

**INVESTIGACION DE LAS PREFERENCIAS DEL CONSUMIDOR MEDIANTE
«ANALISIS CONJUNTO»: IMPORTANCIA PARA EL DISEÑO DE
NUEVOS PRODUCTOS**

10/90

Rodolfo VAZQUEZ CASIELLES

Profesor Titular
Area Comercialización e Investigación
de Mercados

UNIVERSIDAD DE OVIEDO

1. INTRODUCCION

En las dos últimas décadas los investigadores de mercado han mostrado un gran interés en modelizar las preferencias del consumidor. Generalmente aceptan la hipótesis de que los productos/servicios entre los que el consumidor debe realizar una elección poseen diversas características (son de tipo multiatributo) que los diferencian de sus competidores. Por ejemplo, una cuenta corriente de alta remuneración puede ser descrita en términos de tipo de interés nominal y comisiones por saldos a favor del Banco, tasa anual equivalente que se devengará por saldos a favor del cliente, comisiones por mantenimiento de saldos y por operaciones que reflejen adeudos en la cuenta, tipo de institución financiera y servicios complementarios que ofrece. Además, estos atributos son ofrecidos a distintos niveles. Un Banco que devenga un interés del 23% sobre el saldo deudor, abona intereses del 7,5% para saldos medios mensuales superiores a 250.000 pesetas, cobra 60 pesetas por cada asiento deudor, siendo los primeros 20 asientos gratuitos y posee oficinas cerca del domicilio.

Desde esta perspectiva, los consumidores consideran combinaciones de niveles de atributos (cada posible combinación representa perfiles de productos actuales o potenciales) cuando desarrollan preferencias y seleccionan productos/servicios de acuerdo con la percepción de la utilidad que proporcionan. Por tanto, el decisor está altamente preocupado en determinar la contribución de cada uno de los atributos y sus niveles a las preferencias del consumidor y utilizar los resultados obtenidos para:

- 1.- Diseñar el producto/servicio con niveles de atributos satisfactorios desde el punto de vista del consumidor, analizando las oportunidades comerciales de posibles innovaciones.

2.- Obtener segmentos de consumidores que asignan diferentes valores a los niveles de los atributos.

3.- Estimar cuotas de mercado para productos con diferentes combinaciones de niveles de atributos.

Estos objetivos pueden desarrollarse mediante la aplicación del análisis conjunto. En las secciones siguientes presentamos el propósito de esta técnica y su utilidad práctica.

2. PROPOSITO DEL ANALISIS CONJUNTO

Como señalaban GREEN y RAO (1.971) y GREEN y WIND (1.973), los estudios de análisis conjunto se centran en tareas en las que los sujetos / establecen preferencias por distintos productos/servicios/marcas o conceptos descritos por combinaciones de niveles de diferentes atributos / determinantes. Los datos de preferencia son utilizados como inputs de / información en algoritmos alternativos para derivar estimaciones de los componentes parciales de la utilidad total ("partworths") correspondientes a cada nivel de cada atributo. Por tanto, el análisis conjunto proporciona una medida cuantitativa de la importancia de unos atributos -- (y sus niveles) en oposición a otros. Su propósito consiste en ayudar a seleccionar entre productos/servicios mejorados, modificados o reposicionados, para predecir su nivel de ventas, de uso o cuota de mercado, para ayudar a fijar precios o para ensayar conceptos de nuevos productos.

El análisis conjunto se convierte, en definitiva, en un instrumento de investigación extremadamente poderoso y útil. Su aceptación y nivel de uso en el campo de Marketing han sido notablemente elevados desde su aparición a principios de la década de los 70. Los trabajos de CATTIN y WITTINK (1.982) y WITTINK y CATTIN (1.989) documentan la gran cantidad de estudios de análisis conjunto realizados durante el periodo 1.971 --

1.985, destacando su aplicación para bienes de consumo (aproximadamente el 60% de los proyectos de investigación).

Existen numerosas posibilidades para expresar algebraicamente los modelos de análisis conjunto. Centramos nuestra atención en las formas más comunes relativas a polinomios simples (1). Particularmente para tres atributos determinantes la expresión multilineal sería:

$$(1) \quad U_{ijk} = \sum_{i=1}^{p,q,r} \sum_{j=1}^3 V_{ij} \cdot D_{ij} + \sum_{p,q} EI_{p1,q2} \cdot D_{p1,q2} + \sum_{p,r} EI_{p1,r3} \cdot D_{p1,r3} + \\ + \sum_{q,r} EI_{q2,r3} \cdot D_{q2,r3} + \sum_{p,q,r} EI_{p1,q2,r3} \cdot D_{p1,q2,r3}$$

U_{ijk} = Utilidad total que proporciona al individuo k el perfil caracterizado por el nivel i del atributo j. No se puede observar el verdadero valor de la utilidad. Mas bien obtenemos una evaluación subjetiva mediante información facilitada en una escala de medida por el individuo k.

V_{ij} = Componentes parciales de la utilidad total (partworths) o importancia asignada al nivel i del atributo j. Valor conocido como "efectos principales" correspondientes a los niveles de cada atributo.

