferentes para cada clase, de forma que los atributos producen diferencias estadísticamente significativas entre segmentos según el estadístico de Wald. Los parámetros estimados de cada atributo nos permiten descubrir cómo es el comportamiento de elección de las familias incluidas en cada clase latente. Como resumen de los parámetros estimados por el modelo, presentamos la importancia relativa de cada atributo en la elección que indica cuál es el que tiene mayor efecto en

(5) El número de parámetros que estima el modelo está en función del número de alternativas disponibles (M), del número de clases latentes (K), del número de los atributos del modelo (P), del número de los valores de las covariables y de los términos independientes, de la siguiente forma:

$$N^{\circ} \text{ parámetros} = (M - 1)K + PK + (K - 1) \sum_{R=1}^4 (n^{\circ} \text{ valores de } R - 1) + 2(K - 1)$$

la elección de marca (cuadro 4 y cuadro 6). Si bien el precio se configura como la variable más importante para las clases latentes en la categoría de tomate frito, en la categoría de café, vemos cómo tres de los seis segmentos están más influidos en sus elecciones por los otros dos atributos.

Cuadro 4: IMPORTANCIA RELATIVA DE LOS ATRIBUTOS EN LA ELECCIÓN.  
CATEGORÍA CAFÉ

Clases	1	2	3	4	5	6
Marca	0,244	<b>0,562</b>	0,234	0,313	<b>0,560</b>	0,376
Precio	<b>0,705</b>	0,382	<b>0,736</b>	0,278	0,390	<b>0,591</b>
Ultima marca	0,052	0,056	0,030	<b>0,510</b>	0,050	0,033

En negrita aparecen las importancias relativas superiores a 0,5 por segmentos.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis de las características sociodemográficas de las clases latentes encontradas en la categoría del café (cuadro 5) indica que las más sensibles al precio son las familias más numerosas (clases 3 y 6) o las que menos frecuencia de compra tienen (clase 1) en el periodo considerado. Las familias menos sensibles al precio son las que dan mayor importancia a la marca a la hora de tomar una decisión de compra, y son las familias con menor número de personas en el hogar (clase 2) o las que compran más a menudo (clase 5). Y finalmente las familias que reflejan mayor rutina en sus elecciones son grandes compradoras del producto y pertenecen a la clase socioeconómica más alta (clase 4).

Respecto a la categoría del tomate, todas las clases latentes dan mayor importancia al precio en su elección de marca. Analizando las características sociodemográficas de las clases (cuadro 7), vemos cómo las familias más sensibles al precio son las más numerosas (clase 3). En cuanto a la clase latente 2, que revela una importancia relativa por la marca considerable (40,7%), agrupa a las familias que menos compran la categoría de producto.

También sería interesante conocer las elasticidades propias de las marcas en relación al precio, dentro de cada categoría, y para cada clase latente. Se calculan siguiendo a Kamakura y Russell (1989): el cambio porcentual en la cuota de elección de las marcas debido a un incremento del 1% en el precio de cada marca. Para la categoría de café están recogidas en el cuadro 8.

Respecto a la categoría del café, los segmentos que presentan una mayor elasticidad en valor absoluto son el 3, 1 y 6, que son precisamente los que dan mayor importancia relativa al precio (valores de 0,736; 0,705; 0,591 en el cuadro 4). Mientras que la clase latente 4, que es la que da mayor importancia al efecto de la última marca comprada (0,510 en el cuadro 4) y menor al atributo precio (0,278), es la que presenta menores valores de la elasticidad propia en valor absoluto para todas las marcas.

**Cuadro 5: PERFILES DE LAS COVARIABLES PARA LAS CLASES LATENTES  
EN LA CATEGORÍA CAFÉ**

Clases	1	2	3	4	5	6
<b>Nº compras</b>						
4-5	0,230	0,116	0,184	0,106	0,217	0,118
6-11	<b>0,267</b>	0,248	0,187	0,253	0,198	<b>0,357</b>
12-16	0,172	0,171	<b>0,237</b>	0,157	0,189	0,126
17-27	0,193	<b>0,256</b>	0,228	0,223	0,141	0,179
28-103	0,138	0,210	0,164	<b>0,261</b>	<b>0,255</b>	0,221
Media	15,721	20,672	17,569	24,643	19,725	18,684
<b>Edad ama de casa</b>						
Menos de 35	0,328	0,260	0,223	0,166	0,347	0,230
35-49 años	<b>0,426</b>	<b>0,402</b>	<b>0,530</b>	<b>0,554</b>	<b>0,424</b>	<b>0,562</b>
50-64 años	0,149	0,209	0,201	0,212	0,160	0,144
Más de 65	0,097	0,129	0,046	0,068	0,070	0,064
<b>Clase</b>						
Baja	0,188	0,229	0,197	0,229	0,229	0,130
Media baja	0,274	<b>0,324</b>	0,160	0,206	0,259	0,190
Media	<b>0,323</b>	0,262	<b>0,461</b>	<b>0,466</b>	<b>0,311</b>	<b>0,394</b>
Media alta y alta	0,215	0,185	0,183	0,100	0,200	0,286
<b>Nº personas</b>						
1 y 2	0,162	<b>0,282</b>	0,094	0,169	0,208	0,152
3 personas	0,246	0,233	0,115	0,178	<b>0,363</b>	0,013
4 personas	<b>0,352</b>	0,281	<b>0,434</b>	<b>0,406</b>	0,305	0,241
5 y más	0,240	0,205	0,358	0,248	0,125	<b>0,594</b>
<b>Niños</b>						
No niños	<b>0,377</b>	<b>0,434</b>	0,340	<b>0,590</b>	<b>0,436</b>	<b>0,406</b>
Niños hasta 6 años	0,261	0,258	0,238	0,265	0,294	0,291
Niños entre 6-15	0,362	0,308	<b>0,423</b>	0,145	0,270	0,304

En negrita aparecen las probabilidades mayores de cada valor de la covariable para cada clase latente.

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la categoría de tomate, las elasticidades propias de las marcas en relación al precio dentro de cada clase latente se presentan en el cuadro 9. Como ya se comentó, el precio para la compra de la categoría de tomate frito era la variable más influyente para la mayoría de las clases latentes. De ellas, las clases latentes 3 y 1 son las que presentan los mayores valores de las elasticidades propias (en valor absoluto), y las que presentan un mayor valor de la importancia relativa del precio (cuadro 6).

