

# La satisfacción del consumidor: una aplicación del análisis factorial confirmatorio a la industria automovilística española(1)

por  
K. FERNÁNDEZ AGUIRRE  
C. LÓPEZ CARO  
PETR MARIEL

Departamento de Economía Aplicada III  
(Econometría y Estadística)  
Universidad del País Vasco

## RESUMEN

En este artículo se presentan tres modelos para representar la satisfacción del comprador de un coche. Estos modelos, en los que se tratan simultáneamente variables manifiestas y variables latentes, se establecen como modelos de Análisis Factorial Confirmatorio dentro del campo de los Modelos de Ecuaciones Estructurales. Se parte de 25 indicadores obtenidos por la revista *Autopista*, a través de una macroencuesta y se obtienen tres factores principales de satisfacción del consumidor. En el primero subyacen los factores parciales *Apariencia*, *Comportamiento* y *Economía*; en el segundo, los factores parciales

---

(1) Los autores agradecen los comentarios y sugerencias de Germà Coenders Gallart. Este trabajo ha sido financiado por los grupos de Investigación Consolidados de la Universidad del País Vasco (UPV/EHU): UPV 038.321-13631/2001 y UPV 038.321-13503/2001

*Prestaciones Técnicas y Potencia;* y finalmente, en el tercero el factor de *Habitabilidad*.

*Palabras Clave:* satisfacción del consumidor, análisis factorial, sistemas de ecuaciones estructurales.

*Clasificación AMS:* 62H25, 62H99, 91B82

## 1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la medición de la satisfacción del consumidor constituye un objetivo importante para las empresas a la hora de valorar resultados económicos como los beneficios, las respuestas a las inversiones, etc. La satisfacción del consumidor es una medida adicional relativa a la calidad del producto o del servicio y está íntimamente relacionada con el mantenimiento de la fidelidad del consumidor dentro del mercado.

Los índices sobre la satisfacción del consumidor (SC) tanto a nivel nacional como internacional han sido desarrollados, entre otros, en Suecia (Fornell, 1992), Estados Unidos (Fornell, Johnson, Anderson, Cha y Bryant, 1996), Noruega (Andreassen y Lindestad, 1998a y Andreassen y Lindestad, 1998b) y Dinamarca (Martensen, Gronholdt y Kristensen, 2000).

Los estudios de Fornell (1992) y Fornell *et al.* (1996), basados en la Satisfacción Global del Consumidor (SGC), se centran en los procesos que rodean la satisfacción del consumidor teniendo en cuenta sus antecedentes y sus implicaciones o consecuencias. Tal y como podemos ver en la Figura 1, sus antecedentes son: la calidad percibida del producto, medida a través de la evaluación de la experiencia reciente de su consumo, la imagen que los consumidores obtienen de un producto, marca o empresa y el valor percibido. Por otro lado, sus consecuencias son la fidelidad o lealtad, es decir, probabilidad de recompra y recomendaciones a los demás, junto con las quejas, de las que se mide su frecuencia.

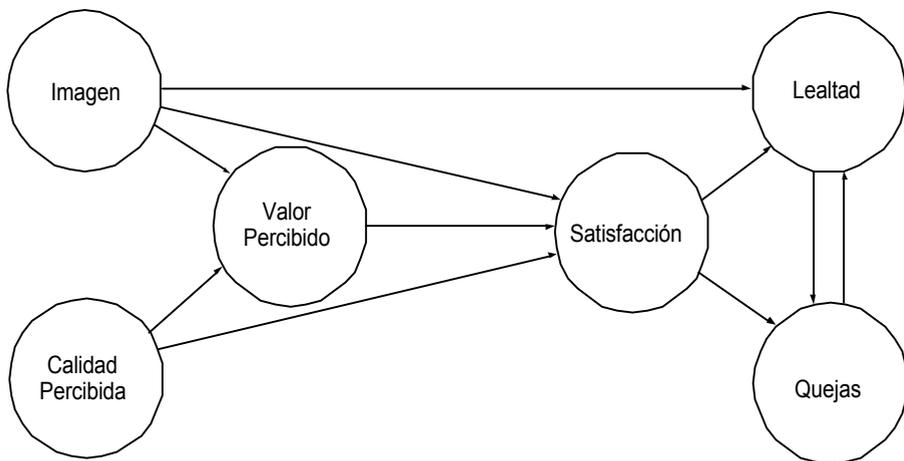
Todos estos índices siguen una estructura común establecida en teorías y estudios realizados sobre el comportamiento del consumidor, la satisfacción del cliente y la calidad del producto y del servicio. Sin embargo, a pesar de que la estructura de estos índices es en general similar, en este artículo, en base a los datos disponibles para el mercado de coches, mantenemos la posibilidad de una nueva estructura para la satisfacción del consumidor.

El presente estudio se basa en las interrelaciones existentes entre la satisfacción producida por los atributos de los diferentes productos (en nuestro caso co-

ches) y no en el proceso que subyace en el *concepto* de la SC. Trataremos de conceptualizar los factores clave de la SC e integrar sus interrelaciones en modelos teóricamente comprensibles y justificables. Para ello, desarrollaremos modelos contrastables a través de un diseño factorial.

**Figura 1**

DIAGRAMA CAUSAL DE LA SATISFACCIÓN



En nuestro caso, carecemos de la información que factores como las expectativas, la calidad percibida, u otros ofrecían sobre la formación de la satisfacción. Sin embargo, podemos conocer de manera directa y en un mercado concreto cuáles son las componentes de dicho mercado que afectan a la satisfacción de sus consumidores. Así, la nueva estructura diseñada se basa en la medición directa de la satisfacción del consumidor y deja a un lado la estructura de los índices anteriores basados en un sistema de causa y efecto que se observa en la Figura 1.

En cuanto a la satisfacción del consumidor es habitual la formulación de preguntas como las siguientes: ¿es la SC una evaluación global, una evaluación de sus componentes, o una evaluación global basada en la evaluación de sus componentes? La literatura existente sobre la SC sugiere que ésta es una evaluación global realizada tras la adquisición de un bien (Fornell, 1992, p. 11). En este artículo se propone un método de representación de la estructura de la SC que permita estudiar y comparar las implicaciones de sus representaciones. En concreto, construimos varios modelos causales basados en datos de la industria automovilística.

ca(2), utilizando la metodología de los modelos de ecuaciones estructurales y nos centraremos en la SC como una evaluación global basada en las evaluaciones de sus componentes. Todos ellos son simples modelos de medida, algunos estructurados como un Análisis Factorial de Primer Orden y otros como un Análisis Factorial de Segundo Orden.

En un modelo de medida un *concepto* se une a una o más variables latentes, y éstas se unen a variables observadas (Bollen, 1989). Existen *conceptos* abstractos (inteligencia, expectativas, etc.) o concretos (edad, sexo, etc.). El *concepto* que deseamos analizar es la *Satisfacción del Consumidor* (SC). El mismo es una variable no medible representada mediante dos tipos de variables latentes: por un lado variables latentes indicadoras de la Satisfacción Parcial del Consumidor (SPC) y por otro indicadoras de la Satisfacción Global del Consumidor.