EI = Partworths o importancia asignada a los "efectos interacción" ocasionados por la aparición combinada de los niveles de dos (o tres) atributos que no pueden recogerse mediante la suma de los efectos principales y de los efectos interacción de orden inferior.

$D_{i,j}$ = Variable dummy que toma el valor uno si el producto estudiado tiene el nivel i del atributo j y cero en caso contrario.

p,q,r = Niveles correspondientes a los atributos 1, 2 y 3 respectivamente.

La ecuación anterior implica que cada p-ésima, q-ésima, r-ésima combinación de niveles de los atributos estudiados representa un producto/potencial (perfil o estímulo). El objetivo es estimar los efectos principales y los efectos interacción de forma que su suma iguale la utilidad total o información proporcionada por los entrevistados cuando se les muestran perfiles de varios productos.

Por supuesto, a medida que aumenta el número de atributos y sus niveles los efectos principales se incrementan proporcionalmente y los efectos interacción exponencialmente, complicando excesivamente su estimación. Ahora bien, en la realidad la tarea es más sencilla dado que la mayor parte de las investigaciones concluyen que los únicos efectos significativos son los efectos principales y parte de los efectos interacción de segundo orden (entre dos atributos).

En definitiva, la ecuación (1) representa una fórmula multilínea de carácter general capaz de integrar diferentes procesos de decisión que pueden ser independientes (atributos no relacionados), estrictamente multiplicativos (todos los atributos son complementarios), distributivos (un atributo complementa a otros que son conjuntamente independientes) y dual-distributivos (un atributo es independiente de otros que son complementarios). Estos modelos pueden especificarse como sigue (LOUVIERE, 1.988):

$$(1-1) \quad U_{ijk} = \sum_{i=1}^{p,q,r} \sum_{j=1}^3 V_{ij} \cdot D_{ij} \quad (\text{completamente independiente})$$

$$(1-2) \quad U_{ijk} = \sum_{i=1}^{p,q,r} \sum_{j=1}^3 V_{ij} \cdot D_{ij} + \sum_{p,q} EI_{p1,q2} \cdot D_{p1,q2} \quad (\text{independiente con dos atributos complementarios})$$

$$(1-3) \quad U_{ijk} = \sum_{p,q,r} EI_{p1,q2,r3} \cdot D_{p1,q2,r3} \quad (\text{estrictamente multiplicativo})$$

$$(1-4) \quad U_{ijk} = \sum_{i=1}^{p,q} \sum_{j=1}^2 V_{ij} \cdot D_{ij} + \sum_{p,r} EI_{p1,r3} \cdot D_{p1,r3} + \sum_{q,r} EI_{q2,r3} \cdot D_{q2,r3} \quad (\text{distributivo})$$

$$(1-5) \quad U_{ijk} = \sum_{i=1}^p V_{i1} \cdot D_{i1} + \sum_{q,r} EI_{q2,r3} \cdot D_{q2,r3} \quad (\text{dual-distributivo})$$

Tal que expresiones como (1-1) y (1-2) son las de mayor utilización.

3. FASES PARA LA PUESTA EN PRACTICA DEL ANALISIS CONJUNTO

Consideremos una empresa que desea introducir una nueva marca dentro de una clase de productos concreta. Pretende evaluar diseños alternativos de servilletas de papel (consistentes de combinaciones de niveles / de atributos) en relación al comportamiento de preferencia esperado por clientes actuales o potenciales (principalmente en cuanto a la cuota de mercado se refiere). Para ello utiliza el análisis conjunto con el fin de orientar su toma de decisiones. La aplicación de esta técnica requiere el desarrollo de las siguientes etapas:

3.1. IDENTIFICACION DE ATRIBUTOS DETERMINANTES

No todos los atributos del producto son igualmente determinantes en el establecimiento de las preferencias del consumidor. Unos influyen más decisivamente que otros en el comportamiento de compra. La mejor forma de identificar atributos determinantes (2) consiste en aplicar alguno de los enfoques siguientes:

1.- Preguntar al consumidor directamente sus razones de compra (3) suponiendo que conoce y es capaz de decirnos cuales son los atributos que determinan sus preferencias. Los atributos son clasificados como determinantes si se encuentran entre las razones de compra más frecuentemente citadas o se les asigna una puntuación media elevada en una lista presentada al consumidor y obtenida principalmente por enfoques indirectos.

Para obviar la dificultad de que un mismo atributo se presente al mismo nivel entre todas las marcas compitiendo (con lo cual no se puede considerar como un atributo determinante) se utilizan cuestiones de carácter dual (ALPERT, 1.971) en términos de cuáles son los atributos más importantes que determinan la elección de compra y que diferencias se

perciben, en relación a estos atributos, entre los productos que compiten en el mercado. Los atributos juzgados con valoración alta en importancia y diferencias percibidas son seleccionados como determinantes.

