

Índices de satisfacción del consumidor: Una aplicación de modelos de ecuaciones estructurales a la industria automovilística española*

Cristina López, Karmele Fernández y Petr Mariel**

Departamento de Econometría y Estadística

Universidad del País Vasco

Lehendakari Aguirre 83,E48015 BILBAO, Spain.

9 de octubre de 2002

Resumen

El objetivo del presente trabajo es la obtención de la variable latente Satisfacción Global del Consumidor (SGC), a partir de 25 indicadores proporcionados por la revista Autopista para 130 modelos de coches. La metodología empleada es la modelización mediante Sistemas de Ecuaciones Estructurales basándonos en consideraciones teóricas y en las variables latentes observadas en un Análisis Factorial Exploratorio previo. Como resultado se obtienen tres factores de satisfacción del consumidor en los que subyacen los siguientes factores parciales: Apariencia, Comportamiento, Economía, Prestaciones técnicas, Potencia y Habitabilidad. Los dos primeros factores se establecen como modelos de Análisis Factorial Confirmatorio de segundo orden. Las conclusiones de este trabajo permiten una mejor comprensión de las dimensiones de la satisfacción del consumidor y una mejora en la estimación de los índices.

Palabras Clave: Análisis factorial confirmatorio, Satisfacción Global del Consumidor.

*Este trabajo ha sido financiado con los grupos de investigación consolidados UPV 038.321-13631/2001, UPV 00038.321-13503/2001 los proyectos de la DGE PB98-0149 y del Gobierno Vasco PI1999-46

**Phone: +34.94.601.3735. Fax: +34.94.601.3754. e-mail: kf@alcib.bs.ehu.es

1. Introducción

En este trabajo construimos varios modelos causales basados en resultados cualitativos existentes en la industria automovilística utilizando la metodología de las ecuaciones estructurales. Algunos de estos modelos son simples modelos de medida y otros combinan un modelo de medida con un modelo de factor latente.

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* y la representación de este concepto en la forma de una variable latente será tanto la Satisfacción Parcial del Consumidor (SPC) como la Satisfacción Global (SGC).

Existen dos tipos de definiciones de la Satisfacción del Consumidor (SC) (Yi (1990, p. 69)). El primer tipo considera la Satisfacción del Consumidor como un *resultado* obtenido de la experiencia de consumir. Por ejemplo, “el estado cognitivo del comprador tras ser premiado adecuada o inadecuadamente por los sacrificios que ha soportado”¹ (Howard & Sheth (1969, p. 145)); “el estado psicológico resultante cuando los sentimientos no confirman las expectativas sobre la experiencia que supuso consumir en base a los sentimientos iniciales” (Oliver (1981, p. 27)). El segundo tipo de definición considera la satisfacción del consumidor como un *proceso* y afirma que “la satisfacción del consumidor es la evaluación de que la experiencia que supuso consumir fue por lo menos tan buena como se suponía que debería ser” (Hunt (1977, p. 459)), como “una evaluación de que la elección es consistente con las creencias iniciales” (Engel & Blackwell. (1982, p. 459)), y como “la respuesta del consumidor a la evaluación de la discrepancia percibida entre las expectativas iniciales y el rendimiento o resultado efectivo del producto tal y como ha sido percibido tras su consumo” (Tse & Wilton (1988, p. 204)).

La teoría de la satisfacción del consumidor radica en tres áreas: definición y medición, antecedentes y consecuencias. “La satisfacción del consumidor está generalmente definida como la respuesta del consumidor a la evaluación de la discrepancia percibida entre las expectativas y los resultados o rendimientos percibidos del producto. La satisfacción del consumidor se encuentra determinada por un estándar previo a la experiencia y la confirmación del mismo. Se supone que la confirmación y la no confirmación determinan la satisfacción y la no satisfacción del consumidor” (Yi (1990, p.111)).

Por un lado, el primer tipo de definición considera que la Satisfacción del Consumidor es una respuesta emocional acerca de las experiencias, sin realizar evaluación alguna de las expectativas. Por otro lado, el segundo tipo de definición considera que la satisfacción del consumidor es una evaluación de las expectativas y los resultados

efectivos.

Anteriores estudios p.e. Fornell (1992) y Fornell, Johnson, Anderson, Cha & Bryant (1996) basados en la SGC se han centrado en los procesos que rodean la satisfacción del consumidor los cuales tienen en cuenta sus antecedentes y consecuencias. Este estudio está basado en las interrelaciones entre la satisfacción producida por los atributos de los diferentes coches y no en el proceso que subyace en el concepto de la Satisfacción del Consumidor. Trataremos de conceptualizar los factores clave de la satisfacción del consumidor e integrar sus interrelaciones en modelos comprensibles. Finalmente, haremos el esfuerzo de desarrollar modelos contrastables de la satisfacción del consumidor a través de un diseño factorial.

Nuestro objetivo es obtener un Índice de Satisfacción Global del Consumidor (ISGC) aplicado a la industria automovilística española. Para ello previamente obtenemos los Índices de Satisfacción Parcial del Consumidor (ISPC). Suponemos que estos ISPC, uniformes y comparables, son una medida de la Satisfacción del Consumidor (SC). La obtención de los índices requiere de una metodología con una teoría fundamental: la teoría debe admitir que las variables latentes del modelo representan distintas evaluaciones del consumidor que no pueden ser medidas directamente. Por lo tanto, para medir la SC empleamos un método de indicadores múltiples.

A la hora de definir la SC nos planteamos algunas cuestiones. ¿Es la SC una evaluación global, una evaluación de los componentes, o una evaluación global basada en la evaluación de los componentes? El propósito de este artículo es proponer un nuevo método de representar la estructura de la SC para así estudiar y comparar las implicaciones de sus representaciones. En este trabajo nos centraremos en la SC como una evaluación global basada en las evaluaciones de sus componentes.

En la base de este estudio contamos con que quizás podría existir una interdependencia (o correlaciones percibidas) entre la satisfacción producida por los atributos de los diferentes modelos de coches. Creemos que estas correlaciones percibidas son medidas de un mismo concepto. 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) y la segunda como un modelo de Análisis Factorial de Segundo Orden (AFSO).

El modelo de AFSO ofrece una información más explícita acerca de las subestructuras subyacentes en el concepto general (Yi (1989)). De este modo el modelo AFSO debería alcanzar una mayor validez convergente que el modelo AFPO con un único factor.

La representación estructural de los modelos planteados podría quizás no mejorar la estimación de los índices, sin embargo, la representación estructural es útil para entender las dimensiones que subyacen en los mismos. Mantenemos que la SGC 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.

Los modelos de ecuaciones estructurales constituyen una de las herramientas más potentes para el estudio de relaciones causales sobre datos no experimentales cuando estas relaciones son de tipo lineal. Sin embargo, estos modelos nunca prueban la causalidad, solo ayudan a seleccionar entre las hipótesis causales relevantes, desechando aquellas no soportadas por la evidencia empírica. Así, las teorías causales son susceptibles de ser estadísticamente rechazadas si se contradicen con los datos, es decir, con las covarianzas o correlaciones entre variables. En cambio, las teorías no pueden ser confirmadas estadísticamente.

Lo que acabamos de afirmar significa que mediante esta metodología no tratamos de confirmar una teoría sino de observar si nuestras teorías causales son rechazadas o no. Por consiguiente las relaciones causales que establezcamos en este trabajo no constituyen las únicas hipótesis teóricas susceptibles de ser analizadas.

Los diferentes modelos están inspirados en los resultados de un Análisis Factorial Exploratorio (AFE) previo. De aquí derivaremos tres modelos definitivos que nos proporcionarán varios Índices de Satisfacción Parcial del Consumidor (ISPC). Finalmente, estos ISPC compondrán las dimensiones del ISGC.