El contenido de este trabajo se estructura como sigue. En la sección 2 presentamos, en primer lugar, un resumen de la metodología utilizada. La sección 3 describe los datos y los resultados del Análisis Factorial Exploratorio. La sección 4 expone los modelos utilizados y en la sección 5 presentamos de forma detallada los resultados. Finalmente, en la sección 6 se establecen las conclusiones.

## 2. METODOLOGÍA

Desde principios del siglo XX, los psicómetras comienzan a desarrollar modelos que sirven para estudiar conceptos abstractos denominados factores. Los más comunes son el Análisis Factorial Clásico o Exploratorio (Spearman, 1904) y el Análisis Factorial Confirmatorio (Jöreskog, 1969). Un Análisis Factorial Exploratorio se centra en encontrar el menor número de factores comunes que tengan en cuenta las correlaciones o covarianzas entre las variables. Un Análisis Factorial Confirmatorio se centra en implementar las hipótesis basadas en la teoría, sobre el modo en el que un dominio de variables puede ser estructurado y en contrastar la idoneidad de las hipótesis empleando métodos estadísticos (Hair *et al.*, 1999).

Los fenómenos estudiados son normalmente complejos, tienen muchos aspectos, obedecen a múltiples causas y están frecuentemente medidos con error. Debido a ello, si deseamos identificar el origen de su variabilidad es necesario utilizar métodos multivariantes adecuados como los *Modelos de Ecuaciones Estructurales*. Así, se introducen factores o variables latentes como causa de las

---

(2) Pueden citarse otros trabajos recientes sobre la industria automovilística española centrados en la dispersión de los precios (González y Vázquez, 2000) ó en el ciclo de los modelos (Moral, 2000).

variables manifiestas u observadas. Las variables latentes representan el concepto teórico o “verdadera” variable, en nuestro caso la SC que deseamos medir.

Los modelos que consideramos establecen que un vector  $y$  de  $p$  variables observables es estructurado como una función lineal de variables más básicas, algunas de las cuales pueden ser latentes o no observadas. Un ejemplo típico es el modelo de análisis factorial:

$$y = \Lambda \xi + \varepsilon \quad [1]$$

donde  $\Lambda$  es una matriz de cargas (ó saturaciones) de orden  $(p \times q)$ ,  $\xi$  es el vector de factores comunes y  $\varepsilon$  es el vector de perturbaciones. Ambos se suponen incorrelacionados entre sí.

Los parámetros desconocidos de un modelo de estructura de covarianzas se encuentran en un vector  $\theta$ . Un modelo estructural debe ser capaz de reproducir la matriz  $\Sigma$  de covarianzas del modelo, a partir de los parámetros de  $\theta$ , estando entonces la matriz de varianzas y covarianzas  $\Sigma$  expresada en función de  $\theta$ ,  $\Sigma = \Sigma(\theta)$ . El problema consiste en estimar los valores de modo que  $\hat{\Sigma} = \Sigma(\hat{\theta})$ , la matriz de varianzas y covarianzas estimada, se encuentre próxima a  $S$ , la matriz de covarianzas muestral. Si el modelo está correctamente especificado, los elementos de la matriz  $(S - \hat{\Sigma})$  deberían ser pequeños.

La aproximación estadística principal a los modelos con estructura de covarianzas se basa en el método de máxima verosimilitud con información completa derivada de una supuesta distribución normal multivariante de las observaciones independientes. Sus estimadores se basan en minimizar la función de discrepancia desarrollada por Browne (1974) en el contexto de un análisis de estructura de covarianzas mediante:

$$g = (S^* - \Sigma^*)' W^{-1} (S^* - \Sigma^*),$$

donde  $S^*$  y  $\Sigma^*$  son los vectores reducidos compuestos por los  $p(p+1)/2$  elementos no duplicados de  $S$  y de  $\Sigma$  respectivamente y  $W$  es la matriz de ponderaciones definida positiva que calibra la discrepancia entre  $S^*$  y  $\Sigma^*$ . Esta matriz de ponderaciones varía con el método de estimación empleado (Del Barrio y Luque, 2000, p. 506). En nuestro caso, de estimación máximo verosímil, se trata de la inversa de la matriz de varianzas y covarianzas  $\Sigma^{-1}$ .

Si la modelización  $\Sigma(\theta)$  es adecuada y se cumple el supuesto de normalidad de los datos observados, el estadístico(3)  $T = ng$ , donde  $g = g(\hat{\theta})$ , siendo  $\hat{\theta}$  la estimación máximo verosímil de  $\theta$  y  $n$  el número de observaciones, se distribuye asintóticamente como una  $\chi^2$  con un número de grados de libertad igual a la diferencia entre el número de elementos no duplicados en  $S$  y el número de parámetros  $\theta$  libres. Al decir parámetros libres nos referimos a valores de parámetros desconocidos y no restringidos. Sin embargo, Browne 1974, demostró, que la bondad de ajuste  $\chi^2$  correspondiente al estimador máximo verosímil no es fiable con variables no normales. Satorra y Bentler (1988) y Satorra y Bentler (1994) desarrollaron algunos cambios en el contraste estándar proponiendo un nuevo estadístico escalado  $\chi^2$  (SB) que tiene una distribución más próxima a la  $\chi^2$  ante este problema.

Los estimadores máximo verosímiles (ML) son asintóticamente insesgados, eficientes para muestras suficientemente grandes, e invariantes ante cambios de escala. Su principal problema es su sensibilidad ante el tamaño muestral (Hair *et al.*, 1999, p. 632). El estadístico  $\chi^2$  ( $T = ng$ ) es función del tamaño de la muestra y de la proximidad entre la matriz de covarianzas estimada y observada. Así, la probabilidad de rechazar el modelo crece con el tamaño muestral aunque las discrepancias entre las matrices sean triviales. Existen numerosos trabajos empíricos que muestran que el tamaño ideal para aplicar este método de estimación se encuentra entre 100 y 200 (Del Barrio y Luque, 2000 p. 507). Los datos de la aplicación que presentamos están en este caso.

En un modelo factorial ordinario, los factores están directamente relacionados con los indicadores de las variables medidas y son a menudo denominados factores de primer orden. Por otro lado, existen modelos cuyos factores se descomponen en otros factores (Bentler, 1976 y Bentler y Weeks, 1980). Se trata, por tanto, de un nivel más alto de abstracción, capturado a través de la influencia de un factor de segundo orden. Cualquier covariación entre los factores de primer orden se explicará, por tanto, mediante un factor de segundo orden.

En el modelo de análisis Factorial de segundo orden se añaden a la ecuación [1] relaciones para los factores de segundo orden tipo  $\xi = \Gamma \eta + \zeta$  donde  $\Gamma$  es la matriz de cargas ( $q \times m$ ),  $\eta$  es un vector de factores de segundo orden ( $m \times 1$ ) y  $\zeta$  es el vector de perturbaciones.