2.- Emplear la metodología de las entrevistas en profundidad a consumidores y expertos en la fabricación/venta de los productos estudiados/ (ir mas allá de las respuestas superficiales proporcionadas por el enfoque previo, analizando las motivaciones de compra), las entrevistas de grupo (discusión libre sobre el tema de interés aprovechando las interacciones entre los miembros del grupo) y las técnicas proyectivas (presentar un objeto, actividad, frase o persona ambiguos relacionados con la cuestión a investigar, solicitando su interpretación y significado). La dificultad estriba en el análisis del contenido de las respuestas.

3.- Utilizar el método de Kelly ofreciendo productos de tres en tres al entrevistado al efecto de que agrupe los dos mas iguales y especifique en función de qué atributos son semejantes y diferentes de un tercero. Así se obtiene una relación de atributos determinantes.

4.- Aplicar diversos algoritmos como el análisis multidimensional numérico y el análisis factorial que permitan identificar a posteriori atributos determinantes a partir de ciertos inputs de información. Es una alternativa menos utilizada por su complejidad técnica e interpretación subjetiva de los resultados.

Una consideración a tener en cuenta es que los atributos obtenidos sean controlables por la empresa, accionables, con capacidad de ser ofrecidos al consumidor. Los entrevistados, a menudo, indican conceptos genéricos (tales como conveniencia y calidad) para explicar sus preferencias. Dichos conceptos significan diferentes cosas para distintas personas y son insuficientemente específicos para informar a la empresa sobre las consecuencias de su modificación en relación al posicionamiento.

competitivo de sus marcas. Por tanto, los atributos genéricos deben ser objeto de investigación adicional para detectar su relación con otras variables accionables.

Seleccionar uno de los enfoques propuestos, incluso su combinación, depende del tipo de decisión, los costes que se está dispuesto a asumir y la experiencia del investigador. Para nuestro caso concreto supongamos que se ha utilizado una entrevista de grupo que mediante una discusión libre de la cuestión a examinar permitió obtener los atributos determinantes en la compra de servilletas de papel: número de servilletas por paquete, color, distintos diseños de decoración, grosor, suavidad y precio.

3.2. ESTABLECIMIENTO DE LOS NIVELES ASIGNADOS A CADA ATRIBUTO

Se trata de decidir la amplitud de variación de los atributos determinantes previamente identificados (4). Inicialmente se aboga por utilizar los niveles de los atributos determinantes correspondientes a las marcas que actualmente compiten en el mercado. También se recomienda incorporar nuevos niveles en todos o algún atributo determinante identificados mediante entrevistas a expertos, sugerencias de consumidores y experiencia innovadora de la empresa. Si los atributos son continuos (número de servilletas por paquete, grosor y precio) el investigador deberá realizar un pretest para asegurar que los niveles son lo suficientemente diferentes. Para atributos categóricos (color, diseños de decoración y suavidad) los niveles factibles dependen del estado de la tecnología y los costes de incorporación para la empresa fabricante. Por supuesto, el número de niveles no tiene que ser similar para todos los atributos.

Para ilustrar nuestro ejemplo, supondremos los siguientes niveles |

ra cada atributo determinante. Por lo que se refiere al número de servilletas por paquete los niveles serían: 50, 100 y 200. Como niveles de color: blanco, blanco y verde, blanco y rosa. El diseño de decoración sería: alternar cuadrados o franjas con colores distintos (para servilletas blancas, cuadrados o franjas con diferente relieve) y un fondo blanco con bordes y estampado de hojas en color (para servilletas blancas, borde y estampado a relieve). El grosor que sea de una capa, dos o tres. Las servilletas que se fabriquen con suave tisu, una calidad media de suavidad o de material mas áspero (todas igual de absorbentes). El precio que se corresponda con el precio medio existente en el mercado, un 20% superior o un 20% inferior.

3.3. PRESENTACION DE ESTIMULOS A UNA MUESTRA DE CONSUMIDORES

Se selecciona una muestra de consumidores actuales o potenciales de la clase de productos. A cada individuo de la muestra se le solicita sus preferencias por un conjunto de productos (estímulos) resultantes de la combinación de los atributos en estudio a diferentes niveles. El desarrollo de esta tarea implica ofrecer una respuesta a los siguientes interrogantes (para un análisis mas detallado consultar GREEN y SRINIVASAN, 1.978):

1.- ¿Qué procedimiento utilizar para la construcción de estímulos?. Existen dos procedimientos básicos: procedimiento de dos atributos a la vez (trade-off) y el enfoque del perfil completo (full-profile).

En el procedimiento de dos factores a la vez (procedimiento de compensación o de intertransferencias entre los niveles de dos atributos) se requiere al entrevistado rellenar tarjetas como las propuestas en la Figura 1 y que indique el ranking de preferencias (en una escala de mas a menos preferido) para las combinaciones posibles de niveles de dos -

atributos (JOHNSON, 1.974). Es un método sencillo, aunque cada vez menos utilizado. Efectivamente, tan sólo el 6% de las investigaciones realizadas durante el período 1981-85 lo aplicaron, según el informe elaborado

COLOR	PRECIO		
	+15%	MEDIO	-15%
BLANCO	3	4	7
BLANCO/VERDE	1	6	9
BLANCO/ROSA	2	5	8

FIGURA 1.- Ranking de Preferencias para el Procedimiento Trade-Off.