El trabajo se organiza como sigue. La siguiente sección se ocupa de la medición de las variables observadas. En la sección 3 se exponen con detalle cada uno de los modelos y finalmente la sección 4 establece las conclusiones de este trabajo.

2. Medición de la Satisfacción del Consumidor

Existen dos métodos de medición: métodos directos e indirectos. A la hora de medir la SC principalmente se emplean métodos de encuestas directas debido a su claridad de propósitos y la sencillez de las respuestas. Sin embargo, existen también problemas de recelo, sesgo de selección y sesgo de no respuesta. Los métodos indirectos recogen datos que provienen de las quejas de los consumidores y las compras reiteradas. Ambos métodos se complementan entre sí (Yi (1990)).

Utilizamos métodos de encuesta directos y conocemos indirectamente cuales son las posibles quejas. Consumidores de coches recién comprados (365 186), rellenan voluntariamente un cuestionario que aparece semanalmente en la revista *Autopista* (una de las revistas del automóvil más vendidas en España). Una vez que el encuestado es identificado como consumidor se trabaja con el cuestionario referido a la satisfacción del consumidor. 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, que averías fueron solucionadas dentro de la garantía, la última vez que llevó el coche al taller y la importancia de la intervención. No se pregunta directamente acerca de las quejas que el consumidor pudo realizar, sin embargo, una referencia acerca de las averías y la garantía nos da pistas acerca de las posibles quejas formuladas.

Esta encuesta fue llevada a cabo por los lectores de la revista *Autopista*, mediante una tarjeta de respuesta que es después enviada por correo. Tomando una muestra aleatoria del total de los encuestados, se contrasta la veracidad de los datos de titulares, marca, modelo y matrícula. La información fue recogida en once etapas, desde abril de 1995 a junio de 2000. Finalmente, la revista obtiene una lista de 130 modelos de coches. Ya que el total de encuestados fue de 365 186 podríamos decir que estos 130 modelos de coches casi representan la población de modelos de coches existentes en aquel momento.

Para identificar los factores teóricos utilizados en nuestros modelos entrevistamos a tres de los encuestados por la revista. Los entrevistados responden que son principalmente cinco los factores que les influyeron a la hora de comprar el coche: apariencia, comportamiento, economía, potencia, prestaciones técnicas y habitabilidad.

Fiabilidad y Validez de las medidas

En la encuesta, los consumidores señalan su grado de satisfacción sobre 25 atributos tales como diseño, habitabilidad, seguridad, dirección, consumo, confort, etc. De acuerdo con las categorías de una escala de Likert¹ 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, aplicando la fórmula $y_{jh} = 2,5(x_{jh} + 2)$, transforma estos índices que se encuentran en una escala de 5 puntos, x_{jh} , en una escala entre 0 y 10 puntos, y_{jh} , donde j se refiere a cada uno de los atributos y h a cada uno de los 130 modelos de coches. A continuación, con el fin de obtener un Índice de Satisfacción Parcial del Consumidor para cada uno de los 25 atributos, la revista calcula la puntuación media teniendo en cuenta el número de personas que responde para cada uno de los modelos de coche.

Experiencias anteriores llevan a los autores a afirmar que en los mercados competitivos la distribución de frecuencias de los indicadores de satisfacción tiene siempre una asimetría negativa² (Fornell (1995)). Por tanto, al utilizar una escala de 10 puntos, la cual discrimina mejor entre los modelos de coches, se reducen los problemas

¹Escala de Likert: suma de respuestas que oscila de completamente de acuerdo a completamente en desacuerdo sobre varias de las características que indican la satisfacción con el producto.

²Los 25 indicadores de satisfacción de la tabla de datos presentan, en general, una pequeña asimetría negativa. Véanse las Tablas 4, 8 y 12 en las páginas siguientes.

estadísticos de extrema asimetría (Andrews (1984)).

3. Los modelos

Nuestros modelos se basan en tres principios fundamentales. El primero de ellos reconoce que el significado de las variables depende del contexto en el que son aplicadas (Blalock (1982); Fornell (1982), Fornell (1989); Fornell & Yi (1992)). El segundo afirma que todas las variables han sido medidas con cierto nivel de error (Andrews (1984)). Y el tercero dice que el factor “Satisfacción Global del Consumidor” no es directamente observable (Howard & Sheth (1969); Oliver (1981); Westbrook & Reilly (1992)).

El ISC es especificado como una variable latente en un sistema representado por múltiples ecuaciones, donde el error de medida es tenido en cuenta. Una diferencia entre estos ISC y otros índices de satisfacción es que este ISC es medido (y estimado) en el contexto de variables interrelacionadas (tal y como es representado en un modelo de ecuaciones estructurales). El método empleado por la mayoría de los departamentos de marketing comerciales hoy en día consiste en medir la satisfacción fuera del contexto en el que debería ser aplicado. De este modo, muchas empresas no encuentran una fuerte relación entre las mediciones de satisfacción y los resultados económicos. Aunque quizás todas las relaciones especificadas no sean lineales, suponemos que las aproximaciones lineales son lo suficientemente buenas (Fornell (1992)).

Desde principios del siglo XX, los psicómetras comienzan a desarrollar modelos que sirven para estudiar conceptos abstractos denominados factores o constructos. Los más comunes de estos modelos son el análisis factorial exploratorio (Spearman (1904)) y el análisis factorial confirmatorio (Jöreskog (1969)).

El Análisis Factorial Clásico es uno de los modelos de variables latentes más antiguo. En un principio se utilizó como una técnica de análisis de datos exploratorio. Más recientemente, ha sido desarrollado como una herramienta de contraste de hipótesis, primordialmente debido al trabajo de Jöreskog (1969). Desde el punto de vista de un análisis factorial exploratorio, el análisis se centra en encontrar el menor número de factores comunes que tengan en cuenta las correlaciones o covarianzas entre las variables. Desde el punto de vista de un análisis factorial confirmatorio, el análisis se centra en implementar las hipótesis basadas en la teoría sobre el modo en el que un dominio de variables puede ser estructurada, y contrastar la idoneidad de las hipótesis empleando métodos estadísticos.

Los fenómenos de interés 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 esta variabilidad es necesario utilizar métodos

multivariantes adecuados como los modelos de ecuaciones estructurales. Estos modelos permiten incorporar el error de medida y considerar relaciones recíprocas entre factores. En su forma más general combinan modelos de variables latentes y modelos de medida.

Por todo ello, la metodología empleada es una modelización basada en ecuaciones estructurales. Los resultados finales sugieren que estas representaciones estructurales ofrecen un ajuste satisfactorio de los datos. Este ajuste satisfactorio nos permite estimar varios índices y compararlos con el calculado por la revista (la media de los índices de satisfacción parcial para los 25 atributos de los coches calculados por la revista).

En la mayoría de los métodos de estimación suponemos que las variables tienen una distribución elíptica o normal (véase Bentler (1998)). Si esta suposición es falsa, el contraste estadístico de validación del modelo propuesto, puede quizás no tener la distribución χ^2 esperada. De este modo, deberíamos utilizar otro contraste estadístico que tenga un comportamiento mejor ante una distribución mal especificada. Satorra & Bentler (1988) y Satorra & Bentler (1994) desarrollaron algunas correcciones en el contraste de bondad de ajuste estándar para obtener una distribución más próxima a una χ^2 .