Una ventaja importante de los modelos de segundo orden es que se evita la confusión entre la varianza del error específico o sistemático y la del error aleatorio (Gerbing y Anderson, 1984). Otra ventaja del modelo de análisis factorial de segun-

---

(3) Este valor se puede utilizar como un indicador de la bondad de ajuste. Tal y como se suele utilizar en la literatura, le llamaremos estadístico  $\chi^2$ .

do orden es que las dimensiones del concepto están explícitamente representadas y los parámetros relacionados con cada dimensión pueden ser utilizados para examinar propiedades útiles de medida tales como la fiabilidad. Una ventaja final, de estos modelos, consiste en que pueden revelar los efectos separados de las subdimensiones de un concepto o variable teórica en una variable dependiente.

Además de los indicadores del contraste de ajuste global del modelo ya propuestos, existen otros indicadores de este ajuste global tales como los índices de bondad de ajuste de Bentler y Bonnet, concretamente el índice de bondad de ajuste normado (NFI) (Bentler y Bonnet, 1980) y no normado (NNFI) (Tucker y Lewis, 1973). El primero de ellos puede verse afectado por el tamaño de la muestra y la parquedad del modelo, problema que se evita con el segundo índice, al corregir el NFI por los grados de libertad. Otros índices de la bondad de ajuste, como el índice de bondad de ajuste comparativo (CFI) (Bentler, 1990) o el índice de bondad de ajuste comparativo robusto (RCFI), tratan de evitar la infraestimación del ajuste que se da a menudo con NFI en muestras pequeñas y sus variabilidades muestrales son menores que en el caso de NNFI. En general, el valor de estos índices oscila entre cero y uno, aunque en ocasiones su valor puede ser negativo o superior a uno (Bentler, 1998, p. 114). Cuando el valor de los índices se encuentre próximo a uno el modelo ajusta correctamente los datos.

Un buen ajuste global no es un criterio suficiente para concluir que la teoría es apoyada por los datos. Se debe comprobar, además, si las medidas tienen propiedades psicométricas de validez y fiabilidad satisfactorias (Bagozzi, 1980).

La validez hace referencia al hecho de que una variable mida lo que se supone que ha de medir (Bollen, 1989, p. 184). La asignación errónea de variables latentes a ciertas variables observadas produce problemas de *validez*. Existen dos condiciones para la validez de una variable observada (Batista y Coenders, 2000):

- La variable observada y latente han de tener una relación directa entre sí; es decir, sin intervención de otras variables.
- Los factores latentes excluidos del modelo no han de tener efecto directo alguno sobre la variable observada. Si el factor excluido está relacionado con alguno de los factores incluidos, la suposición de incorrelación entre los términos de error y los factores no es correcta. Si el factor excluido tuviera algún efecto sobre dos de las variables observadas, el error de medición de ambos contendría dicho efecto y la suposición de incorrelación entre los términos de error y los factores tampoco se cumpliría.

Si estas dos condiciones se cumplen nuestra variable observada será válida conceptualmente. La medición de la validez de las variables observadas la efectuaremos mediante el coeficiente de validez estandarizado definido como la carga

factorial multiplicada por el ratio de las desviaciones estándar de la variable latente y la variable observada.

La fiabilidad de cada variable incluida en los modelos es la correlación al cuadrado entre esta variable observada y su variable latente e indica la consistencia interna de una variable latente (Bearden, Sharma y Teel, 1982). En el caso de que las variables sean válidas, la fiabilidad se calcula elevando al cuadrado el indicador de validez. El recorrido del indicador de fiabilidad oscila entre cero y uno siendo más fiable la medida cuya fiabilidad se encuentre próxima a uno.

### 3. DATOS Y ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

Los datos de la encuesta que modelizamos proceden de las respuestas que proporcionaron los lectores de la revista *Autopista*, mediante una tarjeta de respuesta que se envía por correo. La encuesta recoge información acerca de la marca del coche, el modelo, la versión, el año de adquisición, el número de kilómetros por año, el actual número de kilómetros, los criterios por los que evalúa su coche, las razones que le llevaron a comprarlo, el tipo de averías que ha tenido, qué averías fueron solucionadas dentro de la garantía, la última vez que llevó el coche al taller y la importancia de la intervención.

La información fue recogida en once etapas, desde abril de 1995 a junio de 2000. Tomando una muestra aleatoria del total de los encuestados, se contrasta la veracidad de los datos de titulares, marca, modelo y matrícula. Finalmente, la revista obtuvo una lista de 130 modelos de coches(4). El total de encuestados fue 365.186, así, podemos suponer que el número de respuestas sobre cada uno de estos 130 modelos de coches, aunque no lo conozcamos, es suficientemente grande.

En la encuesta, los consumidores señalan su grado de satisfacción sobre 25 atributos tales como diseño, habitabilidad, seguridad, dirección, consumo, confort, etc. Los encuestados asignan un valor (-2, -1, 0, +1, y +2) que refleje su nivel de satisfacción (muy insatisfecho, insatisfecho, ni lo uno ni lo otro, satisfecho y muy satisfecho). En primer lugar, la revista transforma estos valores, que se encuentran en una escala de 5 puntos, en una escala entre 0 y 10 puntos. A continuación, con el fin de obtener un índice de la satisfacción parcial de los consumidores para cada uno de los 25 atributos, la revista calcula la puntuación media,  $y_{jh}$ , donde  $j$  se

---

(4) Otros autores analizan datos de los consumidores junto con datos procedentes de profesionales del sector del automóvil (Bigné y Vila, 2000).

refiere a cada uno de los atributos y  $h$  a cada uno de los 130 modelos de coches, teniendo en cuenta el número de personas que responde para cada uno de los modelos.

Experiencias anteriores llevan a diversos autores a afirmar, que en los mercados competitivos, la distribución de frecuencias de los indicadores de la satisfacción tiene siempre una asimetría negativa (Fornell, 1995). Sin embargo, esto no es algo que nos preocupe, ya que al calcular estos índices como un promedio del número de personas que responde a cada uno de los modelos de coche, en virtud del teorema central del límite, obtendremos la normalidad asintótica de los indicadores. Por tanto, únicamente tenemos cierta cautela ante la posible no normalidad multivariante de los mismos. De este modo, en caso de no normalidad multivariante de las variables manifiestas, se podrían tomar distintas medidas como, por ejemplo, eliminación de valores atípicos y aplicar, a continuación, contrastes de asimetría y apuntamiento multivariantes (Mardia, 1974). Más adelante, se comprobará que este procedimiento no ha sido necesario.

Para identificar los factores teóricos utilizados en nuestros modelos, entrevistamos a algunos de los encuestados por la revista. Los entrevistados responden que son principalmente seis los factores que les influyeron a la hora de comprar el coche: *APARIENCIA*, *COMPORTAMIENTO*, *ECONOMÍA*, *PRESTACIONES TÉCNICAS*, *POTENCIA* y *HABITABILIDAD*.

Basándonos en esta información *a priori* conseguida de las entrevistas, sabemos cuáles son los factores o dimensiones relacionados con la satisfacción del consumidor de un modelo de coche. Sin embargo, para saber cómo estructurar tales dimensiones desde el punto de vista de un modelo, comenzamos por efectuar un análisis factorial exploratorio.