NUMERO SERVILLETAS: 50
COLOR: Blanco y Verde
DISEÑO DECORACION: Fondo blanco con bordes y estampado hojas de color
GROSOR: Dos Capas
SUAVIDAD: Muy Suave
PRECIO: Medio

FIGURA 2.- Muestra de Tarjeta-Estímulo para el Enfoque de Perfil Completo.

por WITTINK y CATTIN (1.989). Las razones para esta popularidad decreciente se centran en diversas limitaciones comentadas en el artículo de MUGICA GRIJALBA (1.989b):

a) Descomponer la serie global de atributos presentándolos al consumidor en tarjetas o tablas que los combinan dos a dos supone una cierta ausencia de realismo. No existe la certeza ni la forma de analizar si el encuestado está aislando efectivamente en su evaluación de la pareja de atributos los efectos de los restantes atributos no considerados o / si, por el contrario, está teniendo en cuenta posibles interacciones.

b) Existen inclinaciones por el entrevistado a indicar preferencias/ atendiendo a ciertos comportamientos, lo que invalida los resultados. / Por ejemplo, se pueden ordenar las preferencias por las combinaciones / de dos atributos atendiendo sólo a variaciones en los niveles de / uno solo de ellos y únicamente después considerar el otro atributo.

En el método del perfil completo (o tarea de evaluación conceptual), se utiliza la serie completa de atributos, en lugar de dos cada vez. E

encuestado señala sus preferencias por una serie de productos actuales/ o potenciales que difieren en los niveles de los atributos estudiados./ El número de tarjetas (similares a la propuesta en la Figura 2) sobre / las que se solicita preferencias al consumidor resulta de todas las com binaciones posibles entre los niveles de los atributos considerados o / como veremos con posterioridad las mas representativas.

El método del perfil completo es de amplia utilización (WITTINK y / CATTIN,1.989; estiman en un 61% las investigaciones que lo aplicaron) y el que propugnamos para su puesta en práctica. El argumento a favor del empleo de esta metodología de recogida de información es que ofrece una descripción mas realista de los productos sobre los que se solicita pre ferencias contrastando su validez cuando las correlaciones entre los -- atributos son elevadas.

2.- ¿Qué medios utilizar para la recogida de datos?. La técnica de / mayor popularidad es la entrevista personal. El uso de encuestas por co rreo y entrevistas telefónicas es poco frecuente. En los últimos años,/ el desarrollo de software para el tratamiento del análisis conjunto,per mite que el entrevistado interactúe directamente con el ordenador faci litándole datos sobre sus preferencias y agilizando la estimación de la importancia de los atributos y sus niveles.

3.- ¿Cómo presentar los hipotéticos productos (estímulos) a los en - cuestados en el enfoque del perfil completo?. Normalmente se realiza una descripción verbal mediante tarjetas similares a la propuesta en la Fi gura 2. En este caso existe el sesgo potencial de que la importancia de un atributo puede ser función del orden en que aparece en la tarjeta es tímulo. Para reducir este problema el orden de los atributos se varía / para diferentes entrevistados, aunque se mantiene constante para todas/ las tarjetas de las que se solicita preferencias a un mismo consumidor.

Otros métodos menos utilizados son la representación gráfica (por ejemplo, una figura de tres dimensiones para establecer preferencias por diseños alternativos de envases) y el empleo de productos físicos. Todo depende de la clase de producto y de las consideraciones de coste o del tiempo que necesita el investigador para preparar las descripciones de los estímulos.

4.- ¿Qué número de tarjetas estímulo debemos presentar a cada individuo en el enfoque del perfil completo para que los resultados sean fiables?. Cabe considerar diferentes alternativas. En primer lugar, ofrecer al entrevistado tantas tarjetas como combinaciones posibles de todos los atributos a distintos niveles (lo que se conoce como diseño factorial completo o diseño maestro). Para una investigación con "A" atributos y "N" niveles cada uno, el entrevistado tendría que exponer sus preferencias sobre un total de N^A estímulos. Si el estudio comprende "a" / atributos con "n" niveles cada uno y "b" atributos con "m" niveles, el número de atributos a presentar por entrevistado sería $n^a \cdot m^b$. En nuestro ejemplo, el número de estímulos vendría dado por $3^6 = 729$. Con esta información se podrían obtener estimaciones de los parámetros correspondientes a todos los efectos principales y efectos interacción similares a los propuestos en la expresión (1).

Ahora bien, si deseamos mantener el interés de los entrevistados en la investigación, el número de estímulos no debe sobrepasar un límite, razonable (la mayor parte de las investigaciones utilizan entre 10 y 20 estímulos) puesto que en caso contrario la capacidad de evaluación del individuo (sobrecarga informativa) influiría negativamente en la calidad de las respuestas obtenidas.