**Cuadro 6: IMPORTANCIA RELATIVA DE LOS ATRIBUTOS EN LA ELECCIÓN.  
CATEGORÍA TOMATE FRITO**

Clases	1	2	3	4	5
Marca	0,117	0,407	0,050	0,193	0,182
Precio	<b>0,867</b>	0,445	<b>0,899</b>	<b>0,717</b>	<b>0,787</b>
Ultima marca	0,017	0,148	0,051	0,090	0,031

En negrita aparecen las importancias relativas superiores a 0,5 por segmentos.

Fuente: Elaboracion propia.

**Cuadro 7: PERFILES DE LAS COVARIABLES PARA LAS CLASES LATENTES  
EN LA CATEGORÍA TOMATE FRITO**

Clases	1	2	3	4	5
<b>Nº compras</b>					
4-6	0,219	0,224	0,202	0,109	0,082
7-10	<b>0,253</b>	<b>0,241</b>	0,189	0,171	0,150
8-17	0,200	0,211	0,151	0,227	0,218
18-30	0,154	0,183	0,221	0,226	0,199
31-105	0,176	0,141	<b>0,237</b>	<b>0,267</b>	<b>0,351</b>
Media	17,216	16,400	20,175	26,410	27,732
<b>Edad ama de casa</b>					
Menos de 35	0,254	0,311	0,324	<b>0,403</b>	0,368
35-49 años	<b>0,400</b>	<b>0,394</b>	<b>0,502</b>	0,372	<b>0,519</b>
50-64 años	0,224	0,156	0,132	0,158	0,059
Más de 65	0,122	0,139	0,042	0,067	0,054
<b>Clase</b>					
Baja	<b>0,326</b>	0,246	0,140	0,241	0,245
Media baja	0,300	0,231	0,183	0,358	0,218
Media	0,282	<b>0,324</b>	<b>0,448</b>	<b>0,363</b>	<b>0,332</b>
Media alta y alta	0,092	0,198	0,229	0,038	0,206
<b>Nº personas</b>					
1 y 2	0,187	0,219	0,141	0,199	0,118
3 personas	0,158	0,272	0,206	<b>0,362</b>	0,203
4 personas	<b>0,375</b>	<b>0,330</b>	0,313	0,207	0,325
5 y más	0,279	0,180	<b>0,340</b>	0,233	<b>0,354</b>
<b>Niños</b>					
No niños	<b>0,479</b>	<b>0,416</b>	0,310	<b>0,399</b>	0,320
Niños hasta 6 años	0,258	0,303	<b>0,357</b>	0,262	<b>0,383</b>
Niños entre 6-15 años	0,263	0,281	0,332	0,339	0,297

En negrita aparecen las importancias relativas superiores a 0,5 por segmentos.

Fuente: Elaboracion propia.

Cuadro 8: ELASTICIDADES PROPIAS DE LAS MARCAS EN RELACIÓN AL PRECIO PARA LA CATEGORÍA DE CAFÉ

Elasticidades propias	Clases latentes					
	1	2	3	4	5	6
Marca 1	-8,962	-3,574	-24,646	-0,897	3,923	-6,396
Marca 2	-7,718	-4,238	-31,045	-1,052	4,169	-7,785
Marca 3	-9,623	-4,870	-37,602	-1,156	5,095	-9,668
Marca 4	<b>-6,466</b>	<b>-0,869</b>	-17,992	-0,681	2,836	-4,433
Marca 5	-9,597	-3,753	-21,602	-0,777	3,983	-6,691
Marca 6	-7,007	-2,994	<b>-16,285</b>	<b>-0,648</b>	3,081	<b>-2,232</b>
Marca 7	-11,359	-4,292	-31,708	-1,084	<b>1,256</b>	-7,896
Marca 8	-11,455	-4,604	-33,405	-1,041	4,620	-7,579

En negrita aparecen las elasticidades propias menores en valor absoluto.

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 9: ELASTICIDADES PROPIAS DE LAS MARCAS EN RELACIÓN AL PRECIO PARA LA CATEGORÍA DE TOMATE

Elasticidades propias	Clases latentes				
	1	2	3	4	5
Marca 1	-11,852	0,683	-5,100	-3,000	<b>-0,770</b>
Marca 2	<b>-9,883</b>	<b>0,425</b>	-4,354	-3,308	-4,298
Marca 3	-14,517	0,742	-6,173	-4,566	-5,362
Marca 4	-13,247	0,889	-6,462	<b>-2,043</b>	-5,521
Marca 5	-10,309	0,614	<b>-2,394</b>	-2,736	-3,49
Marca 6	-18,209	0,947	-5,592	-4,846	-5,572

En negrita aparecen las elasticidades propias menores en valor absoluto.

Fuente: Elaboración propia.

Una vez presentados algunos de los resultados del modelo de elección mediante clases latentes, pasamos a estudiar las cuestiones de investigación propuestas en este trabajo, que analizan si la elección de compra de una familia refleja comportamientos o efectos similares de los atributos, independientemente de qué categoría de producto adquiere. Partimos de la información que se presenta en el cuadro 10. Contamos con datos de compra de 1.061 familias que adquieren la categoría A, la B o ambas categorías en el periodo considerado. Algunos panelistas han sido identificados como perfectamente leales mientras los restantes, y tras la

aplicación del modelo de clases latentes, han sido clasificados en segmentos según su probabilidad posterior de pertenencia. La definición de cada segmento, dentro de cada categoría, está en función de los valores estimados de los parámetros tras la aplicación del modelo de clases latentes.

Cuadro 10: CLASIFICACIÓN DE LOS PANELISTAS EN CADA CATEGORÍA

		Categoría A			
		No compran	Cambiantes	Perfectamente leales	Total
Categoría B	No compran	0	104	82	186
	Cambiantes	248	275	136	659
	Perfectamente leales	109	43	64	216
Total		357	422	282	1.061

Fuente: Elaboracion propia.

Para responder a las cuestiones planteadas, caracterizamos a cada familia según el comportamiento mostrado respecto a las variables analizadas, en cada una de las categorías de producto, y solicitamos una prueba chi-cuadrado de Pearson. Una significación igual o inferior a 0,05 indica que hay relación entre exhibir el comportamiento objeto de estudio en una categoría y en la otra.

En primer lugar, nos preguntamos si el comportamiento de lealtad perfecta mostrado por algunos panelistas es común en ambas categorías. Si la respuesta es afirmativa, podemos suponer que ser perfectamente leal es una característica propia de la familia, independientemente del producto que se compre.

Para estudiarlo, analizamos a 518 panelistas que compran las dos categorías en el periodo (cuadro 11). De esos panelistas que compran las dos categorías en el periodo, el 12,4% son perfectamente leales a una marca de cada producto.