Estimamos el modelo de análisis factorial mediante máxima verosimilitud y no mediante componentes principales, ya que este último pese a explicar gran proporción de varianza, no reproduce bien la estructura de covarianzas (Johnson y Wichern, 1988) cuya representación tratamos de obtener. Para decidir cuántos factores necesitamos para representar correctamente los datos, utilizamos la matriz residual y más concretamente, el promedio de las covarianzas residuales (Bentler, 1998), calculado tras realizar un análisis factorial. Queremos cuantificar de esta manera la mejora en el ajuste del modelo a los datos a medida que aumentamos el número de factores.

El promedio de las covarianzas residuales es la media muestral de los elementos, en valor absoluto, de la matriz triangular inferior de la matriz de covarianzas residual  $S - \hat{\Sigma}$  sin los elementos de la diagonal principal (Bollen, 1989). Los promedios obtenidos para la extracción de hasta un total de 5 factores son los siguientes:

**Tabla 1**  
**PROMEDIOS DE LAS COVARIANZAS RESIDUALES**

<i>Número de factores extraídos</i>	1	2	3	4	5
Promedio	0,085	0,063	0,050	0,039	0,028

En la Tabla 1 podemos observar la mejora en el ajuste del modelo a medida que aumentamos el número de factores. Decidimos extraer 5 factores, cuyo promedio de las covarianzas residuales es 0,028, debido a que consideramos residual la mejora obtenida al incluir un sexto factor. Los cinco primeros factores, cuyo valor propio es superior a uno, recogen un 74% de la varianza total de los datos. Sin embargo, dado que nuestro objetivo es obtener una estructura simple y fácilmente interpretable, rotamos los factores mediante el método Varimax. Tras la rotación, la varianza explicada inicialmente por los 5 factores se reparte más homogéneamente. A continuación, la Tabla 2 que recoge la matriz factorial extraída tras la rotación de los 5 primeros factores retenidos.

En la Tabla 2, observamos las cargas (o saturaciones) de los cinco factores retenidos. Consideramos como representativas aquellas ponderaciones cuyo valor sea superior a 0,40 (Aznar, 1974)(5). Estas ponderaciones constituyen un indicador *a priori* de la validez de una medida en cada uno de los factores. Las ponderaciones bajas indican una escasa representatividad de la variable en el factor (validez de medida insuficiente) y han sido suprimidas.

La Tabla 2, sirve para identificar grupos de variables que, junto con el conocimiento de los factores teóricos subyacentes, serán de gran utilidad a la hora de plantear nuestros modelos.

---

(5) Valores inferiores a 0,40 han sido borrados de la Tabla 2. Este umbral adoptado por Aznar (1974), entre otros, es un criterio arbitrario que consideramos adecuado para nuestro caso ya que obtenemos grupos de variables con un significado teórico adecuado. Algunos autores como Luque recomiendan valores superiores a 0,5 (Luque, 2000, p.60).

**Tabla 2**  
MATRIZ DE FACTORES ROTADOS

Núm.	VARIABLES	COMPONENTES				
		1	2	3	4	5
1	Diseño / Estética			0,402		
2	Diseño / Funcionalidad	0,509			0,474	
3	Acabado	0,720		0,450		
4	Seguridad	0,610		0,471		
5	Habitabilidad					0,974
6	Maletero					0,678
7	Puesto de conducción	0,669				
8	Visibilidad e iluminación	0,487				
9	Equipamiento			0,745		
10	Confort	0,545		0,528	0,442	
11	Nivel sonoro	0,649				
12	Ventilación y calefacción	0,538		0,484		
13	Motor		0,875			
14	Cambio	0,646	0,472			
15	Velocidad		0,831			
16	Aceleración / Recuperación		0,919			
17	Dirección	0,628	0,473			
18	Frenos	0,617				
19	Comportamiento / Estabilidad	0,555				
20	Fiabilidad	0,752				
21	Servicio postventa	0,553				0,413
22	Consumo					0,605
23	Coste de mantenimiento					0,990
24	Relación valor / Precio					0,484
25	Precio de reventa	0,701				

#### 4. LOS MODELOS

A continuación, a partir de la Tabla 2, determinaremos los modelos diseñados para su posterior aplicación a los datos descritos. El índice de satisfacción del consumidor se especifica como una variable latente, en un sistema representado por múltiples ecuaciones, donde se tiene en cuenta el error de medida.

El análisis factorial exploratorio muestra claramente las interrelaciones existentes entre las 25 variables, su interdependencia (o correlaciones percibidas) entre la satisfacción producida por los atributos de los diferentes modelos de coches y su dependencia de uno o varios factores. Asimismo, probablemente existe cierto solapamiento en la definición de las variables observadas. Los factores obtenidos fijan la pauta para poder atribuir cada una de las dimensiones teóricas a las variables observadas. Esto nos permite representar una estructura vertical con una jerarquía de atributos de dos maneras distintas. La primera de ellas como un Modelo de Análisis Factorial de Primer Orden (AFPO) con un único factor común y la segunda como un Modelo de Análisis Factorial de Segundo Orden (AFSO) con varios factores intermedios. Mantenemos, por tanto, que la SC se construye como una red de satisfacciones parciales interrelacionadas entre sí. Por consiguiente, un cambio en la promoción, la información, la publicidad, etc., de un atributo cambiaría la satisfacción producida por otros atributos.

El modelo de AFSO es más informativo y más próximo a la realidad de la satisfacción del consumidor en la industria automovilística que un modelo de AFPO. El modelo de AFSO ofrece una información más explícita acerca de las subestructuras subyacentes en el *concepto* (SC) (Yi, 1989, p. 74 ). De este modo, empíricamente, el modelo de AFSO debería alcanzar una mayor validez convergente que el modelo de AFPO con un único factor.

En el primer factor existe un total de 15 variables con ponderaciones mayores que 0,4. Siete de esas variables presentan un peso mayor que 0,4 en el primer factor mientras que las ocho restantes presentan también pesos superiores a 0,4 en otros factores. Existen, por tanto, aspectos que se solapan en varios factores. Basándonos en los pesos de la Tabla 2 junto con los factores teóricos que subyacen a la satisfacción del consumidor de un modelo de coche, elegimos las siguientes variables: *seguridad*, *acabado*, *puesto de conducción*, *frenos*, *fiabilidad* y *servicio post-venta*. Estas serán las variables con las que construiremos nuestro primer modelo factorial de primer y segundo orden.

En el segundo factor de la Tabla 2 encontramos tan sólo cinco variables significativas: *motor*, *cambio*, *velocidad*, *aceleración/recuperación* y *dirección*. Son variables todas ellas referidas a la potencia y a las prestaciones técnicas de un coche. Las variables *cambio* y *dirección* son significativas simultáneamente en el primer y segundo factor. Mientras, *velocidad* y *aceleración/recuperación* son representativas únicamente del segundo factor. Por su significado agrupamos estas cuatro variables en el segundo modelo ya que a priori, sabemos que la satisfacción del consumidor en un modelo de coche ha de estar basada en unas prestaciones técnicas determinadas y en la potencia. La variable *motor* es también una medida del se-

gundo factor, sin embargo, ésta no se incluye en el segundo modelo por su relación teórica con las variables *velocidad* y *aceleración/recuperación*.