Dado que los resultados han sido dados en una escala de 10 puntos y que la distribución de las variables no tiene una excesiva asimetría, no deberían existir problemas para la utilización del método de máxima verosimilitud (Olsson (1979)). Por consiguiente, las funciones de máxima verosimilitud y máxima verosimilitud robusta son utilizadas para la estimación del modelo. El estadístico robusto utilizado es el estadístico de contraste escalado de Satorra-Bentler citado en el párrafo anterior.

Teóricamente sabemos cuales son los factores o dimensiones relacionadas con la satisfacción del consumidor de un modelo de coche: la apariencia del coche, la habitabilidad, el comportamiento, la economía, la potencia y las prestaciones técnicas. Sin embargo, para saber como estructurar tales dimensiones desde el punto de vista de un modelo de ecuaciones estructurales comenzamos por efectuar un Análisis Factorial Exploratorio.

El objetivo principal del Análisis Factorial Clásico es explicar las covarianzas o correlaciones entre la mayor parte de las variables mediante unas pocas variables latentes subyacentes. En este sentido, se trata de una técnica de reducción de la dimensionalidad de los datos.

Optamos por el AFE en lugar del Análisis de Componentes Principales (ACP) porque su filosofía de planteamiento coincide con la de los modelos de ecuaciones estructurales donde las variables observadas dependen de los factores comunes y específicos que no son observables.

Uno de los objetivos del Análisis Factorial es representar las relaciones entre los conjuntos de variables de modo parsimonioso. Es decir, explicar las correlaciones observadas utilizando el menor número de factores posible. Por otro lado, sería conveniente que los factores fueran significativos. Por consiguiente, una buena solución factorial se da tanto por su simplicidad como por su interpretabilidad.

Efectuamos por tanto un Análisis Factorial Exploratorio y lo estimamos mediante *Mínimos Cuadrados Generalizados*. El método de los mínimos cuadrados generalizados, para un número fijo de factores, consiste en una matriz factorial de diseño que minimiza la suma de las diferencias al cuadrado entre las matrices de correlación observadas y estimadas. Las correlaciones están ponderadas inversamente por las unicidades o especificidades de las variables. Es decir, a las correlaciones que impliquen variables con alta especificidad se les da menos peso que a las correlaciones con baja especificidad.

Para decidir cuantos factores necesitamos para representar los datos, es de gran ayuda examinar el porcentaje de varianza total explicado por cada uno de dichos factores. La varianza total es la suma de la varianza de cada variable. Por simplicidad, todas las variables y factores están expresados en forma estandarizada de media cero y desviación estándar 1.

Cuadro 1: Autovalores y porcentajes de varianza proyectados en factores no rotados

FACTOR	TOTAL	% DE LA VARIANZA	% ACUMULADO
1	11,219	44,875	44,875
2	2,752	11,008	55,883
3	1,788	7,150	63,033
4	1,629	6,514	69,547
5	1,142	4,570	74,117

Los cinco primeros factores recogen un 74,12% de la varianza. Analizamos por tanto los primeros cinco factores cuyo valor propio es superior a 1.

Una vez que hemos decidido cuantos factores extraer de nuestro conjunto de variables originales, tenemos la opción de redefinir los factores para redistribuir la varianza explicada entre los factores nuevamente definidos.

Aunque la matriz factorial obtenida en la fase de extracción indique la relación entre los factores y las variables individuales, a menudo es difícil identificar factores significativos basados en esta matriz. Es decir, en ocasiones las variables y los factores no aparecen correlacionados en un esquema interpretable teóricamente ya que la mayoría de los factores están correlacionados con muchas variables. Por tanto, ya que uno

de los objetivos del análisis factorial es identificar factores que sean substantivamente significativos (en el sentido de que resumen conjuntos de variables muy relacionados) la fase de rotación del análisis factorial trata de transformar la matriz inicial en una que sea más fácil de interpretar.

El objetivo de la rotación es alcanzar una estructura simple. Esto significa que queremos que cada factor tenga ponderaciones o saturaciones distintas de cero tan solo para algunas de las variables. Esto nos ayudará a interpretar los factores. También sería conveniente que cada variable tenga saturaciones distintas de cero en tan solo unos pocos factores, preferentemente en uno. Esto permite que los factores se diferencien entre sí.

Cuadro 2: Autovalores y porcentajes de varianza proyectados en factores rotados

FACTOR	TOTAL	% DE LA VARIANZA	% ACUMULADO
1	8,192	32,768	32,768
2	3,544	14,176	46,944
3	2,454	9,815	56,759
4	1,603	6,413	63,172
5	1,253	5,010	68,182

Tras la rotación ortogonal Varimax de los 5 factores extraídos observamos como la varianza explicada inicialmente por cada uno de los factores (Tabla 2) se reparte más homogéneamente entre los 5 primeros factores. Por ejemplo, en un principio el primer factor recogía un 44,8 % de la varianza y tras la rotación, pasa a recoger un 32,8 % del total de la varianza.

A continuación observamos la tabla que recoge la matriz factorial extraída tras la rotación de los 5 primeros factores retenidos:

En esta tabla observamos las saturaciones de los cinco factores que hemos retenido. Consideramos como significativas aquellas ponderaciones cuyo valor sea superior a 0,40 (Aznar (1974))³. La Tabla 3 no solo puede ser interpretada como las ponderaciones de cada variable en cada uno de los cinco factores, sino como el grado de representatividad de cada una de las variables en cada factor.

Por un lado, en algunas variables la representatividad o significatividad es exclusiva de un solo factor como es el caso de acabado y seguridad, en el factor 1 o de Habitabilidad en el factor 3. Por otro lado, otras variables son significativas en varios

³Valores inferiores a 0,40 han sido borrados de la Tabla 3. Este umbral adoptado por Aznar (1974) es un criterio arbitrario que consideramos adecuado para nuestro caso. Véase el apéndice, con la denominación de las variables, en la página 27

Cuadro 3: **Matriz de factores rotados**

NÚM.	VARIABLES	COMPONENTES				
		1	2	3	4	5
1	DIESTETI	0,604				
2	DIFUNCIO	0,480		0,496		
3	ACABADO	0,880				
4	SEGURIDA	0,832				
5	HABITABI			0,939		
6	MALETERO			0,695		
7	PUCONDOC	0,750				
8	VISILUMI			0,425		
9	EQUIPAMI	0,659				
10	CONFORT	0,753		0,446		
11	NISONORO	0,691				
12	VENCALEF	0,709				
13	MOTOR		0,936			
14	CAMBIO	0,579	0,447			
15	VELOCIDA	0,517	0,766			
16	ACRECUPE	0,421	0,839			
17	DIRECCIO	0,716	0,427			
18	FRENOS	0,736				
19	COMESTAB	0,682				
20	FIABILID	0,675				
21	SEPOSTVE	0,506				
22	CONSUMO					0,958
23	CMANTENI				0,947	
24	RVPRECIO				0,507	
25	PREVENTA	0,563				

factores simultáneamente como por ejemplo la variable velocidad, la cual es significativa en los factores 1 y 2.

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 & Coenders (2000)):

1. Tan solo uno de los factores latentes del modelo debe tener un efecto directo en la variable observada (sin variables intervinientes entre la variable observada y el factor).
2. 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 se cumple. Si el factor

excluido tiene algún efecto sobre dos de las variables observadas, el error de medición de ambos contendrá dicho efecto y la suposición de incorrelación entre los términos de error y los factores tampoco se cumplirá.

Un buen indicador a priori de la validez de una medida en cada uno de los factores se obtiene del contenido de la Tabla 3, obtenida tras un AFE. En la misma podemos observar las ponderaciones de cada factor y determinar que pesos inferiores a 0,4 corresponden a una escasa significatividad de la variable en el factor y por consiguiente a una mala validez de la medida.