La lealtad a una marca de una categoría está relacionada con el mismo comportamiento en la otra categoría. Así, en primer lugar, se ve cómo hay más leales en las dos categorías ya que sus valores son mayores que la frecuencia esperada. Por otro lado, de las 200 familias perfectamente leales a una marca en la categoría A, el 32% lo son también a una marca en la categoría B, lo mismo sucede al examinar las familias perfectamente leales a B (cerca del 60% también lo son en la categoría A). Dichos porcentajes son mayores que los mostrados por familias no leales en una categoría y leales en otra (13,5% y 33% en cada caso). Igual ocurre con los panelistas no leales, el 86% de los no leales en la categoría A son no leales en la categoría B, y el 67% viceversa; estos porcentajes son muy superiores a que las familias no leales a una categoría sean leales en la otra (13,5 y 33%). Para comprobar estadísticamente si existe relación entre el comportamiento de lealtad perfecta en ambos productos, solicitamos la prueba chi cuadrado, cuya significación es 0,000, lo que indica



Cuadro 11: TABLA DE CONTINGENCIA DE LOS PANELISTAS  
PERFECTAMENTE LEALES EN CADA CATEGORÍA

		Categoría A			
		No leales	Perfectamente leales	Total	
Categoría B	No leales	Recuento	275	136	411
		Frec. esperada	252,3	158,7	411
		% del total	53,1%	26,3%	79,3%
	Perfectamente leales	Recuento	43	64	107
		Frec. esperada	65,7	41,3	107
		% del total	8,3%	12,4%	20,7%
Total		Recuento	318	200	518
		% del total	61,4%	38,6%	100%

Fuente: Elaboración propia.

que hay relación estadísticamente significativa entre ser (o no) perfectamente leal a una marca en una categoría y serlo (o no) en la otra categoría analizada<sup>6</sup>.

En segundo lugar, analizamos si existe similitud en las preferencias intrínsecas de las familias por las marcas en ambas categorías<sup>7</sup>, de forma estadísticamente significativa. En cada categoría se revela la existencia de dos segmentos que engloban familias con probabilidades de elección similares para varias marcas, *ceteris paribus*<sup>8</sup>. En la categoría A, la clase latente 4 presenta probabilidades de elección similares (entre 11,9 y 19,9%) para cinco marcas, mientras que la clase latente 6 revela probabilidades de elección del 26,9 y del 29,3% para dos marcas. Con respecto a la categoría B, dos clases latentes presentan semejantes probabilidades de elección para tres marcas (oscilan entre 19,5-22,5% y 23,4-29,8%, respectivamente). El cuadro 12 recoge la tabla de contingencia en este caso.

Los porcentajes de múltiples preferencias en una categoría son mayores si este comportamiento se refleja en la otra categoría (28,8% en la categoría A y el

(6) Las características sociodemográficas de los consumidores totalmente leales se presenta en el Anexo II. Aparentemente no existen grandes diferencias entre las características de las familias leales entre las dos categorías. No obstante, nos proponemos en un futuro trabajo analizar si existen diferencias significativas estadísticamente entre las características que tienen las familias leales y las cambiantes.

(7) Prescindimos de los panelistas perfectamente leales y de los que no realizan compras en las dos categorías.

(8) Es decir, cuando el resto de las variables del modelo se mantienen constantes. Dichas probabilidades de elección por las marcas son estimadas por el programa *Latent Gold Choice* para el conjunto de alternativas disponibles, ocho en el caso del café y seis en el caso del tomate. La suma de las probabilidades de las marcas, en cada clase latente, es uno.

**Cuadro 12: TABLA DE CONTINGENCIA DE LOS PANELISTAS QUE MUESTRAN PROBABILIDADES DE ELECCIÓN SIMILARES PARA VARIAS MARCAS EN AMBAS CATEGORÍAS**

		Categoría A			
			No probabilidades similares	Probabilidades similares	Total
Categoría B	No probabilidades similares	Recuento	139	74	213
		Frec. esperada	132,4	80,6	213
		% del total	50,5%	26,9%	77,5%
	Probabilidades similares	Recuento	32	30	62
		Frec. esperada	38,6	23,4	62
		% del total	11,6%	10,9%	22,5%
Total		Recuento	171	104	275
		% del total	62,2%	37,8%	100%

Fuente: Elaboración propia.

48,3% en la B) que si no se presenta (18,7 y 34,7%, respectivamente). Igualmente los porcentajes de no preferir múltiples marcas en las dos categorías son mayores (81 y 65%) que si en una categoría se tienen y en la otra no (71 y 51%). La prueba de chi-cuadrado en este caso (valor = 3,082, sig. = 0,050) nos indica que existe relación estadísticamente significativa entre mostrar probabilidades similares de elección en ambas categorías.

En tercer lugar, nos preguntamos si las familias que son sensibles al precio lo son en las dos categorías de producto analizadas<sup>9</sup>. El cruce para ambas categorías se muestra en el cuadro 13.

De 518 panelistas que adquieren las dos categorías, el 30,7% son insensibles al precio en ambas categorías. La sensibilidad al precio en una categoría está relacionada con el mismo comportamiento en la otra categoría ya que sus porcentajes son mayores (57 y 56%) que si se es sensible en una categoría y no sensible en la otra (43 y 43,6%). Igualmente, la insensibilidad es consistente en las familias, ya que los porcentajes de insensibilidad al precio en una categoría son mayores si se es insensible en la otra categoría (59,1% en la categoría A y el 59,8% en la B) que si se es sensible al precio (43% y 43,7%, respectivamente). Así, la prueba chi-cuadrado (valor = 13,477, sig. = 0,000) indica que existe relación estadísticamente significativa en la (in)sensibilidad al precio en ambas categorías.

(9) Los panelistas perfectamente leales son considerados como familias insensibles al precio, ya que siempre adquieren la misma marca, independientemente de su precio.

**Cuadro 13: TABLA DE CONTINGENCIA DE LOS PANELISTAS  
INSENSIBLES AL PRECIO EN CADA CATEGORÍA**

		Categoría A			
			Sensible al precio	Insensible al precio	Total
Categoría B	Sensible al precio	Recuento	142	110	252
		Frec. esperada	121,1	130,9	252
		% del total	27,4%	21,2%	48,6%
	Insensible al precio	Recuento	107	159	266
		Frec. esperada	127,9	138,1	266
		% del total	20,7%	30,7%	51,4%
Total	Recuento	249	269	518	
	% del total	48,1%	51,9%	100,0%	

Fuente: Elaboracion propia.