Teniendo en cuenta estas consideraciones de orden práctico, el investigador tan sólo presentará a los entrevistados una pequeña fracción d

las 729 combinaciones denominada "fracción del diseño factorial completo". Normalmente, a medida que crece el número de atributos el análisis conjunto lleva implícito la utilización de un "diseño factorial fraccionado" (MARTIN DAVILA, 1.987).

El número de estímulos requerido en un diseño factorial fraccionado/ depende de los objetivos del investigador. Cuantos mas efectos principales y de interacción (no confundidos entre sí) desee estimar mayor número de estímulos necesitará. Por ejemplo, el caso mas usual es elaborar/ diseños factoriales fraccionados para calcular únicamente los efectos /

ESTIMULO	ATRIBUTOS Y SUS NIVELES (1)					
	SERVILLETAS PAQUETE	COLOR	DISEÑO	GROSOR	SUAVIDAD	PRECIO
1	1	1	1	1	1	1
2	2	1	3	2	2	2
3	3	1	2	3	3	3
4	1	2	2	3	2	2
5	2	2	1	1	3	3
6	3	2	3	2	1	1
7	1	3	3	1	3	2
8	2	3	2	2	1	3
9	3	3	1	3	2	1
10	1	1	2	2	3	1
11	2	1	1	3	1	2
12	3	1	3	1	2	3
13	1	2	3	3	1	3
14	2	2	2	1	2	1
15	3	2	1	2	3	2
16	1	3	1	2	2	3
17	2	3	3	3	3	1
18	3	3	2	1	1	2

(1) Los números representan los tres niveles de cada atributo.

FIGURA 3.- Una Posible Alternativa para el Diseño Factorial Fraccionado con 18 Estímulos.

principales, suponiendo que los efectos interacción o no existen o no son significativos. La Figura 3 constituye una representación de dicho

diseño con 18 estímulos, tal que cada nivel aparece el mismo número de veces bajo cada atributo. Además, para asegurar que los efectos principales no estén correlacionados (confundidos) cada nivel de un atributo se cruza con cada nivel de los restantes atributos el mismo número de veces. El lector interesado en como confeccionar tablas standard para diversos tipos de diseños factoriales fraccionados puede consultar los trabajos de GREEN (1.974) y McLEAN y ANDERSON (1.984) así como la bibliografía que en ellos se cita (5).

5.- ¿Cómo cuantificar las preferencias hacia unas tarjetas estímulo/ cuando se planifica un análisis conjunto mediante el enfoque del perfil completo?. La información proporcionada por los entrevistados (variable dependiente "U" en la expresión (1)) en relación a las preferencias hacia productos hipotéticos (combinaciones de niveles de atributos) puede obtenerse mediante dos tipos de escalas de medida:

a) Ordenación del conjunto de estímulos o perfiles de productos (en nuestro ejemplo 18) de mayor a menor preferencia. También el entrevistado puede inicialmente realizar dos agrupaciones de los estímulos (los 9 más preferidos y los 9 menos preferidos) y establecer ranking de preferencias para cada una. Una alternativa consiste en indicar preferencias para todas las combinaciones de dos estímulos mediante escalas de comparación par y posteriormente derivar ranking de preferencias.

b) Evaluación en una escala de intervalos de menor a mayor agrado o de menor a mayor intención de compra (por ejemplo de 0 a 10) por cada uno de los estímulos presentados.

3.4. METODOS DE ESTIMACION DE LOS PARAMETROS DE UN MODELO DE ANALISIS CONJUNTO

Para determinar la contribución de cada uno de los atributos y sus niveles (efectos principales y efectos interacción) a las preferencias

del consumidor, las investigaciones sobre análisis conjunto emplean principalmente (6) la siguiente metodología (WITTINK y CATTIN, 1.989):

1.- Si la variable respuesta está escalada a intervalos, el procedimiento mas apropiado es la Regresión MÚltiple por Mínimos Cuadrados Ordinarios. Aún si los datos están referidos a una ordenación este método también ofrece buenos resultados. Tiene la ventaja de proporcionar desviaciones típicas para comprobar el grado de significación de los efectos principales y de interacción.

2.- Si la variable respuesta se obtiene mediante una ordenación del conjunto de estímulos de mayor a menor preferencia (es de naturaleza ordinal) el método mas difundido es el Análisis Monótono de la Varianza (MONANOVA). Sólo es aplicable cuando se especifican efectos principales sin efectos interacción.

Cualquiera de estos métodos de estimación se pueden aplicar a nivel individual o a nivel agregado (MOORE, 1.980). En los modelos a nivel individual se estima la importancia de los niveles de los atributos para cada entrevistado a partir de los datos de preferencia obtenidos. Este enfoque permite al investigador utilizar las estimaciones obtenidas en un modelo de simulación para pronosticar cuotas de mercado de producto actuales o potenciales.

Los modelos a nivel agregado, inicialmente pueden obtener las media de preferencia de cada perfil de producto para toda la muestra y posteriormente estimar las utilidades de los niveles de los atributos para el conjunto de individuos. Sólo es válido cuando la población es homogénea en sus criterios de preferencia. Por ello, normalmente se aconseja el método de análisis individual, aunque la operación es mas laboriosa.