Por tanto el problema de validez, a partir de la Tabla 3, es importante no solo a la hora de comprobar la validez de cada variable en cada uno de los factores latentes sino también para saber como atribuir cada una de las dimensiones teóricas a cada una de las 25 variables.

Primer Factor

En el primer factor existen un total de 18 variables significativas (con ponderaciones mayores que 0,4). Doce de esas variables son significativas tan solo en el primer factor y 6 son significativas simultáneamente con otros factores. Basándonos en los factores teóricos que subyacen en la satisfacción del consumidor de un modelo de coche, elegimos las siguientes variables: acabado, puesto de conducción, seguridad, frenos, fiabilidad y servicio post-venta.

En la Tabla 4 se presenta un análisis descriptivo de los datos que nos permite detectar cualquier desviación de la normalidad y la existencia de posibles valores atípicos.

Cuadro 4: Estadísticos Muestrales

Estadísticos Univariantes:						
VARIABLE	ACABADO	PUESTO DE CONDUCCIÓN	SEGURIDAD	FRENOS	FIABILIDAD	SERVICIO POST-VENTA
Tamaño muestral n=128						
Media	8,04	8,273	8,18	7,86	8,16	6,94
Desviación Estándar	0,807	0,619	1,018	0,951	0,688	-0,883
Asimetría	-0,341	0,012	-0,857	-0,507	-0,327	-0,040
Curtosis	-0,238	-0,396	0,750	0,195	-0,369	-0,049

Observando los casos con mayor contribución a la curtosis normalizada multivariante destacamos los casos número 50 y 78, los cuales consideramos como dos valores atípicos. Tras eliminar estos dos casos, nuestra normalidad multivariante ha mejorado considerablemente.

En cuanto al resultado de la curtosis multivariante, el coeficiente de Mardia es 3,77 y la estimación normalizada del mismo 2,17 (Mardia (1970) y Mardia (1974)).

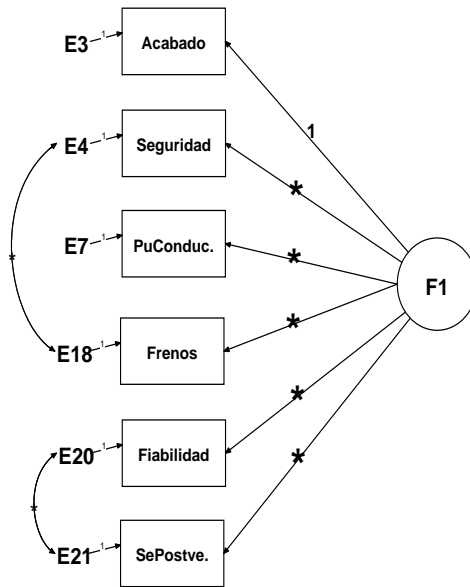
Estos resultados sugieren que nuestras variables no se desvían mucho de una distribución normal. Por tanto, las variables son consideradas como moderadamente normales o casi normalmente distribuidas.

En primer lugar, evaluamos la existencia de un modelo de análisis factorial de primer orden donde la SC es considerada como una variable latente, y los índices de satisfacción parciales para los atributos de los coches (obtenidos de la encuesta) son considerados como sus indicadores o medidas. Estos indicadores son una función del error de medición así como de la variable latente.

Debería existir una interdependencia (o correlaciones percibidas) entre la satisfacción producida por los anteriores 6 atributos de los diferentes modelos de coches. Pensamos que estas correlaciones son medidas de un mismo concepto. Esto nos permitiría representar una estructura vertical con una jerarquía de atributos de dos modos distintos, uno de ellos como un modelo de Análisis Factorial de Primer Orden (AFPO) y el segundo como un modelo de Análisis Factorial de Segundo Orden (AFSO).

A continuación, podemos observar en la Figura 1 el “path diagram” correspondiente al modelo de AFPO.

Figura 1: **AFPO Representación del “path diagram”**



Al primer parámetro λ de la variable latente, η , se le asigna el valor uno para así fijar las escalas de medida tal y como recomiendan Jöreskog & Sörbom (1978).

El modelo que estimamos es:

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} y_3 \\ y_4 \\ y_7 \\ y_{18} \\ y_{20} \\ y_{21} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_4 \\ \lambda_7 \\ \lambda_{18} \\ \lambda_{20} \\ \lambda_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_7 \\ \epsilon_{18} \\ \epsilon_{20} \\ \epsilon_{21} \end{bmatrix},$$

donde η es la SGC, Λ , es la matriz de constantes desconocidas, λ_i denominadas saturaciones y ϵ_i es el error de medida, el cual se supone distribuido normalmente e incorrelacionado con el factor latente, siendo i el subíndice correspondiente a las variables en la Tabla 3. Como pudimos observar, cada variable observada tiene un número asignado: y_3 = Acabado, y_4 = Seguridad, y_7 = Puesto de conducción, y_{18} = Frenos, y_{20} = Fiabilidad y y_{21} = Servicio post-venta.

Anteriormente mencionamos como el modelo de AFSO debería alcanzar una mayor validez convergente que el modelo de AFPO. La validez convergente es evaluada observando si los modelos de AFSO obtienen un ajuste satisfactorio a los datos (Bagozzi (1983a); Burnkrant & Page (1988)).

Los valores de los estadísticos χ^2 y Satorra y Bentler (SB) χ^2 escalado para la hipótesis contrastada $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ son 34,05 y 34,09, respectivamente. Sus respectivos *p-value* son menores que 0,001 correspondientes a una distribución χ^2 con 9 grados de libertad. De este modo, rechazamos la H_0 , al nivel 5% de significatividad. Este resultado no apoya el modelo de AFPO tal y como sugerimos anteriormente.

La bondad de ajuste no es aceptable, de modo que para mejorar el ajuste comprobamos el contraste del Multiplicador de Lagrange (ML) Multivariante. El contraste del ML se utiliza para contrastar hipótesis relacionadas con las restricciones que existen en el modelo. Un tipo de restricción que es contrastada es si los parámetros fijos, como las covarianzas que se restringen a cero en el modelo, realmente son distintas de cero en la población, y por consiguiente debería ser mejor tratarlas como parámetros libres. Calculamos así los estadísticos de contraste χ^2 del ML multivariante para poder evaluar la necesidad estadística de estas restricciones. Los estadísticos de contraste del ML pueden determinarse para un amplio conjunto de parámetros. Nosotros decidimos especificar el contraste del ML multivariante sobre los errores correlacionados (Bentler (1998)).

Cuadro 5: **Contraste del Multiplicador de Lagrange Multivariante**

Proceso simultáneo:			
PARÁMETRO	PASO	CHI-CUADRADO	PROBABILIDAD
E21-E20 (Servicio post-venta–Fiabilidad)	1	18,648	0,000
E18-E4 (Frenos–Seguridad)	2	28,456	0,002

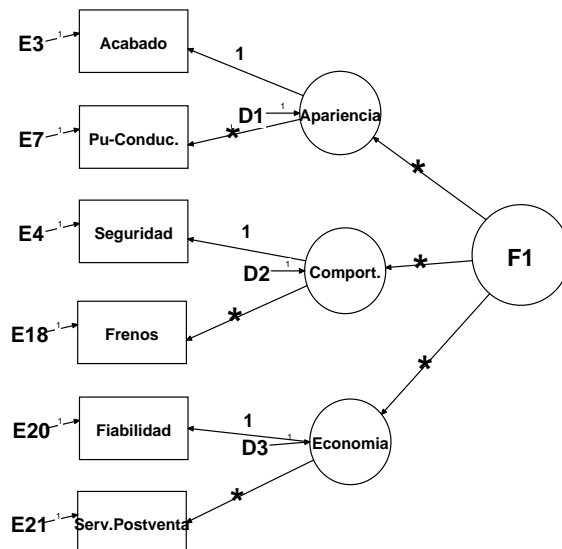
Este proceso indica la existencia de errores correlacionados⁴. Las correlaciones entre errores de medición implican que existen una o más variables omitidas causantes de una variación común en las medidas cuyos residuos covarían (Bagozzi (1983*b*)). En nuestro caso la existencia de residuos correlacionados no está justificada ni teórica ni metodológicamente (Bagozzi (1983*b*)). Por el contrario creemos que tras la especificación del modelo se esconden factores de orden mayor, y más específicamente factores de segundo orden.