En el cuarto factor del análisis factorial exploratorio encontramos cuatro variables: *diseño/funcionalidad*, *habitabilidad*, *maletero* y *confort*. La variable *diseño/funcionalidad* tiene un peso alto simultáneamente en los factores 1 y 4, y la variable *confort* en los factores 1, 3 y 4. De nuevo, por coherencia teórica las variables *habitabilidad*, *maletero* y *confort* serán las que compongan el tercer modelo factorial de primer orden, único modelo identificable con sólo tres variables.

El tercer y quinto factor no serán utilizados para la construcción de modelos porque los modelos estructurales estimados no dieron los resultados esperados. En el tercer factor, destaca la variable *equipamiento* y a pesar de ser una variable importante y destacada a menudo en la publicidad de coches, no ha podido ser incluida para formar un modelo.

## 5. RESULTADOS

La representación de estos modelos, tanto en el programa EQS utilizado (Bentler, 1998) como en general en la literatura, se efectúa mediante un diagrama causal, comúnmente conocido como "*path diagram*". Las flechas unidireccionales representan los coeficientes estructurales de regresión y las bidireccionales representan las covarianzas o correlaciones entre parejas de variables. Los asteriscos representan los parámetros desconocidos (los coeficientes de regresión y las varianzas y covarianzas de las variables independientes y de los errores) que, en general, deben ser estimados mediante los datos.

En las Figuras 2 y 3 podemos ver los diagramas causales correspondientes a los dos primeros modelos de AFPO formados por las variables mencionadas en la sección 4 y dos factores latentes F1 y F2 respectivamente. A continuación, estos modelos se plantean como modelos AFSO, Figuras 4 y 5, donde se distinguen dos tipos de errores de medida, por un lado los errores de medida aleatorios,  $E_i$ , y por otro los errores de medida sistemáticos,  $D_i$ . Por último, en la Figura 6 se presenta el tercer modelo para el factor F3.

Empezamos por describir en primer lugar el modelo 3 por ser el más sencillo de los tres modelos tratados en este artículo.

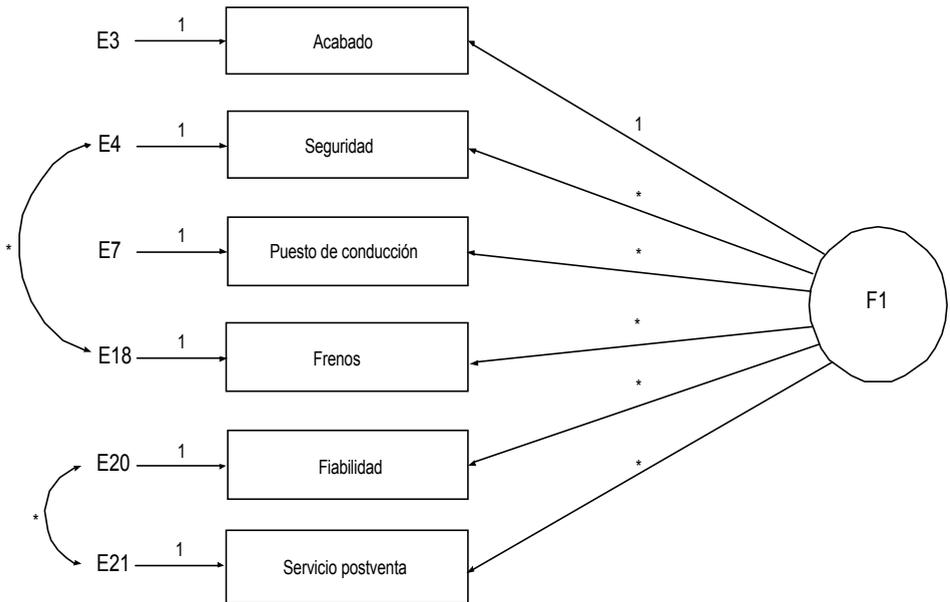
La única representación posible correspondiente al tercer modelo compuesto por las variables *habitabilidad*, *maletero* y *confort* sería un AFPO ya que en un modelo AFSO no se consigue la identificación de los parámetros a estimar. Tras fijar la escala, mediante la restricción de que una de las tres cargas es igual a uno, nos quedan 6 parámetros por estimar, es decir, 2 cargas y 4 varianzas correspon-

dientes al factor común y a los errores de medida. Por otro lado, a su vez disponemos de 6 varianzas y covarianzas muestrales con las que estimar dichos parámetros por lo que carecemos de grados de libertad para poder contrastar la bondad de ajuste del tercer modelo. Sin embargo, mantenemos la existencia de un factor global (para el que únicamente obtendremos indicadores de validez y fiabilidad presentados en Tabla 5) que formaría parte de la satisfacción global del consumidor. En concreto, indicaría la satisfacción del consumidor en la *HABITABILIDAD* del coche (uno de los 6 factores fijados apriori) mediante el factor latente  $F_3$ .

A continuación describiremos los modelos 1 y 2 representados en las Figuras 2 y 3. Partiendo de cada uno de los diagramas causales, estos modelos pueden expresarse como un sistema de ecuaciones. Así, el correspondiente al modelo 1 (Figura 2), que presentamos a continuación, es un modelo de análisis factorial con un vector  $\gamma$  y de 6 variables manifiestas, una matriz  $\Lambda$  de parámetros  $\lambda$  de dimensiones (6,1), una única variable latente  $\xi$  que denominamos  $F_1$  y un vector de 6 perturbaciones. En todos los modelos que veremos a continuación, al primer parámetro  $\lambda$  de la variable latente  $\xi$ , se le asigna el valor 1 para fijar la escala de medida tal y como recomiendan Jöreskog y Sörbom (1978).

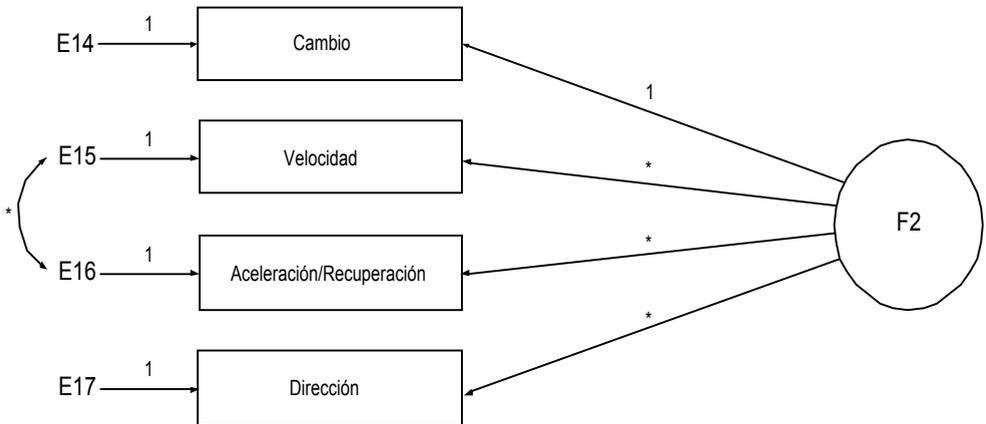
**Figura 2**

AFPO REPRESENTACIÓN DEL DIAGRAMA CAUSAL (MODELO 1)



**Figura 3**

AFPO REPRESENTACIÓN DEL DIAGRAMA CAUSAL (MODELO 2)



Una vez estimados los modelos 1 y 2 por máxima verosimilitud, aplicamos la prueba de los multiplicadores de Lagrange (Batista y Coenders, 2000, p. 94) para contrastar si los parámetros fijos, como las covarianzas entre los errores que se restringen a cero en el modelo, son realmente cero en la población o si deberían ser tratadas como parámetros libres. Los estadísticos  $\chi^2$  de la prueba para la hipótesis nula de que las covarianzas de determinados errores son cero, se encuentran en la siguiente Tabla 3.