**Cuadro 14: TABLA DE CONTINGENCIA DE LOS PANELISTAS  
CON ALTA DEPENDENCIA DEL ESTADO INICIAL EN CADA CATEGORÍA**

		Categoría A			
			No alta dependencia	Alta dependencia del estado inicial	Total
Categoría B	No alta dependencia	Recuento	128	43	171
		Frec. esperada	125	46	171
		% del total	46,5%	15,6%	62,2%
	Alta dependencia est. inicial	Recuento	73	31	104
		Frec. esperada	76	28	104
		% del total	26,5%	11,3%	37,8%
Total	Recuento	201	74	275	
	% del total	73,1%	26,9%	100%	

Fuente: Elaboracion propia.

Finalmente, en cuarto lugar, nos preguntamos si las familias que muestran alta dependencia del estado inicial en sus compras, se comportan igual en ambas categorías. Este análisis se realiza en función de los parámetros estimados para el efecto de la última marca comprada sobre la elección actual. Las frecuencias esperadas son muy similares al recuento mostrado en el cuadro 14. Asimismo, el estadístico chi-cuadrado nos indica que no es significativa la relación entre el efecto de la dependencia del estado inicial en las dos categorías.

## 5. IMPLICACIONES PARA LA GESTIÓN

El objetivo de este trabajo es analizar si las familias muestran similitudes en el comportamiento de elección de marca en dos categorías de compra frecuente.

En primer lugar, analizamos si las familias que son leales a una marca dentro de una categoría, lo son en el otro producto analizado. Los resultados indican que de forma estadísticamente significativa, al menos en las categorías estudiadas, la lealtad es un rasgo de las familias e influye en la elección independientemente del producto comprado. Los hogares que son definidos como perfectamente leales, es decir, que siempre adquieren la misma marca en el periodo analizado, no precisan esfuerzos de marketing como descuentos u otras promociones para influir en su elección, aunque pueden ser empleados para afectar a sus decisiones de la cantidad a adquirir o adelantar el momento de compra. A nivel detallista, contar con consumidores leales a las marcas puede ayudar a incrementar su rentabilidad, mediante las decisiones sobre el surtido que debe presentar en sus lineales. Incluso, con respecto a las marcas de distribuidor, se podría conseguir que la fidelidad a estas marcas en ciertas categorías fuera contagiada a otras, ya existentes o nuevas [Hansen *et al.* (2006)]. A nivel de fabricante, y dado que existen grandes empresas que producen distintas categorías (como Pascual, Kraft Foods España o Nutrexp), contar con consumidores perfectamente leales a sus marcas permite incrementar su poder de negociación en el canal y su posición competitiva.

En segundo lugar, analizamos si las familias que reflejan preferencias intrínsecas similares para varias marcas en una categoría, presentan este mismo comportamiento en la otra. En este sentido, Andrews, Ainslie y Currim (2008) exponen que un consumidor podría repetir la compra de una marca debido al efecto de la dependencia del estado inicial, debido a una alta preferencia intrínseca por cierta marca o bien porque el consumidor emplea reglas de decisión que reducen el tamaño del conjunto considerado, de forma que resulta en altas probabilidades de elección de unas marcas y cero probabilidad para otras. De esta forma, si el consumidor tiene preferencias similares por varias marcas en una categoría de producto, su elección de marca en una ocasión de compra podría ser alguna de dichas alternativas. La misión de los fabricantes en este caso sería influir en la percepción de que su marca es diferente de las demás, mediante variables de marketing como promociones o publicidad, o incrementando la calidad percibida de su producto. En cuanto a los detallistas, su misión sería similar analizando qué marca es la que le resulta más interesante provocar que sea comprada (por acuerdos con los fabricantes o porque les deje un mayor margen, por ejemplo).

En este trabajo encontramos no sólo que las familias presentan preferencias intrínsecas similares por varias marcas dentro de una categoría, sino que también re-

flejan esta conducta en la otra analizada, de forma estadísticamente significativa, aunque son categorías de producto bastante distintas. Singh *et al.* (2005) encuentran altas correlaciones en las preferencias por las marcas y por ciertas características de los productos tanto en el caso de productos similares como en el caso de categorías muy diferentes. Estos resultados serían interesantes en su aplicación en la comercialización de marcas de distribuidor, así como en el diseño de las características de los productos, ya que habría que analizar si las preferencias intrínsecas similares por varias marcas se deben a que comparten formatos parecidos (por ejemplo, tamaño o tipo de envase), composiciones similares (por ejemplo, bajo en calorías o sabores) o su textura o fórmula (gel, líquido, pastillas), como estudian Fader y Hardie (1996).

En tercer lugar, analizamos si la sensibilidad al precio de las familias en la elección de marca es un rasgo propio de las familias. Los resultados indican que las familias que son sensibles al precio en una categoría también manifiestan dicho comportamiento en el otro producto estudiado. Este descubrimiento tiene relevancia a la hora de tomar decisiones sobre precios y promociones tanto para detallistas como para fabricantes. Así, los distribuidores podrían realizar descuentos especiales para ciertos conjuntos de consumidores, sabiendo que responderían a ellos. El empleo de promociones publicitadas mediante folletos consigue atraer a consumidores que compren tanto las marcas promocionadas como otros productos, que son los que dejan un mayor margen al establecimiento. En cuanto a los fabricantes, la preocupación por la calidad o la innovación en sus marcas podría pasar a un segundo plano cuando dirijan sus productos a segmentos sensibles al precio. Incluso, respecto a categorías complementarias que se presentan con la misma marca [Duvvuri *et al.* (2007)] el fabricante debería analizar la utilización de promociones de precio conjuntas, para aumentar las ventas de categorías relacionadas, por su compra o consumo conjunto (como detergente y suavizante de ropa, por ejemplo).

Finalmente, y en relación con la dependencia del estado inicial, su inclusión en los modelos de elección de marca en la literatura ha descubierto que ésta es positiva en productos de compra frecuente, es decir, existe una inercia en adquirir en futuras ocasiones de compra la marca elegida en un momento anterior, dentro de una categoría de producto. Este descubrimiento es consistente con lo propuesto por Howard y Sheth (1969): las familias exhiben inercia en sus elecciones de marca en el tiempo.

El interés por analizar si la dependencia del estado inicial es similar en el comportamiento de elección de distintas categorías, radica en que si es cierto implicaría que la dependencia del estado inicial es un rasgo de las familias, y no depende de las categorías que adquiera. Por tanto, si la dependencia del estado inicial es un fenómeno propio de las familias, sus características, como el número de miembros del hogar o la frecuencia de compra, podrían ayudar a explicar su nivel de dependencia del estado inicial. Dicha información es útil para segmentar el mercado y adaptar actividades de marketing a grupos concretos de consumidores. Por ejemplo, un detallista podría conseguir que familias con alta inercia en la elección de marca compraran sus marcas propias en varias categorías mediante promociones conjuntas de dichas marcas, con la intención de que tuvieran en el futuro una cierta lealtad al establecimiento.