Los factores de primer orden representan la influencia común que tienen en cuenta las correlaciones de los múltiples indicadores. El problema es que podríamos tener covariación entre variables observadas, no tenida en cuenta por este único factor de primer orden (Gerbing & Anderson (1984)). La existencia de errores de medición correlacionados implica que el único factor de este modelo de análisis factorial de primer orden no tiene en cuenta de forma adecuada la covariación entre las parejas de indicadores (Gerbing & Anderson (1984)). Si tuviéramos en cuenta esta covariación e incluyéramos errores de medición correlacionados mejoraríamos la bondad de ajuste, sin embargo, perderíamos el significado y la conclusión substantiva que nos indica el modelo. Por este motivo decidimos evaluar un modelo de análisis factorial de segundo orden.

La correlación inexplicada por este único factor entre los dos pares de variables observadas ($y_{21} - y_{18}$, $y_{18} - y_4$) podría ser explicada mediante dos nuevas dimensiones o factores. Anteriormente mencionamos la existencia de cinco factores que influyen en la satisfacción del consumidor. Consideramos que dos de esos factores, apariencia y comportamiento, son variables latentes explicativas de las variables servicio post-venta y fiabilidad y, frenos y seguridad respectivamente. Consideramos también que las restantes dos variables observadas puesto de conducción y acabado son medidas directas del factor apariencia. Por consiguiente, tenemos tres nuevas dimensiones correspondientes a un nivel distinto de abstracción en este modelo. Estos tres nuevos factores corresponden a las variables latentes, Satisfacción Parcial del Consumidores (SPC). Algunos consumidores a la hora de comprar un coche buscan la apariencia del mismo lo cual podría darles prestigio. Otros buscan un buen comportamiento entendido como un comportamiento seguro. Finalmente, creemos fundamental la inclusión de un factor que recoja la satisfacción parcial del consumidor en la economía representado por la probabilidad de que un coche tenga averías (fiabilidad) y el servicio post-venta.

⁴Encontramos errores correlacionados significativos entre dos pares de indicadores: Frenos (y_{18}) – seguridad (y_4), y fiabilidad (y_{20})– servicio post-venta (y_{21}).

AFSO Representación del “Path diagram”



También en este caso y para cada variable latente, al primer parámetro λ se le asigna el valor uno para así fijar las escalas de medida.

El modelo a estimar es:

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \quad (2)$$

$$\eta = \Gamma\xi + \zeta$$

$$\begin{bmatrix} y_3 \\ y_7 \\ y_4 \\ y_{18} \\ y_{20} \\ y_{21} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \lambda_7 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & \lambda_{18} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \lambda_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \eta_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_3 \\ \epsilon_7 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_{18} \\ \epsilon_{20} \\ \epsilon_{21} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \eta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \zeta_3 \end{bmatrix},$$

donde ξ es el factor latente de la Satisfacción Global del Consumidor en estas variables, η_i es la variable latente de la Satisfacción Parcial del Consumidor para $i=1$ a 3, y ζ_i es el término de error para cada variable latente sobre la SPC para $i=1$ a 3.

Ahora el estadístico (χ^2) para la hipótesis $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ es 7,354 correspondiente a una distribución χ^2 con 6 grados de libertad y con un p -value= 0,289. El estadístico escalado de Satorra-Bentler es 6,940 con un p -value= 0,326. Por consiguiente, es evidente que el modelo ajusta los datos de forma satisfactoria.

Otros indicadores del ajuste global del modelo como los índices de bondad de ajuste también sugieren que el modelo es satisfactorio. En general el valor de estos índices oscila entre 0 y 1, aunque en ocasiones su valor pueda ser negativo o superior a uno. Cuando el valor de los índices se encuentra próximo a 1 el modelo ajusta correctamente los datos. A continuación, en la siguiente Tabla observamos cuatro de estos índices⁵:

Cuadro 6: Índices de bondad de ajuste

Índice de ajuste Bentler-Bonett normado	=	0,986
Índice de ajuste Bentler-Bonett no normado	=	0,994
Índice de ajuste comparativo (CFI)	=	0,997
Índice de ajuste comparativo robusto	=	0,998

El valor de todos estos índices se encuentra muy próximo a 1 lo cual indica que nuestro modelo es satisfactorio.

Un buen ajuste global no es un criterio suficiente para concluir que la teoría es apoyada por los datos, por tanto, a continuación determinamos si las medidas tienen propiedades psicométricas satisfactorias (véase Werts, Linn & Jöreskog (1974) ó Bagozzi (1980)). En la Tabla 7 analizamos la validez, la fiabilidad (validez convergente), la varianza común y la varianza media extraída (véase Fornell & Larcker (1981)).

La validez de una medida con respecto a una variable latente es la magnitud de la relación estructural directa entre una variable observada y una variable latente (Bollen (1989)). Estructural en el sentido de un parámetro invariante y estable el cual une ambas variables. La validez está relacionada con la existencia de una relación causal entre la variable observada y la variable latente. El coeficiente de validez estandarizada, λ , corresponde a esta definición teórica.

La fiabilidad (o validez convergente) es la correlación al cuadrado entre la variable observada y su variable latente. La fiabilidad indica la consistencia interna de una variable latente (Bearden, Sharma & Teel (1982)). La fiabilidad mide todas las influencias de las variables válidas e inválidas, en la variable observada. Mientras, la validez

⁵Para una descripción detallada de estos índices véase Bentler (1998).

tan solo mide la fuerza del efecto directo de una variable latente en una observada.

En la siguiente tabla podemos observar cual es el nivel de validez y de fiabilidad de estas variables en el modelo de medida y modelo de variables latentes. Un indicador del nivel de validez en el modelo de medida es el valor de la saturación estandarizada. Por otro lado el nivel de fiabilidad en el modelo de medida se comprueba observando el valor de la fiabilidad individual, la fiabilidad conjunta y la varianza media extraída. Finalmente para determinar el nivel de fiabilidad en el modelo de variables latentes observamos el valor de la varianza común.

Cuadro 7: Validez y fiabilidad para las medidas de la Satisfacción del Consumidor

INDICADORES SATISFACCIÓN	SATURACIÓN ESTANDARIZADA λ	FIABILIDAD INDIVIDUAL	FIABILIDAD CONJUNTA	VARIANZA COMÚN	VARIANZA MEDIA EXTRAÍDA
Acabado	0,89	0,85	0,91	0,97	0,84
Puesto de conducción	0,80	0,82			
Seguridad	0,93	0,86	0,86	0,86	0,77
Frenos	0,80	0,67			
Fiabilidad	0,99	0,99	0,85	0,73	0,75
Servicio post-venta	0,64	0,47			

La fiabilidad en cada una de las variables es mayor que 0,8 excepto la fiabilidad de frenos y servicio post-venta. La fiabilidad conjunta o la fiabilidad de cada uno de los factores latentes es también muy alta. La varianza media extraída sugiere que la mayor parte de la varianza en las variables latentes es tomada en cuenta por las variables observadas. Todas las saturaciones estandarizadas son mayores que 0,5, nivel considerado adecuado por Green (1978). La varianza común informa acerca de la porción de varianza explicada en el modelo estructural o modelo de variables latentes. De este modo, las medidas de la SC son todas ellas válidas y fiables.