**Tabla 3**

PRUEBA DE LOS MULTIPLICADORES DE LAGRANGE		
<i>Parámetro</i>	<i>Chi-Cuadrado(<math>\chi^2</math>)</i>	<i>Valor p</i>
MODELO 1		
E18-E4 (Frenos-Seguridad)	9,808	0,002
E20-E21 (Fiabilidad-Servicio post venta)	18,648	<0,001
MODELO 2		
E16-E15 (Aceleración/Recuperación-Velocidad)	35,19	<0,001

El valor del estadístico  $\chi^2$  indica la existencia de tres pares de errores correlacionados asignados a los tres pares de variables de la Tabla 3. Las correlaciones entre errores de medición implican la existencia de una o más variables omitidas, causantes de una variación común en las medidas, cuyas perturbaciones covarían (Bagozzi, 1983). En nuestro caso, la existencia de perturbaciones correlacionadas no está justificada ni teórica ni metodológicamente. Por el contrario creemos que tras la especificación del modelo se esconden factores de orden mayor y, más específicamente, factores de segundo orden.

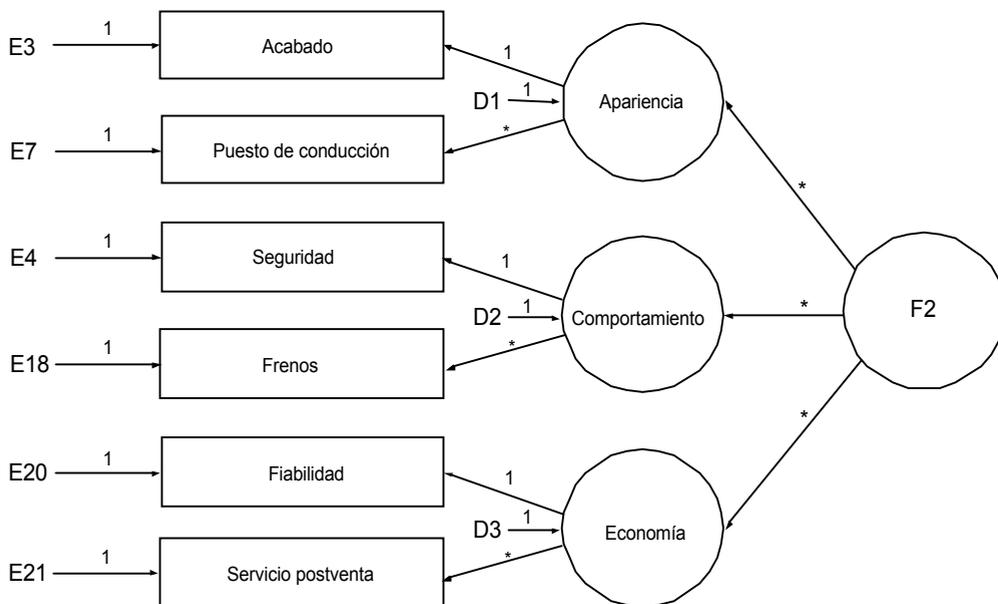
La correlación inexplicada por este único factor entre los tres pares de variables observadas indicadas anteriormente podría ser explicada mediante tres nuevas dimensiones o factores *COMPORTAMIENTO*, *ECONOMÍA* y *POTENCIA* respectivamente. Anteriormente, en la sección 3, mencionábamos la existencia de seis factores que influyen en la satisfacción del consumidor. Consideramos que tres de esos factores, *ECONOMÍA*, *COMPORTAMIENTO* y *APARIENCIA*, son variables latentes explicativas de las variables *fiabilidad-servicio post-venta*, *frenos-seguridad* y *acabado-puesto de conducción*, respectivamente (Modelo 1). Consideramos también que los otros dos pares de variables observadas *aceleración/recuperación-velocidad* y *cambio-dirección* son medidas directas de los factores *POTENCIA* y

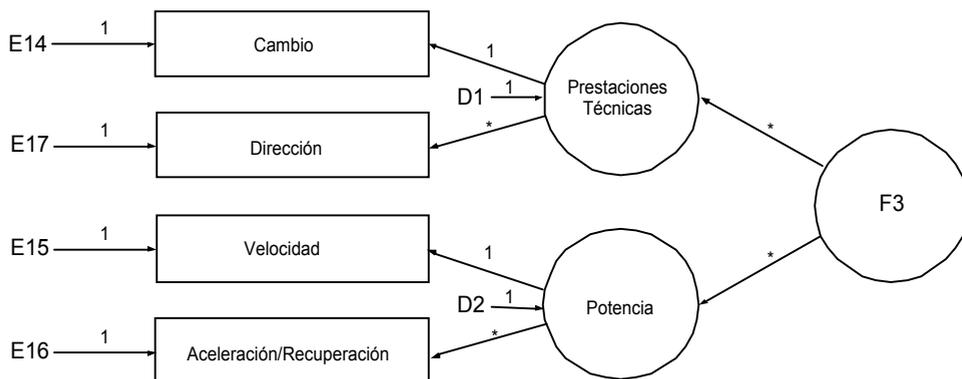
*PRESTACIONES TÉCNICAS* (Modelo 2). Por consiguiente, en estos modelos, incluimos nuevas dimensiones correspondientes a un nivel distinto de abstracción. Estos nuevos factores corresponden a variables latentes de satisfacción parcial del consumidor. Por último, se establece el factor de *HABITABILIDAD* como modelo AFPO (Modelo 3).

Cada modelo factorial de segundo orden recoge la varianza común de todas las medidas y refleja un significado a un nivel más alto de abstracción capturado a través de la influencia de un factor de segundo orden denominado "satisfacción global".

Con el propósito de identificar el modelo 2, restringimos las dos cargas de los factores de segundo orden a ser idénticas. Con el mismo fin, y tanto para el modelo 1 como para el modelo 2, a la varianza del factor  $\eta$  (variable independiente  $F_1$  y  $F_2$ , respectivamente) se le asigna el valor 1.

**Figura 4**  
AFSO REPRESENTACIÓN DEL DIAGRAMA CAUSAL (MODELO 1)



**Figura 5****AFSO REPRESENTACIÓN DEL DIAGRAMA CAUSAL (MODELO 2)**

Anteriormente mencionamos cómo el AFSO debería alcanzar mayor validez convergente que el AFPO, hecho que se constata en la mejora de la bondad de ajuste de cada modelo. En la siguiente Tabla 4, podemos observar la mejora en la bondad de ajuste global medida mediante los estadísticos  $\chi^2$ , los índices de Bentler y Bonet y los índices de ajuste comparativos.