Sin embargo, otros autores mantienen que la dependencia del estado inicial de una familia difiere entre categorías [Deshpandé y Hoyer (1983); Van Trijp, Hoyer e

Inman (1996)] en función de las características de éstas, como el precio del producto o el gasto total que supone en la cesta de la compra de la familia. Igualmente, ciertas categorías podrían ser más propicias a la búsqueda de variedad por las familias, debido a sus características hedónicas, como los *snacks*, yogures o refrescos.

En nuestro caso, los resultados indican que no existe relación entre las familias con alta dependencia de la elección anterior en la categoría del café con las familias que muestran dicho comportamiento en el tomate frito. La justificación puede venir dada por los resultados obtenidos por Van Trijp *et al.* (1996): la búsqueda de variedad en una categoría de productos es mayor en el caso de productos de baja implicación para el consumidor, cuando aumenta la frecuencia de compra y cuando las diferencias percibidas entre las marcas disponibles es pequeña. En el presente trabajo, estas circunstancias concurren: [1] las dos categorías analizadas pueden ser consideradas productos de baja implicación, dado que se trata de productos de compra frecuente, [2] la frecuencia de compra de las clases latentes que presentan un mayor valor de la dependencia del estado inicial en cada categoría es la mayor de todos los segmentos encontrados (media de 24,6 compras en el periodo para la categoría del café y de 26,4 para el tomate frito), y [3] existe similitud en las preferencias intrínsecas por las marcas en las clases latentes que muestran una alta dependencia del estado inicial (mayores probabilidades de elección de las marcas para la categoría del café: 0,199; 0,184; 0,160; 0,130, así como para la categoría del tomate: 0,298; 0,259; 0,234; 0,191).

En resumen, si ciertos comportamientos de las familias son debidos a rasgos o peculiaridades de ellas, las empresas podrían ser capaces de usar la información del comportamiento de compra de varias categorías para predecir su comportamiento en otras [Iyengar *et al.* (2003)]. La cuestión en este punto sería determinar cuáles son las categorías que se utilizarían como base para la detección de similitudes en el comportamiento de elección de marca.

## 6. CONCLUSIONES

En este trabajo examinamos el comportamiento de elección de marca de familias que adquieren dos productos de compra frecuente. La aplicación de un modelo de mezcla finita de *logit* multinomial nos permite clasificar a los panelistas en segmentos, así como determinar cuál es el efecto que los atributos del modelo tienen sobre su comportamiento de elección. Así, el precio se revela como el factor más influyente en la elección de marca, aunque el modelo de clases latentes nos permite descubrir que hay ciertos grupos de panelistas, fundamentalmente en la categoría del café, que toman sus decisiones de compra influidos por las preferencias por las marcas y por la influencia de la dependencia del estado inicial. Asimismo, y gracias a la inclusión de covariables en el modelo, podemos identificar qué familias se comportan de una u otra manera.

A partir de los resultados obtenidos, se procede a revelar si las familias se comportan de una manera consistente e independiente de la categoría de producto que adquieren. La utilidad del estudio radica en descubrir qué patrones de comportamiento son comunes, ya que dicha información puede ser relevante para la toma de decisiones de marketing más adecuadas, tanto a nivel detallista como fabricante.

Las contribuciones del trabajo son las siguientes:

- La heterogeneidad de los individuos desempeña un papel fundamental en los modelos de elección de marca. Si bien, una fuente importante de divergencias entre los consumidores se debe a sus propias características socio-demográficas y económicas, que son conocidas por el investigador, existen otras variaciones en el comportamiento de compra de las familias que son denominadas como heterogeneidad no observable. El modelo de clases latentes propuesto en este trabajo tiene como misión encontrar segmentos de consumidores que muestren comportamientos similares dentro de cada categoría analizada, de forma que expliquen la heterogeneidad de las familias.
- Las variables que influyen sobre la elección de marca y que están incluidas en el modelo, como son las preferencias intrínsecas por las marcas, el precio y el efecto de la dependencia del estado inicial, son estadísticamente significativas en ambas categorías y permiten diferenciar entre clases latentes.
- No obstante, existen ciertas similitudes en el comportamiento de elección de marca de las familias al considerar las dos categorías. Es decir, la respuesta a las variables del modelo puede deberse a la existencia de ciertos rasgos de las familias que hacen que el comportamiento de elección de marca en las dos categorías sean iguales. Así:
  - Las familias que son perfectamente leales a una marca de una de las categorías estudiadas, lo son también en la otra categoría.
  - Las familias que presentan preferencias intrínsecas similares por varias marcas dentro de una categoría, también reflejan esta conducta en la otra categoría.
  - Las familias que son insensibles al precio en una categoría también manifiestan dicho comportamiento en el otro producto.

Por tanto, y para las categorías analizadas, encontramos que ciertos comportamientos de compra son comunes en las familias. Sin embargo, las otras conductas examinadas, reflejan que, al menos con respecto a dichos productos, son diferentes para las familias y que las características de las categorías podrían ser las que tuvieran mayor influencia sobre las elecciones de marca. No obstante, este estudio pretende ser una aproximación a una realidad que permita formular hipótesis a contrastar con posterioridad mediante una muestra más conveniente, en la que se dispusiera de un número mayor de categorías de productos<sup>10</sup>.

Además de la limitación referente al número de categorías empleadas, nos encontramos con otra relativa al tipo de información empleada, un panel de consumidores, de forma que sólo hemos utilizado las variables disponibles en dicho panel.

Estas limitaciones indican las futuras líneas de investigación: así quisiéramos ampliar esta investigación con otros productos, tanto de compra habitual, analizando su complementariedad, el empleo de marcas comunes en distintas categorías (como en el caso de marcas de distribuidor) o las características propias de las categorías (tamaño o formato, caducidad,...), como de otro tipo de productos. Igualmente, algunos autores [Gupta *et al.* (1996)] comparan los resultados obtenidos de paneles de consumidores y de datos agregados de establecimientos. Y finalmente, se podría analizar si la respuesta del consumidor a otras variables de

---

(10) Agradecemos esta sugerencia realizada por uno de los revisores del trabajo.

marketing como promociones y sus distintos tipos (pecuniarias, hedónicas, presentaciones especiales en el punto de venta, etc.) son similares en el comportamiento de elección de marca en distintas categorías.