Segundo Factor

En el segundo factor del AFE (Tabla 3) encontramos tan solo cinco variables: motor, cambio, velocidad, aceleración/recuperación y dirección. Son variables todas ellas referidas a la potencia y a las prestaciones técnicas de un coche. La variable motor es una medida del segundo factor en exclusiva, las restantes cuatro variables son medidas simultáneamente del primer y del segundo factor aunque en un grado distinto.

Por su significado teórico modelizamos las variables cambio, velocidad, aceleración/recuperación y dirección. Todas ellas son medidas representativas tanto del primero como del segundo factor, sin embargo, cambio y dirección son más representativas del primer factor y, velocidad y aceleración/recuperación del segundo. No se incluye la variable motor por su estrecha relación con las variables velocidad y aceleración/recuperación.

Percibimos la existencia de una covariación entre la satisfacción producida por estas cuatro variables. Suponemos además que estas covariaciones son medidas de un mismo concepto. Por tanto, al igual que en el anterior modelo, esto nos permite representar una estructura vertical con una jerarquía de atributos de dos modos distintos, el primero de ellos como un modelo de AFPO y el segundo como un AFSO.

Cuadro 8: Estadísticos Muestrales

Estadísticos univariantes:				
VARIABLE	CAMBIO	VELOCIDAD	ACELERACIÓN/ RECUPERACIÓN	DIRECCIÓN
Tamaño muestral n=128				
Media	7,70	7,98	7,50	8,25
Desviación estándar	0,858	0,832	1,063	0,619
Asimetría	-0,124	-0,360	-0,273	-0,368
Curtosis	0,052	0,016	-0,142	-0,353

Eliminamos los casos 101 y 124 los cuales contribuyen especialmente a la curtosis multivariante normalizada. Tras eliminar estos dos casos mejoramos considerablemente la normalidad multivariante.

En la Tabla 8 podemos ver los estadísticos muestrales para las cinco variables.

El coeficiente de Mardia, indicador de la curtosis multivariante, tiene un valor de 1,2 y su estimación normalizada 1,05 (Mardia (1970) y Mardia (1974)).

Estos resultados sugieren que las variables no se desvían mucho de una distribución normal. Por tanto las variables siguen una distribución moderadamente normal o casi normalmente distribuida.

A continuación, en la siguiente figura podemos observar el AFPO correspondiente al segundo factor de la Tabla 3.

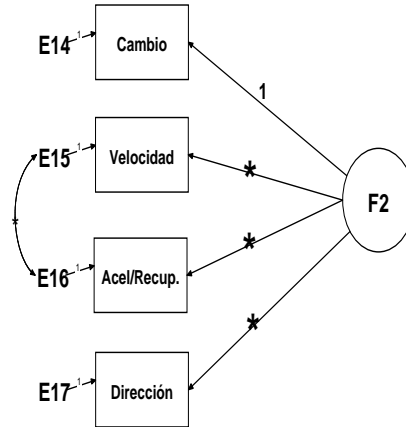
El modelo a estimar en este caso es:

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} y_{14} \\ y_{15} \\ y_{16} \\ y_{17} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_{15} \\ \lambda_{16} \\ \lambda_{17} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{14} \\ \epsilon_{15} \\ \epsilon_{16} \\ \epsilon_{17} \end{bmatrix},$$

donde η es el factor de la satisfacción parcial del consumidor en las prestaciones técnicas y la potencia del coche. Cada variable observada tiene un número asignado: $y_{14} =$

Figura 2: AFPO Representación del “path diagram”



Cambio, y_{15} = Velocidad, y_{16} = Aceleración/Recuperación, y y_{17} = Dirección.

Los valores de los estadísticos χ^2 y Satorra y Bentler (SB) χ^2 escalado para la hipótesis contrastada $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ son 39, 61 y 31, 31, respectivamente. En ambos casos, su *p-value* es menor que 0,001, correspondientes a una distribución χ^2 con 2 grados de libertad. De este modo rechazamos la H_0 ya que este modelo no se ajusta bien a los datos.

La bondad de ajuste no es aceptable, de modo que para mejorar el ajuste comprobamos el contraste del Multiplicador de Lagrange (ML) Multivariante. Calculamos así los estadísticos de contraste χ^2 del ML univariante y multivariante para poder evaluar la necesidad estadística de las restricciones establecidas en el modelo.

Cuadro 9: **Contraste Multivariante del Multiplicador de Lagrange.**

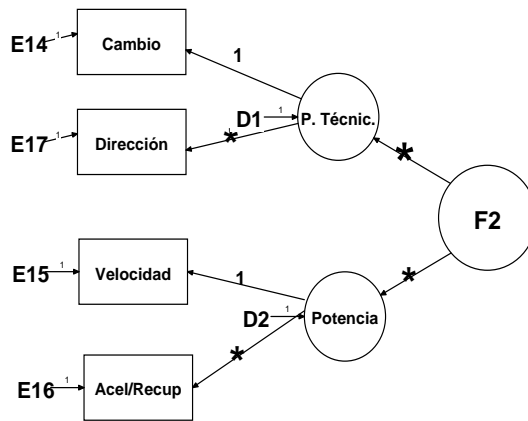
Proceso simultáneo:			
PARÁMETRO	PASO	CHI-CUADRADO	PROBABILIDAD
E16-E15 (Aceleración/Recuperación-Velocidad)	1	35,19	0,000

Este proceso indica la existencia de errores correlacionados entre E16-E15 correspondientes a las variables Aceleración/Recuperación y Velocidad. Creemos que esta correlación entre errores de especificación es debida a la existencia de otro factor adicional no incluido en el análisis, causante de la correlación entre dichas dos variables. Algunos consumidores valoran en su coche las prestaciones técnicas y otros valoran la potencia del mismo. Por tanto, el conocimiento substancial de la realidad que nos afecta, nos sugiere la existencia de dos nuevos factores: (1) Prestaciones técnicas y (2) Potencia. Las variables Aceleración/Recuperación y Velocidad son medidas de la SPC en el factor denominado potencia. Consideramos además, las restantes variables, cam-

bio y dirección, medidas del factor prestaciones técnicas. Finalmente, ambos factores parciales se encuentran interrelacionados mediante un factor global que recoge estos aspectos.

A continuación, podemos observar en la Figura 3 el “Path diagram” correspondiente al modelo AFSSO

Figura 3: AFSSO Representación del “Path diagram”



El modelo a estimar es:

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \quad (4)$$

$$\eta = \Gamma\xi + \zeta$$

$$\begin{bmatrix} y_{14} \\ y_{17} \\ y_{15} \\ y_{16} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \lambda_{17} & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & \lambda_{16} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{14} \\ \epsilon_{17} \\ \epsilon_{15} \\ \epsilon_{16} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix},$$

donde ξ es una variable latente que indica la Satisfacción del Consumidor en las características mecánicas de un coche, η_i es una subdimensión de la Satisfacción del Consumidor mencionada para $i= 1$ a 2 , y ζ_i es el término de error de cada subdimensión para $i= 1$ a 2 .

Ahora el estadístico (χ^2) para la hipótesis $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ es 0,741 correspondiente a una distribución χ^2 con 1 grado de libertad y con un p -value= 0,389. El estadístico escalado de Satorra-Bentler es 0,565 con un p -value= 0,452. Por consiguiente, es evidente que el modelo ajusta los datos muy bien y que posee una mayor validez convergente que mediante la especificación de AFPO.