**Tabla 4****INDICADORES PARA LA BONDAD DE AJUSTE DE LOS DOS PRIMEROS MODELOS**

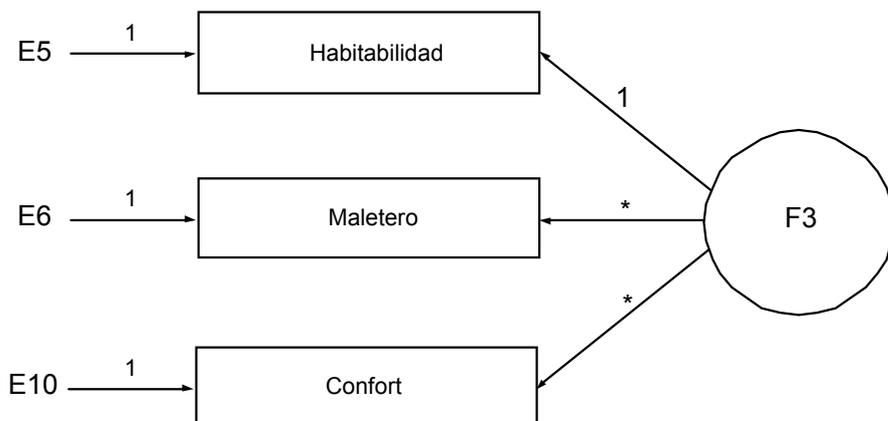
	$\chi^2$ (gl)	valor p	$\chi^2$ (SB) (gl)	valor p	NFI	NNFI	CFI	RCFI
<b>MODELO 1</b>								
AFPO	34,058 (9)	< 0,001	34,092 (9)	< 0,001	0,937	0,920	0,952	0,939
AFSO	7,354 (6)	0,289	6,940 (6)	0,326	0,986	0,994	0,997	0,998
<b>MODELO 2</b>								
AFPO	37,186 (2)	< 0,001	30,679 (2)	< 0,001	0,906	0,728	0,909	0,874
AFSO	0,741 (1)	0,389	0,565 (1)	0,452	0,998	1,004	1,000	1,000

La mejora del AFSO frente al AFPO es sustancial, ya que, según los indicadores de la bondad de ajuste, el AFPO no se ajusta a los datos de forma satisfactoria en ninguno de los dos modelos. Por otro lado, los valores  $p$  superiores a 0,28 y unos índices de Bentler y Bonnet y Comparativos superiores a 0,98 nos inducen a pensar que el AFSO se ajusta correctamente a los datos en ambos modelos.

Tenemos, asimismo, que observar que los valores correspondientes al estadístico escalado  $\chi^2$  (SB) no difieren sustancialmente de los  $\chi^2$ , lo que nos lleva a poder intuir que las variables manifiestas siguen aproximadamente una distribución normal multivariante.

**Figura 6**

AFPO REPRESENTACIÓN DEL DIAGRAMA CAUSAL (MODELO 3)



La Tabla 5 presenta los indicadores de validez y fiabilidad de cada variable que recogen las propiedades psicométricas de los indicadores empleados dentro de los modelos construidos.

**Tabla 5**

INDICADORES DE VALIDEZ Y FIABILIDAD		
	<i>Validez</i>	<i>Fiabilidad</i>
MODELO 1		
Acabado	0,89	0,79
Puesto de conducción	0,80	0,64
Seguridad	0,93	0,86
Frenos	0,80	0,64
Fiabilidad	0,99	0,98
Servicio post-venta	0,64	0,40
MODELO 2		
Cambio	0,79	0,62
Velocidad	0,98	0,96
Aceleración/Recuperación	0,92	0,84
Dirección	0,90	0,81
MODELO 3		
Habitabilidad	0,88	0,77
Maletero	0,76	0,57
Confort	0,54	0,29

De los resultados de la Tabla 5, destacamos que en la columna de validez<sup>(6)</sup> todos los valores son altos y mayoritariamente próximos a 1, excepto el perteneciente a la variable *confort*. En general, todos nuestros indicadores son válidos dentro del modelo factorial de segundo orden construido entorno a ellos. Los valores de la segunda columna indican los niveles de fiabilidad. Éstos son superiores a 0,57, excepto los correspondientes a *servicio postventa* y *confort*, por lo que igualmente consideramos que el nivel de fiabilidad de estos indicadores en los tres modelos es satisfactorio.

(6) Esta columna representa, a su vez, las cargas factoriales estandarizadas de los factores de primer orden definidas en la sección 2.

## 5. CONCLUSIONES

Este artículo aporta tres modelos para representar la satisfacción del comprador de un coche y establece que la satisfacción del consumidor puede tener una estructura factorial confirmatoria tanto de primer como de segundo orden. En los casos donde la satisfacción del consumidor tiene una estructura factorial de segundo orden existe una red de factores parciales de satisfacción interrelacionados.

El conocimiento que podemos tener acerca de los factores de satisfacción parcial y sus interrelaciones gracias al análisis factorial confirmatorio, puede ayudar a la hora de diseñar mensajes y campañas de publicidad. De este modo, la estructura de la satisfacción del consumidor puede servir para identificar los atributos de los modelos de coches que pueden ser utilizados en mensajes publicitarios. Además, se espera que el efecto de la publicidad en la satisfacción parcial del atributo de un modelo de coche, modifique la satisfacción del resto de los atributos relacionados.

En nuestro caso de datos de satisfacción de consumidores con un determinado modelo de coche, hemos llegado a la conclusión de que existen tres factores principales de satisfacción del consumidor y, a su vez, en dos de ellos subyacen otros factores parciales. En el primer factor subyacen los factores parciales *APA-RIENCIA*, *COMPORTAMIENTO* y *ECONOMÍA*. En el segundo factor subyacen los factores parciales *PRESTACIONES TÉCNICAS* y *POTENCIA* y finalmente, en el tercer factor subyace el factor denominado *HABITABILIDAD*. Estos factores coinciden con la intuición general de qué características de los coches son decisivas a la hora de comprar un coche nuevo.

Los índices de satisfacción del consumidor, tienen implicaciones en las estrategias competitivas de las empresas. Por un lado, representan un sistema de medición uniforme y comparable de aspectos cualitativos que rodean la actividad económica como, por ejemplo, la satisfacción del consumidor. Por tanto, esto permite a las compañías desarrollar mejoras en la calidad y en la publicidad.

Por otro lado, los índices de satisfacción del consumidor pueden tener también utilidad para los propios consumidores ya que ofrecen una información útil a la hora de decidir qué modelo de coche comprar y mejorar la adaptación de los mismos a los gustos del consumidor.

Este trabajo constituye un primer paso en el que tratamos de identificar los factores y estructuras subyacentes a la satisfacción del consumidor. En estudios posteriores queremos basarnos en estas estructuras para estimar la satisfacción del consumidor ofreciendo de esta manera una alternativa a los índices publicados en la revista *Autopista*, calculados como medias aritméticas de los 25 indicadores medidos y que la revista pone a disposición de sus lectores. En trabajos posterior-

res, nos proponemos, asimismo, tener en cuenta el efecto que la imagen del país de fabricación de los automóviles tiene sobre los consumidores. Un reciente trabajo (Ibáñez y Luque, 2002) revela la importancia de esta variable.