### ANEXO 1

El modelo de regresión usado es el modelo *logit* condicional desarrollado por McFadden (1981), que permite medir la probabilidad de que el sujeto *i* seleccione la alternativa *m* en la observación *t*, dados los valores de los atributos. El modelo *logit* condicional para las probabilidades de elección tiene la siguiente forma:

$$P(y_{it} = m \mid z_{it}^{at})$$

Este componente de la utilidad es una función lineal de la constante específica de la alternativa  $\alpha_m$ , que se interpreta como la preferencia intrínseca de los individuos por la marca  $m^{11}$  y los efectos de los *p* atributos  $\beta_p^{at}$ , que son el precio de las distintas marcas en cada ocasión de compra y el efecto de la dependencia del estado inicial, recogida como la variable última marca comprada.

Si bien este modelo permite estimar los valores de los parámetros asociados a los atributos en el caso de considerar el mercado agregado, para conseguir mayor información del mercado, podemos asumir que los sujetos pertenecen a diferentes segmentos o clases latentes que difieren con respecto a los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  que aparecen en el modelo lineal de *V*.

Para indicar que las probabilidades de elección dependen de la pertenencia a una clase latente, siendo *K* el número total de clases latentes y siendo *x* una clase latente concreta, el modelo toma la siguiente forma:

$$P(y_{it} = m \mid z_{it}^{at}) = \frac{\exp(V_{m|z_{it}})}{\sum_{m'=1}^M \exp(V_{m'|z_{it}})}$$

que muestra la probabilidad de que el individuo *i* en el momento *t* elija la alternativa *m*, dado que pertenece a la clase *x* y dados los atributos del modelo.

El componente determinístico o sistemático de la utilidad de la alternativa *m* para el momento *t*, dado que el sujeto *i* pertenece a la clase latente *x* se expresa de la siguiente forma:

$$V_{m|x, z_{it}} = \alpha_{mx} + \sum_{p=1}^P \beta_{xp}^{at} z_{itmp}^{at}$$

de manera que permite que los coeficientes de la regresión sean específicos de la clase *x*. Es decir, se estiman los parámetros de preferencia intrínseca por las marcas para cada segmento, así como se estiman los parámetros asociados a los atributos para cada clase.

(11) Para facilitar la identificación se asume que la suma de las preferencias intrínsecas de las alternativas es igual a cero,  $\sum_{m=1}^M \alpha_m = 0$ .



ANEXO II. CARACTERÍSTICAS SOCIODEMOGRÁFICAS DE LOS CONSUMIDORES  
TOTALMENTE LEALES

Porcentajes		
Edad del ama de casa	Categoría café	Categoría tomate
Menos de 35	31,8	31,9
35-49 años	40,5	40,3
50-64 años	18,5	17,7
Más de 65	9,2	10,2
Total	100	100

Porcentajes		
Clase socioeconómica	Categoría café	Categoría tomate
Baja	22,8	24,8
Media baja	29,8	23,5
Media	32,1	33,6
Media alta y alta	15,3	18,1
Total	100	100

Porcentajes		
Número de miembros en el hogar	Categoría café	Categoría tomate
1 y 2	21,1	19,9
3 personas	24,8	19,0
4 personas	29,8	33,6
5 y más	24,3	27,4
Total	100	100

Porcentajes		
Niños en el hogar	Categoría café	Categoría tomate
No niños	43,4	44,2
Niños hasta 6 años	28,0	25,2
Niños entre 6-15	28,6	30,5
Total	100	

Fuente: Elaboración propia.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ailawadi, K.L., Gedenk, K. y Neslin, S.A. (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, págs. 177-198.
- Ainslie, A. (1998): *Similarities and differences in brand purchase behaviour across categories*, tesis no publicada, Universidad de Chicago.
- Ainslie, A. y Rossi, P.E. (1998): "Similarities in choice behavior across product categories", *Marketing Science*, vol. 17, n.º 2, págs. 91-106.
- Allenby, G.M y Lenk, P.J. (1995): "Reassessing brand loyalty, price sensitivity and merchandising effects on consumer brand choice", *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 13, n.º 3, págs. 281-290.
- Allenby, G.M. y Lenk, P.J. (1994): "Modeling household purchase behavior with logistic regression", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 89, n.º 428, diciembre, págs. 1218-1231.
- Allenby, G.M., Arora, N. y Ginter, J.L. (1998): "On the heterogeneity of demand", *Journal of Marketing Research*, vol. 35, n.º agosto, págs. 384-389
- Andrews, R.L., Ainslie, A. y Currim, I.S. (2008): "On the recoverability of choice behaviors with random coefficients choice models in the context of limited data and unobserved effects", *Management Science*, vol. 54, n.º enero, págs. 83-99.
- Andrews, R.L. y Currim, I.S. (2002): "Identifying segments with identical choice behaviors across product categories: An intercategory logit mixture model", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 19, págs. 65-79.
- Andrews, R.L. y Currim, I.S. (2005): "An experimental investigation of scanner data preparation strategies for consumer choice models", *International Journal of Research in Marketing*, septiembre, vol. 22, n.º 3, págs. 319-331.
- Banfield, J.D. y Raftery, A.E. (1993): "Model-based Gaussian and non-Gaussian clustering", *Biometrics*, vol. 49, págs. 803-821.
- Bell, D.R. y Lattin, J.M. (2000): "Looking for loss aversion in scanner panel data: The confounding of price response heterogeneity", *Marketing Science*, vol. 19, n.º 2, primavera, págs. 185-200.
- Ben-Akiva, M., McFadden, D., Gopinab, D., Garling, T., Bolduc, D., Borsch-Supan, A., Delquie, P., Larichev, O., Morikawa, T., Polydoropoulou, A. y Rao, V. (1999): "Extended Framework for Modeling Choice Behavior", *Marketing Letters*, vol. 10, n.º 3, págs. 187-203.
- Böckenholt, U. y Dillon, W.R. (2000): "Inferring latent brand dependencies", *Journal of Marketing Research*, vol. 37, n.º febrero, págs. 72-87.
- Bodapati, A.V. y Gupta, S. (2005): "Purchase-frequency bias in random-coefficients brand-choice models", *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 23, n.º 4, octubre, págs. 473-484.
- Bronneberg, B.J. y VanHonacker, W.R. (1996): "Limited choice sets, local price response and implied measures of price competition", *Journal of Marketing Research*, vol. 33, págs. 163-173.
- Bucklin, R.E. y Gupta, S. (1992): "Brand choice, purchase incidence, and segmentation: an integrated modeling approach", *Journal of Marketing Research*, vol. 29, n.º mayo, págs. 201-215.
- Bucklin, R.E., Gupta, S. y Siddarth, S. (1998): "Determining segmentation in sales response across consumer purchase behaviors", *Journal of Marketing Research*, vol. 35, n.º mayo, págs. 189-197.