También es deseable poder combinar los aspectos positivos de ambos enfoques (elevado poder predictivo en modelos individuales y estimación

de un menor número de funciones de utilidad en modelos agregados). La alternativa sería agrupar individuos de acuerdo con sus preferencias (por ejemplo, aplicando un análisis cluster como propone OGAWA, 1.987) y a continuación estimar los parámetros del modelo para cada segmento obtenido.

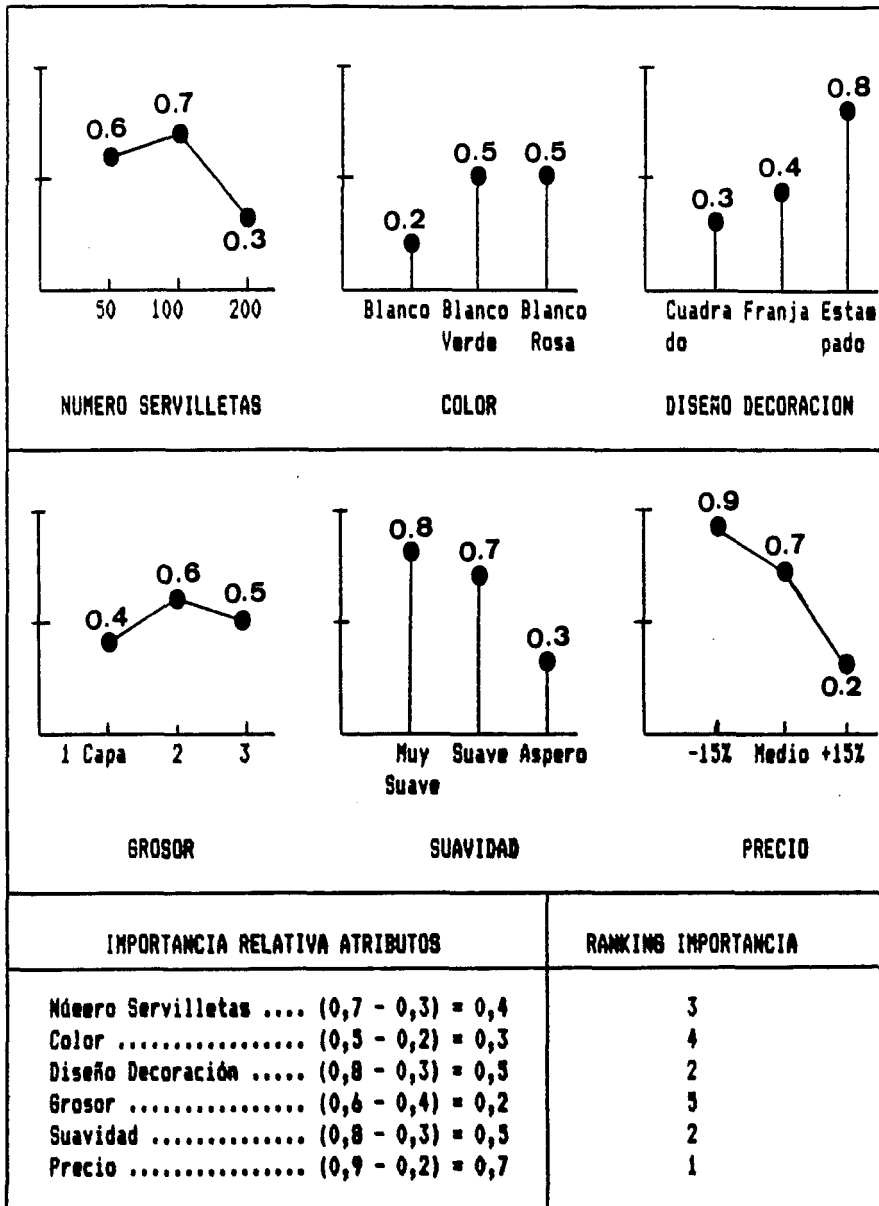
3.5. INTERPRETACION DE RESULTADOS

El algoritmo de estimación empleado asigna valores de importancia -- (utilidades o partworths) a los niveles de cada atributo (y en su caso, para las respectivas interacciones). Dichas utilidades son, en muchos casos, objeto de normalización facilitando al investigador la labor de comparación al estar comprendidas entre cero y uno (MARTIN DAVILA, 1.987). Con los valores de las utilidades o partworths normalizados se elaboran gráficos como los expuestos en la Figura 4, a partir de los cuales se pueden deducir diversos comentarios.

En primer lugar, las utilidades o partworths no ofrecen una interpretación directa de la importancia de un atributo o sus niveles. Los valores cuantitativos obtenidos sólo sirven para evaluar la importancia relativa de un atributo o nivel del mismo en relación a los demás.