A continuación, como complemento a las medidas de bondad de ajuste global, observamos los índices de bondad de ajuste (Tabla 10). Los cuatro índices son muy significativos ya que su valor es prácticamente 1 y por tanto reafirman lo dicho por los anteriores estadísticos.

Cuadro 10: Índices de Bondad de Ajuste

Índice de ajuste Bentler-Bonett Normado	=	0,998
Índice de ajuste Bentler-Bonett No normado	=	1,004
Índice de ajuste comparativo (IAC)	=	1,000
Índice de ajuste comparativo robusto	=	1,000

Tal como dijimos anteriormente, un buen ajuste global no es un criterio suficiente para concluir que la teoría es apoyada por los datos, por tanto, a continuación determinamos si las medidas tienen propiedades psicométricas satisfactorias. En la Tabla 11 analizamos la validez, la fiabilidad de cada variable y de cada factor latente (validez convergente), y la varianza media extraída.

Cuadro 11: Validez y fiabilidad para las medidas de la Satisfacción del Consumidor

INDICADOR SATISFACTION	SATURACIÓN ESTANDARIZADA λ	FIABILIDAD INDIVIDUAL	FIABILIDAD CONJUNTA	VARIANZA COMÚN	VARIANZA MEDIA EXTRAÍDA
Cambio	0,79	0,70	0,91	0,91	0,84
Velocidad	0,98	0,98			
Aceleración/Recuperación	0,92	0,82	0,93	0,63	0,87
Dirección	0,90	0,91			

Las medidas psicométricas de estas variables son todas ellas muy significativas. Por consiguiente, estas cuatro medidas tienen una gran validez y fiabilidad en este segundo factor.

Tercer Factor

En el tercer factor del AFE encontramos cinco variables: diseño/funcionalidad, habitabilidad, maletero, visibilidad/iluminación y confort. Diseño/funcionalidad y confort tal y como puede verse en la Tabla 3 son significativas simultáneamente en los factores 1 y 3. El resto de las variables son significativas tan solo en el tercer factor.

Por su significado teórico decidimos modelizar las variables Habitabilidad, Maletero y Confort. Las dos primeras son representativas en el tercer factor en exclusiva y la tercera es representativa principalmente en el primer factor y algo menos en el tercero. Prescindimos de las restantes variables por no considerarlas compatibles con el significado teórico de éstas. Este factor recogerá por tanto la satisfacción que un consumidor tiene en la habitabilidad de un coche.

Los estadísticos muestrales son los siguientes:

Cuadro 12: Estadísticos muestrales

Estadísticos Univariantes:

VARIABLE	HABITABILIDAD	MALETERO	CONFORT
Tamaño muestral n=129			
Media	8,05	7,64	8,04
Desviación Estándar	1,243	1,450	0,800
Asimetría	-0,851	-0,687	-0,376
Curtosis	0,658	0,164	-0,156

Para mejorar la normalidad multivariante hemos eliminado el caso número 11, considerado como valor atípico.

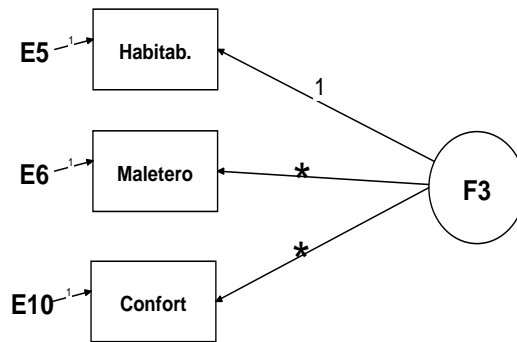
El coeficiente de Mardia es 0,57 y su estimación normalizada 0,59 (Mardia (1970))

y Mardia (1974)).

Así, estos resultados sugieren que nuestras variables siguen una distribución normal.

En la siguiente Figura representamos el “path diagram” correspondiente al tercer factor obtenido de la Tabla 3.

Figura 4: AFPO Representación del “path diagram”



Para este caso estimamos el siguiente modelo:

$$y = \Lambda\eta + \epsilon \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} y_5 \\ y_6 \\ y_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \lambda_6 \\ \lambda_{10} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \\ \epsilon_{10} \end{bmatrix},$$

donde η es la SC en la habitabilidad. El número asignado a cada variable es: y_5 = Habitabilidad, y_6 = Maletero y y_{10} = Confort.

El valor de los estadísticos χ^2 y Satorra y Bentler (SB) χ^2 escalado para la hipótesis $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ son 0,706 y 0,661 respectivamente. Sus respectivos *p-value* son 0,40 y 0,41 correspondientes a una distribución χ^2 con 1 grado de libertad. Este resultado confirma la H_0 , por lo tanto el modelo, un análisis factorial de primer orden, se ajusta correctamente a los datos.

Los cuatro índices de la bondad de ajuste indican un ajuste casi perfecto del modelo a los datos ya que su valor es prácticamente 1.

Cuadro 13: Índices de Bondad de Ajuste

Índice de Ajuste Bentler-Bonett Normado	=	0,994
Índice de Ajuste Bentler-Bonett No normado	=	1,008
Índice de Ajuste Comparativo (CFI)	=	1,000
Índice de Ajuste Comparativo Robusto	=	1,000

Cuadro 14: Validez y Fiabilidad de las medidas de la satisfacción del consumidor

INDICADORES SATISFACCIÓN	SATURACIÓN ESTANDARIZADA λ	FIABILIDAD INDIVIDUAL	FIABILIDAD CONJUNTA	VARIANZA MEDIA EXTRAÍDA
Habitabilidad	0,83	0,61	0,73	0,48
Maletero	0,78	0,43		
Confort	0,54	0,39		

Las medidas utilizadas en este último modelo son todas ellas válidas y superiores a 0,5, por otro lado, la fiabilidad de las variables habitabilidad y maletero es significativa mientras que la fiabilidad de la variable confort no lo es. Esta falta de fiabilidad en esta última variable puede deberse quizás a la simultaneidad de validez que esta variable tiene en los factores 1 y 3 (véase Tabla 3).

No incluimos los factores 4 y 5 de la Tabla 3 por ser factores éstos con menos de tres variables y por consiguiente nuestro modelo no estaría identificado.

4. Conclusión

Este artículo aporta tres nuevos modelos con los que representar la satisfacción del consumidor y establece que la satisfacción del consumidor puede tener tanto una estructura factorial confirmatoria de primer como de segundo orden.

Hemos observado la existencia de tres factores de SC. A su vez, en dos de estos factores de satisfacción subyacen otros factores parciales:

- Factor 1: Factores parciales,

Apariencia, Comportamiento y Economía.

- Factor 2: Factores parciales,

Prestaciones técnicas y Potencia.

- Factor 3:

Habitabilidad.

Si la Satisfacción del Consumidor tiene una estructura factorial de segundo orden existe una red de factores parciales de satisfacción interrelacionados. Por consiguiente, 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.

El conocimiento que tenemos acerca de los factores de satisfacción parcial y sus interrelaciones, podría quizás sernos de ayuda 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 las campañas de publicidad.

Los Índices de Satisfacción del Consumidor que estimamos, también tienen implicaciones en las estrategias competitivas de las empresas. Por un lado, representan un sistema de medición uniforme y comparable de los aspectos cualitativos que rodean la actividad económica como por ejemplo la Satisfacción del Consumidor. Por otro lado, pueden servir para analizar los aspectos positivos y negativos de los diferentes modelos de coches. Por tanto, esto permite a las compañías desarrollar mejoras en la calidad o en la publicidad.

Desde el punto de vista de los consumidores, los ISC ofrecen una información útil a la hora de decidir qué modelo de coche comprar y mejorar la calidad de los mismos. La independencia, uniformidad y metodología de los ISC no puede ser hallada en los índices efectuados por revistas e investigaciones de mercado comerciales.