- Chiang, J., Chib, S. y Narasimhan, C. (1999): "Markov Chain Monte Carlo and models of consideration set and parameter heterogeneity", *Journal of Econometrics*, vol. 89, págs. 223-248.
- Chintagunta, P.K. (1992): "Heterogeneity in nested logit models: an estimation approach and empirical results", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 9, págs. 161-175.
- Chintagunta, P.K. (1994): "Heterogeneous logit model implications for brand positioning", *Journal of Marketing Research*, vol. 31, n.º mayo, págs. 304-311.
- Chintagunta, P.K. (1998): "Inertia and variety seeking in a model of brand purchase timing", *Marketing Science*, vol. 17, n.º 3, págs. 253-270.
- Chintagunta, P.K. (1999): "Variety seeking purchase timing and the Lightning Bolt brand choice model", *Management Science*, vol. 45, n.º 4, abril, págs. 486-498.
- Chintagunta, P.K. y Honore, B.E. (1996): "Investigating the effects of marketing variables and unobserved heterogeneity in a multinomial probit model", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 13, n.º 1, febrero, págs. 1-15.
- Chintagunta, P.K. y Prasad, A.R. (1998): "An empirical investigation of the "dynamic McFadden" model of purchase timing and brand choice: Implications for market structure", *Journal of Business & Economic Statistics*, enero, vol. 16, n.º 1, págs. 2-12.
- Degeratu, A.M. (1999): "Estimation bias in choice models with last choice feedback", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 16, n.º 4, diciembre, págs. 285-306.
- Degeratu, A.M. (2001): "A simple way to reduce estimation bias in some dynamic choice models", *Marketing Letters*, vol. 12, n.º 3, agosto, págs. 271-278.
- Deshpandé, R. y Hoyer, W.D. (1983): "Consumer decision making: Strategies, cognitive effort and perceived risk", in *1983 AMA Educators Proceedings*, Murphy et al., eds. Chicago: American Marketing Association, págs. 88-91.
- Duvvuri, S.D., Ansari, A. y Gupta, S. (2007): "Consumers' price sensitivities across complementary categories", *Management Science*, vol. 53, n.º 2, págs. 1933-1945.
- Fader, P.S. y Hardie, B.G.S. (1996): "Modeling consumer choice among skus", *Journal of Marketing Research*, vol. 32, n.º noviembre, págs. 442-452.
- Gázquez, J.C. y Sánchez, M. (2006a): "¿El poder de una marca depende de su cuota de mercado?: El papel moderador de las preferencias intrínsecas del consumidor", *Actas del XVIII Encuentros de Profesores de Marketing*, Almería, págs. 613-627.
- Gázquez, J.C. y Sánchez, M. (2006b): "Asimetría competitiva y competencia entre marcas: Análisis a través de modelos logit", *Revista Española de Investigación de Marketing*, vol. 10, n.º 18, septiembre, págs. 61-90.
- Gonul, F. y Srinivasan, K. (1993): "Modeling multiple sources of heterogeneity in multinomial logit models: Methodological and managerial issues", *Marketing Science*, vol. 12, n.º 3, verano, págs. 213-229.
- Guadagni, P.M. y Little, J.D.C. (1983): "A logit model of brand choice calibrated on scanner data", *Marketing Science*, vol. 2, n.º verano, págs. 203-238.
- Gupta, S. (1991): "Stochastic models of interpurchase time with time-dependent covariates", *Journal of Marketing Research*, vol. 28, n.º febrero, págs. 1-15.
- Gupta, S. y Chintagunta, P.K. (1994): "On using demographic variables to determine segment membership in logit mixture models", *Journal of Marketing Research*, vol. 31, n.º febrero, págs. 128-136.
- Gupta, S., Chintagunta, P., Kaul, A. y Wittink, D.R. (1996): "Do household scanner data provide representative inferences from brand choices: A comparison with store data", *Journal of Marketing Research*, vol. 33, n.º noviembre, págs. 383-398.

- Gupta, S., Chintagunta, P.K. y Wittink, D.R. (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, págs. 341- 357.
- Hansen, K., Singh, V. y Chintagunta, P. (2006): "Understanding store-brand purchase behavior across categories", *Marketing Science*, vol. 25, n.º 1, págs. 75-90.
- Heckman, J.J. y Singer, B.(1984): "Econometric duration analysis", *Journal of Econometrics*, vol. 24, n.º 1-2, págs. 63-70.
- Heilman, C.M. y Bowman, D. (2002): "Segmenting consumers using multiple-category purchase data", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 19, págs. 225-252.
- Howard, J.A y Sheth, J.N. (1969): *The theory of buyer behavior*, John Wiley & Sons.
- Iyengar, R.A., Ansari, S. y Gupta, S. (2003): "Leveraging information across categories", *Quantitative Marketing and Economics*, vol. 1, n.º 4, págs. 425-465.
- Jedidi, K., Mela, C.F. y Gupta, S. (1999): "Managing advertising and promotion for long-run profitability", *Marketing Science*, vol. 18, n.º 1, págs. 1-22.
- Kamakura, W. y Russell, G. (1989): "A probabilistic choice model for market segmentation and elasticity structure", *Journal of Marketing Research*, vol. 26, n.º noviembre, págs. 379- 390.
- Kamakura, W.A., Kim, B. y Lee, J. (1996): "Modeling preference and structural heterogeneity in consumer choice", *Marketing Science*, vol. 15, n.º 2, págs. 152-172.
- Kamakura, W.A., Wedel, M. y Agrawal, J. (1994): "A variable latent class models for conjoint analysis", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 11, n.º 5, págs. 451-465.
- Kim, B. y Rossi, P.E. (1994): "Purchase frequency, sample selection and price sensitivity: the heavy user bias", *Marketing Letters*, vol. 5, págs. 57-68.
- Kim, B., Blattberg, R.C. y Rossi, P.E. (1995): "Modeling the distribution of price sensitivity and implications for optimal retail pricing", *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 13, n.º 3, julio, págs. 291-304.
- Kim, B., Srinivasan, K. y Wilcox, R.T. (1999): "Identifying price sensitive consumers: The relative merits of demographic versus purchase pattern information", *Journal of Retailing*, vol. 75, n.º 2, págs. 173-193.
- Klapper, D., Ebling, C. y Temme, J. (2005): "Another look at loss aversion in brand choice data: Can we characterize the loss averse consumer?", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 22, págs. 239-254.
- Lattin, J.M. y Bucklin, R.E. (1989): "Reference effects of price and promotion on brand choice behavior", *Journal of Marketing Research*, vol. 26, n.º agosto, págs. 299-310.
- Manchanda, P, Ansari, A. y Gupta, S. (1999): "The shopping basket: a model for multicategory purchase incidence decisions", *Marketing Science*, vol. 18, n.º 2, págs. 95-114.
- McFadden, D. (1981): "Econometric models of probabilistic choice", en Manski y McFadden (eds) *Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications*, MIT Press.
- McFadden, D. (1986): "The Choice Theory Approach to Market Research." *Marketing Science*, vol. 5, n.º 4, 275-297.
- McFadden, D. (2000): *Decisiones Económicas*, Conferencia de aceptación del Premio Nobel en Ciencias Económicas, 8 de diciembre, en *Revista Asturiana de Economía*, n.º 21 (2001).
- McLachlan, G.J. y Peel, D. (2000): *Finite Mixture Models*, New York, John Wiley & Sons.
- Mela, C.F., Gupta, S. y Lehman, D.R. (1997): "The long term impact of promotion and advertising on consumer brand choice", *Journal of Marketing Research*, vol. 34, n.º mayo, págs. 248-261.