En segundo lugar, cuanto mayor sea la diferencia entre las utilidades del nivel más alto y el más bajo de cada atributo, más importante será el atributo. A la inversa, si todos los niveles posibles tienen la misma utilidad, el atributo no es importante porque no influye sobre la actitud general (FLETCHER, 1.988).

En tercer lugar, siempre que lo permita el diseño factorial fraccionado propuesto para la recogida de información, el método de estimación (concretamente la regresión múltiple por mínimos cuadrados) puede compartir efectos de interacción de los atributos. A título de ejemplo, la Figura 5 indica que para servilletas de papel de un grado elevado o medi



NOTA: Observar que cuando el atributo es categórico no se han unido las utilidades correspondientes a cada nivel ya que los puntos intermedios carecen de interpretación.

FIGURA 4

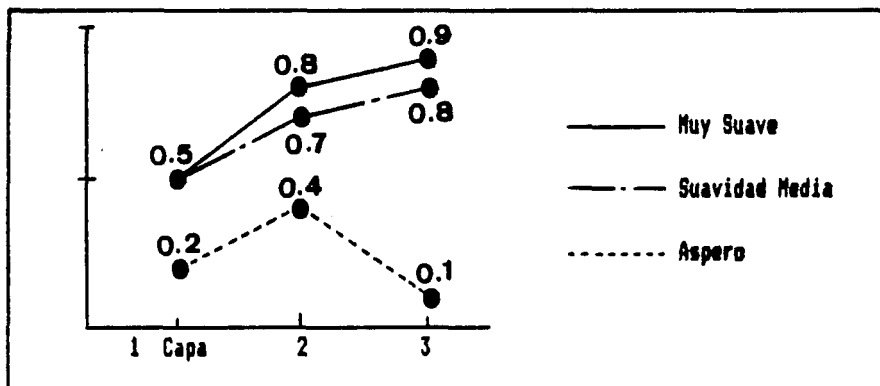


FIGURA 5

de suavidad las preferencias aumentan a medida que lo hace el grosor, / mientras que para servilletas ásperas el nivel intermedio de grosor es / el preferido.

En cuarto lugar, se podría valorar la utilidad de niveles intermedios a los estudiados para cada atributo (siempre que sean de carácter continuo) mediante una simple interpolación lineal (7). Dado que este razonamiento constituye una aproximación a la verdadera función de utilidad / para los atributos recomendamos precaución en su aplicación.

Finalmente, una de las ventajas del análisis conjunto es que permite predecir el orden de preferencia no sólo de estímulos iniciales (y ver / si coincide con las preferencias observadas) sino también para derivar / el atractivo de productos actuales o nuevos resultantes de combinar los niveles de los atributo. Obviamente el nivel mas importante de cada atributo generará el mejor producto aunque el mismo muchas veces no sea factible. La cuestión real es que combinación resulta mas rentable y viable tecnológicamente. La Figura 6 muestra un ejemplo al respecto.

3.6. FIABILIDAD DE LAS ESTIMACIONES

El análisis conjunto debe siempre incorporar diversos test de fiabilidad y/o validez. La investigación realizada por los autores REIBSTEIN; BATESON y BOULDING (1.988) propone una revisión de la literatura sobre / el tema de fiabilidad en el análisis conjunto, distinguiendo y analizando varios tipos de medidas:

1.- Fiabilidad temporal. ¿Serán los resultados idénticos en distintos instantes de tiempo?. El objetivo consiste en analizar si las preferencias por una serie de perfiles de productos varían a lo largo del tiempo (para una misma muestra de entrevistados) y en que medida ello afecta a la importancia estimada para los niveles de los atributos. Estudios:

ATRIBUTOS	PRODUCTO 1		PRODUCTO 2		PRODUCTO 3	
NUMERO SERVILLETAS	50	(0,6)	200	(0,3)	100	(0,7)
COLOR	Blanco/Verde	(0,5)	Blanco	(0,2)	Blanco/Verde	(0,5)
DISEÑO DECORACION	Estampado	(0,8)	Alternar Franjas	(0,4)	Estampado	(0,8)
GROSOR	2 Capas	(0,6)	2 Capas	(0,6)	1 Capa	(0,4)
SUAVIDAD	Muy Suave	(0,8)	Media	(0,7)	Media	(0,7)
PRECIO	+ 15%	(0,2)	Medio	(0,7)	Medio	(0,7)
UTILIDAD TOTAL	Segunda Alternativa	(3,5)	Tercera Alternativa	(2,9)	Alternativa Preferida	(3,8)

FIGURA 6.- Utilidad Relativa para la Configuración de Productos Económicamente Factibles Cuando Solo Existen Efectos Principales.

como los de SEGAL (1.982) y LEIGH; MacKAY y SUMMERS (1.984) desarrollan diferentes medidas de correlación entre los partworths obtenidos con información recogida en dos ocasiones temporales. En la práctica la fiabilidad temporal es frecuentemente ignorada por su coste.