En resumen, los ISC representan un nuevo modo de representar la estructura de la SC. Esta estructura podría ser útil para los departamentos de marketing, los consumidores y las empresas. Este estudio quiere subrayar la importancia de recurrir a metodologías factoriales econométricas y psicométricas que proporcionan índices de satisfacción del consumidor basados en variables latentes subyacentes y no directamente observables. Así, podemos concluir que obtenemos ISC mucho más elaborados y detallados, que los proporcionados por las revistas técnicas de divulgación habituales.

Apéndice

En la tabla siguiente podemos observar la denominación completa de las variables y los identificadores utilizados.

Denominación de las variables:

Primer grupo de variables sobre carrocería	
NOMBRE	IDENTIFICADOR
Diseño/Estética	DIESTETI
Diseño/Funcionalidad	DIFUNCIO
Acabado	ACABADO
Seguridad	SEGURIDA
Habitabilidad	HABITABI
Maletero	MALETERO
Puesto de conducción	PUCONDUC
Visibilidad e iluminación	VISILUMI
Equipamiento	EQUIPAMI
Confort	CONFORT
Nivel sonoro	NISONORO
Ventilación y calefacción	VENCALEF
Segundo grupo de variables sobre mecánica	
NOMBRE	IDENTIFICADOR
Motor	MOTOR
Cambio	CAMBIO
Velocidad	VELOCIDA
Aceleración/Recuperación	ACRECUPE
Dirección	DIRECCIO
Frenos	FRENOS
Comportamiento/Estabilidad	COMESTAB
Fiabilidad	FIABILID
Tercer grupo de variables sobre economía	
NOMBRE	IDENTIFICADOR
Servicio postventa	SEPOSTVE
Consumo	CONSUMO
Coste de mantenimiento	CMANTENI
Relación valor/precio	RVPRECIO
Precio de reventa	PREVENTA

Referencias

- Andrews, F. (1984), 'Construct validity and error components of survey measures: A structural modeling approach', *Public Opinion Quarterly* **48**, 409–42.
- 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. (1983a), 'A holistic methodology for modeling consumer response innovation', *Operation Research* **31**, 128–176.
- Bagozzi, R. (1983b), 'Issues in the application of covariance structure analysis: A further comment', *Journal of Consumer Research* **9**, 449–450.
- Bagozzi, R. (1994), *Structural Equation Models in Marketing Research: Basic Principles*, Oxford: Blackwell, chapter 9, pp. 317–385.
- Batista, J. & Coenders, G. (2000), *Modelos de Ecuaciones Estructurales*, La Muralla, Madrid.
- Bearden, W. O. & E. Teel, J. (1983), 'Selected determinants of consumer satisfaction and complain reports', *Journal of Marketing Research* **20**, 21–28.
- Bearden, W., Sharma, S. & 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. (1998), *EQS Structural Equations Program Manual*, University of California, Los Angeles, California.
- Blalock, H. M. J. (1982), *Conceptualization and Measurement in the Social Sciences*, Sage, Inc., Beverly Hills.
- Bollen, K. A. (1989), *Structural Equations with Latent Variables*, John Wiley and Sons, New York.
- Burnkrant, R. & Page, T. (1988), 'The structure and antecedents of the normative and attitudinal components of Fishbein's theory of reasoned action', *Journal of Experimental Social Psychology* **24**, 66–87.
- Engel, J. F. & Blackwell., R. D. (1982), *Consumer Behavior*, Holt, Rinehart, and Winston, New York.
- Fornell, C. (1982), *A Second Generation of Multivariate Analysis*, Praeger, New York.
- Fornell, C. (1989), The blending of theoretical and empirical knowledge in structural equations with unobservables, in 'Theoretical Empiricism', Herman Wold, New York, pp. 153–74.
- 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. & Larcker, D. (1981), 'Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement errors', *Journal of Marketing Research* **18**, 39–50.
- Fornell, C. & Yi, Y. (1992), 'Assumptions of the two step approach to latent variable modeling', *Sociological Methods and Research* **20**, 291–320.
- Fornell, C., Johnson, M., Anderson, E., Cha, J. & Bryant, B. (1996), 'The american customer satisfaction index: Nature, purpose and findings', *Journal of Marketing* **60**, 7–18.
- Gerbing, D. W. & Anderson, J. C. (1984), 'On the meaning of within-factor correlated measurement errors', *Journal of Consumer Research* **11**, 572–580.
- Green, P. (1978), *Analyzing Multivariate Data*, Dryden Press, Hinsdale, IL.
- Howard, J. & Sheth, J. (1969), *The Theory of Buyer Behaviour*, John Wiley and Sons, New York.
- Hunt, H. K. (1977), CS/D–Overview and Future Research Directions, in H. K. Hunt, ed., 'Conceptualization and Measurement of Consumer Satisfaction and Dissatisfaction', Cambridge, MA: Marketing Science Institute.
- Jacoby, J. & Chestnut, R. W. (1978), *Brand Loyalty Measurement and Management*, John Wiley and Sons, New York.
- Jöreskog, K. (1969), 'A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis', *Psychometrika* **34**, 183–202.
- Jöreskog, K. G. & Sörbom, D. (1978), *LISREL IV: Analysis of Linear Structural Relationship by the Method of Maximum Likelihood*, National Educational Resources, Chicago.
- Mardia, K. (1970), 'Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications', *Biometrika* **57**, 519–530.
- Mardia, K. (1974), 'Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies', *Sankhya* **36**, 115–128.
- Newman, J. W. & Werbel, R. A. (1973), 'Multivariate analysis of brand loyalty for major household appliances', *Journal of Marketing Research* **10**, 404–9.
- Oliver, R. L. (1981), 'Measurement and evaluation of satisfaction process in retail setting', *Journal of Retailing* **57**, 25–48.
- Olsson, V. (1979), 'On the robustness of factor analysis against crude classifications of the observations', *Multivariate Behavioral Research* **14**, 485–500.

- Satorra, A. & Bentler, P. (1988), Scaling corrections for chi-square statistics in covariance structure analysis, *Proceedings of the American Statistical Association*, pp. 308–313.
- Satorra, A. & Bentler, P. (1994), Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis, *in* A. von Eye & C. C. Clogg, eds, 'Latent variables analysis: Applications for developmental research', Thousand Oaks, CA: Sage, pp. 399–419.
- Spearman, C. (1904), 'General intelligence, objectively determined and measured', *Americal Journal of Psychology* **15**, 201–293.
- Swan, J. & Trawick, I. F. (1981), 'Disconfirmation of expectations and satisfaction with a retail service', *Journal of Retailing* **57 (Fall)**, 49–67.
- Tse, D. & Wilton, P. C. (1988), 'Models of consumer satisfaction: An extension', *Journal of Marketing Research* **25**, 204–12.
- Werts, C., Linn, R. & Jöreskog, K. (1974), 'Intraclass reliability estimates: Testing structural assumptions', *Educational and Psychological Measurement* **34**, 25–33.
- Westbrook, R. & Reilly, M. D. (1992), Value-percept disparity: An alternative to the disconfirmation of expectations theory of consumer satisfaction, *in* R. P. Bagozzi & A. M. Tybout, eds, 'Advances in Consumer Research', Ann Arbor MI Association for Consumer Research, pp. 256–61.
- Yi, Y. (1989), 'An investigation of the structure of expectancy', *International Journal of Research in Marketing* **6**, 71–83.
- Yi, Y. (1990), 'A Critical Review of Consumer Satisfaction', *Review of Marketing* **XIV**, n°1, 68–123.