- Metha, N. (2007): "Investigating consumers' purchase incidence and brand choice decisions across multiple product categories: A theoretical and empirical analysis", *Marketing Science*, vol. 26, n.º 2, marzo-abril, págs. 196-217.
- Moshkin, N.V. y Shachar, R. (2002): "The asymmetric information model of state dependence", *Marketing Science*, vol. 21, n.º 4, otoño, págs. 435-454.
- Papatla, P. (1996): "A multiplicative fixed effects model of consumer choice", *Marketing Science*, vol. 15, n.º 3, págs. 243-261.
- Peral, B. (2007): *Análisis del comportamiento de compra del consumidor: Una investigación mediante modelos de efectos aleatorios semiparamétricos*, tesis no publicada, Universidad de Sevilla.
- Pou Garcías, LL.; Alegre Martín, J. y Oliver Alonso, J. (2006): "El exceso de sensibilidad del consumo al ciclo económico. Un análisis microeconómico", *Revista de Economía Aplicada*, vol. 14, n.º otoño.
- Rossi, P.E. y Allenby, G.M. (1993): "A bayesian approach to estimating household parameters", *Journal of Marketing Research*, vol. 30, n.º mayo, págs. 171-192.
- Rossi, P.E., McCulloch, R.E. y Allenby, G.M. (1996): "The value of purchase history data in target marketing", *Marketing Science*, vol. 15, n.º 4, págs. 321-340.
- Roy, R., Chintagunta, P.K. y Haldar, S. (1996): "A framework for investigating habits, the hand of past, and heterogeneity in dynamic brand choice", *Marketing Science*, vol. 15, n.º 3, págs. 280-299.
- Russell, G.J. y Kamakura, W.A. (1997): "Modeling multiple category brand preference with household basket data", *Journal of Retailing*, vol. 73, n.º 4, págs. 439-462.
- Russell, G.J. y Petersen, A. (2000): "Analysis of cross category dependence in market basket selection", *Journal of Retailing*, vol. 73, n.º invierno, págs. 439-461.
- Seetharaman, P. B. (1998): *Essays on Dynamic Choice Behavior*, tesis no publicada, Universidad de Cornell.
- Seetharaman, P.B. (2003): "Probabilistic versus random-utility of state dependence: an empirical comparison", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 20, págs. 87-96.
- Seetharaman, P.B. (2004): "Modeling multiple sources of state dependence in random utility models: A distributed lag approach", *Marketing Science*, primavera, vol. 23, n.º 2, págs. 263-271.
- Seetharaman, P.B. y Chintagunta, P.K. (1998): "A model of inertia and variety-seeking with marketing variables", *International Journal of Research in Marketing*, vol. 15, págs. 1-17.
- Seetharaman, P.B., Ainslie, A. y Chintagunta, P.K. (1999): "Investigating household state dependence effects across categories", *Journal of Marketing Research*, vol. 36, n.º noviembre, págs. 448-500.
- Seetharaman, P.B., Chib, S., Ainslie, A., Boatwright, P., Chan, T., Gupta, S., Mehta, N., Rao, V. y Strijnev, A., (2005): "Models of multi-category choice behaviour", *Marketing Letters*, vol. 16, n.º 3-4, págs. 239-254.
- Singh, V.P., Hansen, K.T. y Gupta, S. (2005): "Modeling preferences for common attributes in multicategory brand choice", *Journal of Marketing Research*, vol. 42, n.º mayo, págs. 195-209.
- Song, I. y Chintagunta, P.K. (2007): "A discrete-continuous model for multicategory purchase behaviour of households", *Journal of Marketing Research*, vol. 44, n.º noviembre, págs. 595-612.
- Van Trijp, H.C.M., Hoyer, W.D. e Inman, J. (1996): "Why switch? Product category-level explanations for true variety-seeking behaviour", *Journal of Marketing Research*, vol. 33, n.º agosto, págs. 281-292.

- Vermunt, J.K. (2006): "Latent class and finite mixture models for multilevel data sets", Tilburg University. (<http://spitswww.uvt.nl/~vermunt/smmr2006.pdf>).
- Vermunt, J.K. y Magidson, J. (2005): *Latent Gold Choice 4.0. User's Manual*, Statistical Innovations Inc.
- Wedel, M. y Kamakura, W. (2000): *Market Segmentation. Conceptual and Methodological Foundations*, 2<sup>ª</sup> edición, Boston: Kluwer Academic Publishers.

*Fecha de recepción del original: abril, 2008*

*Versión final: mayo, 2009*

#### ABSTRACT

The objective of this work is to analyse whether households are consistent in their choice of brands. As well as analysing whether brand loyalty is independent of category, we study whether as family's similar intrinsic preferences for specific brands are common for different product categories, whether price sensibility is independent of the product purchased and whether the weight of the dependence of the initial state is similar in different products. A further objective is to analyse the effect that the studied variables have on purchasing behaviour, as well as to show how they influence distinct consumer segments in different ways. Within the frame of discrete choice models of random utility, we decided to use a model of finite mixture or latent classes.

*Key words:* consumer behaviour, panel data, discrete choice models.

*JEL Classification:* D12, C33, C35.