Queremos, por último, subrayar la importancia de recurrir a metodologías factoriales econométricas y psicométricas que proporcionan estructuras de la satisfacción del consumidor basadas en variables latentes (índices de satisfacción) subyacentes.

## REFERENCIAS

- ANDREASSEN, T. y LINDESTAD, B. (1998a), «Customer loyalty and complex services, the impact of corporate image on quality, customer satisfaction and loyalty for customers with varying degrees of service expertise», *International Journal of Service Industry Management* **9**, 7-23.
- ANDREASSEN, T. y LINDESTAD, B. (1998b), «The effects of corporate image in the formation of customer loyalty», *Journal of Service Marketing* **1**, 82-92.
- AZNAR, A. (1974), «Infraestructura y regionalización de las provincias españolas: Una aplicación del análisis factorial», *Revista Española de Economía* **4**, 137-166.
- BAGOZZI, R. (1980), «Causal Models in Marketing», John Wiley and Sons, New York.
- BAGOZZI, R. (1983), «Issues in the application of covariance structure analysis: A further comment», *Journal of Consumer Research* **9**, 449-450.
- BATISTA, J. y COENDERS, G. (2000), «Modelos de Ecuaciones Estructurales», La Muralla, Madrid.
- BEARDEN, W., SHARMA, S. y TEEL, J. E. (1982), «Sample size effects on chi square and other statistics used in evaluating causal models», *Journal of Marketing Research* **19**, 425-430.
- BENTLER, P. M. (1976), «Multistructural statistical model applied to factor analysis», *Multivariate Behavioral Research* **11**, 3-25.
- BENTLER, P. M. (1990), «Comparative fit indexes in structural models», *Psychological Bulletin* **107**, 238-246.
- BENTLER, P. M. (1998), «EQS Structural Equations Program Manual», University of California, Los Angeles, California.

- BENTLER, P. M. y BONNET, D. (1980), «Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures», *Psychological Bulletin* **88**, 588-606.
- BENTLER, P. M. y WEEKS, D. (1980), «Linear structural equations with latent variables», *Psychometrika* **45**, 289-308.
- BIGNÉ ALCAÑIZ, J. E. y VILA LÓPEZ, N. (2000) «Estrategia de empresa y posicionamiento del producto en la industria del automóvil. Un análisis comparado», *Economía Industrial* **332**, 29-42.
- BOLLEN, K. A. (1989), «Structural Equations with Latent Variables», John Wiley and Sons, New York.
- BROWNE, M. (1974), «Generalized least squares estimators in the analysis of covariance structures», *South African Statistical Journal* **8**, 1-24.
- DEL BARRIO GARCÍA, S. y LUQUE MARTÍNEZ, T. (2000), «Análisis de ecuaciones estructurales», en *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados*, Luque Martínez, T. (Coordinador), PIRÁMIDE, Madrid.
- FORNELL, C. (1992), «A national customer satisfaction barometer, the Swedish experience», *Journal of Marketing* **56**, 6-21.
- FORNELL, C. (1995), «The quality of economic output: Empirical generalizations about its distribution and association to market share», *Marketing Science* **14(3)**, 203-211.
- FORNELL, C., JOHNSON, M., ANDERSON, E., CHA, J. y BRYANT, B. (1996), «The American customer satisfaction index: Nature, purpose and findings», *Journal of Marketing* **60**, 7-18.
- GERBING, D. W. y ANDERSON, J. C. (1984), «On the meaning of within-factor correlated measurement errors», *Journal of Consumer Research* **11**, 572-580.
- GONZÁLEZ DÍAZ, M. y VÁZQUEZ SUÁREZ, L. (2000) «Factores determinantes de la dispersión en los precios de los automóviles», *Economía Industrial* **332**, 21-28.
- HAIR, ANDERSON, TAHAN y BLACK (1999). «Análisis multivariante». Quinta edición. Prentice Hall, Madrid.
- HOWARD, J. y SHETH, J. (1969), «The Theory of Buyer Behaviour», John Wiley and Sons, New York.
- IBÁÑEZ ZAPATA, J. A. y LUQUE MARTÍNEZ, T. (2002) «Propuesta y contrastación empírica de una extensión del *modelo flexible simple* de los efectos del país de origen de los productos», *XIV Encuentro de Profesores Universitarios de Marketing*,. Departamento de Administración de Empresas y Marketing, Facultad de CC. Económicas y Empresariales, Granada.

- JOHNSON, R. y WICHERN, D. (1988), «Applied Multivariate Statistical Analysis», Prentice Hall, New York.
- JÖRESKOG, K. (1969), «A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis», *Psychometrika* **34**, 183-202.
- JÖRESKOG, K. G. y SÖRBOM, D. (1978), «LISREL IV: Analysis of Linear Structural Relationship by the Method of Maximum Likelihood», National Educational Resources, Chicago.
- LUQUE MARTÍNEZ, T. (2000), «Análisis Factorial», en *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados*, Luque Martínez, T. (coordinador), PIRÁMIDE, Madrid.
- MARDIA, K. V. (1974), «Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies», *Sankhya B* **36**, 115-118.
- MARTENSEN, A., GRONHOLDT, L. y KRISTENSEN, K. (2000), «The drivers of customer satisfaction and loyalty, cross-industry findings from Denmark», *Total Quality Management* **11**, 8544-8553.
- MORAL RINCÓN, M. J. (2000), «El ciclo de los modelos de automóvil en el mercado español», *Economía Industrial* **332**, 11-19.
- SATORRA, A. y BENTLER, P. (1988), «Scaling corrections for chi-square statistics in covariance structure analysis», Proceedings of the American Statistical Association, 308-313.
- SATORRA, A. y BENTLER, P. (1994), «Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis», in A. von Eye y C. C. Clogg, eds, *Latent variables analysis: Applications for developmental research* SAGE, Thousand Oaks, 399-419.
- SPEARMAN, C. (1904), «General intelligence, objectively determined and measured», *American Journal of Psychology* **15**, 201-293.
- TUCKER, L. R. y LEWIS, C. (1973), «A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis», *Psychometrika* **38**, 1-10.
- YI, Y. (1989), «An investigation of the structure of expectancy», *International Journal of Research in Marketing* **6**, 71-83.

## CONSUMER SATISFACTION: AN APPLICATION OF CONFIRMATORY FACTOR ANALYSIS TO THE SPANISH AUTOMOBILE INDUSTRY

### ABSTRACT

The present paper describes three models for representing the satisfaction of a new car buyer. These models treat simultaneously manifest and latent variables and are defined as confirmatory factor models within the framework of Structural Equation Modelling. The data used are 25 indicators obtained from a macro-survey carried out by an automotive journal *Autopista*. Three principal factors underlie these data. The first factor is formed by *appearance, behaviour and economy*, the second one by *technical features and power* and finally the third one by *habitability*.

*Keywords:* consumer satisfaction, factor analysis, structural equation models.

*Clasificación AMS:* 62H25, 62H99, 91B82