2.- Fiabilidad sobre la serie de estímulos. ¿Serán los resultados similares si utilizamos una serie diferente de perfiles de producto?. Consiste en presentar a una submuestra de individuos otra serie de tarjetas estímulo (una alternativa del diseño factorial fraccionado) para que indiquen sus preferencias. Se estiman los nuevos parámetros de las funciones de utilidad para los atributos correspondientes a este input de información actualizado y se comprueba en que medida son similares a las estimaciones iniciales mediante coeficientes de correlación.

3.- Fiabilidad sobre la serie de atributos. ¿La importancia de una se

rie concreta de atributos y sus niveles será idéntica si se eliminan o/ incorporan nuevos atributos?. La investigación realizada por REIBSTEIN; BATESON y BOULDING (1.988) procede al análisis de este tipo de fiabilidad reconociendo que cuanto mas eficiente es la especificación a priori de los atributos determinantes menor será su interés empírico.

4.- Fiabilidad sobre el procedimiento de recogida de datos. La conclusión parece unánime puesto que el enfoque del perfil completo ofrece mayor fiabilidad (con respecto a las tres categorías previamente comentadas) que el enfoque trade-off.

Adicionalmente la fiabilidad se completa con medidas de validez (8)/ de los resultados (GREEN y RAO, 1.971) tratando de responder la siguiente cuestión ¿La estimación de los parámetros para la ecuación representativa del análisis conjunto permite derivar preferencias que reproducen fielmente las ofrecidas por la muestra de entrevistados?.

Los tests de validez interna analizan la correlación entre los datos de preferencia proporcionados por una muestra de individuos y los previstos con la expresión del análisis conjunto para la misma muestra y / perfiles de productos. Los tests de validez externa trabajan con dos submuestras cada una indicando preferencias por perfiles de productos. Una submuestra se utiliza para estimar los partworths. Posteriormente se investiga si con dichos partworths se pueden pronosticar las preferencias de la segunda submuestra.

4. APLICACIONES ESTRATEGICAS DEL ANALISIS CONJUNTO: EL DISEÑO DE NUEVOS PRODUCTOS PARA DIFERENTES SEGMENTOS DEL MERCADO

A menudo las investigaciones del mercado que aplican el análisis conjunto tienen como objetivo la predicción de la elección de una muestra representativa de individuos en respuesta a varias acciones de Marketing implicando cambios en los niveles de los atributos de decisión de

terminantes. Típicamente tales aplicaciones comerciales suponen (LOUVIERE, 1.988): a) estimar la importancia de los niveles de cada atributo y sus interacciones (utilidades o partworths) mediante modelos individuales de análisis conjunto (para cada individuo de la muestra); b) agrupar los individuos de la muestra, con similares utilidades o partworths para los atributos y sus niveles, en segmentos con el fin de analizar estrategias de diferenciación; c) desarrollar algoritmos de simulación que permitan realizar previsiones sobre qué perfiles de productos nuevos o reposicionados tienen mas probabilidad de ser elegidos por cada segmento.

En esta sección comentamos diversas alternativas para la formación de segmentos y la simulación de las probabilidades de éxito de nuevos productos, así como su utilidad estratégica.

4.1. EL ANALISIS CONJUNTO Y LA SEGMENTACION DEL MERCADO

La segmentación de mercados consiste en la agregación de los consumidores en grupos homogéneos, cada uno de los cuales puede ser seleccionado como un segmento objetivo al cual aplicar un marketing-mix diferenciado; es decir, orientado hacia las necesidades, intereses o preferencias de los consumidores que componen cada segmento.

El análisis conjunto es útil en esta tarea dado que una de sus aplicaciones mas difundidas pretende llevar a cabo la segmentación funcional agrupando individuos con similares preferencias o utilidades hacia distintos atributos y sus niveles (MUGICA GRIJALBA, 1.989a).

Efectivamente, a priori, sería factible agrupar consumidores con similares preferencias hacia perfiles de productos mediante la aplicación del análisis cluster (OGAWA, 1.987). Posteriormente, los algoritmos de análisis conjunto permiten estimar la importancia de atributos y sus r

veles para cada segmento obtenido.

Por otro lado, una vez computada la importancia de los atributos, sus niveles e interacciones mediante modelos individuales de análisis conjunto también se podrían agrupar individuos con similares utilidades o partworths (PAGE y ROSENBAUM, 1.987). Incluso para cada segmento se estudian sus características descriptivas (edad, sexo, clase social, renta, estilo de vida, profesión, frecuencia de compra, lealtad).

Una ingeniosa extensión del análisis conjunto, menos popular que las dos anteriores, pretende calcular interacciones de partworths y variables descriptivas de los individuos (GREEN, 1.977) a partir de ecuaciones como la siguiente (MOORE, 1.980) (9):

$$(2) \quad U_{ijk} = \sum_i \sum_j V_{ij} \cdot D_{ij} + \sum_m \sum_i \sum_j B_{ijk} \cdot D_{ij} \cdot Z_m$$

- Z_m = Vector de variables dummy (Z_1, \dots, Z_m) representativas de las características descriptivas de cada entrevistado.
- B_{ijk} = Efecto interacción del nivel i del atributo j con el perfil m de la persona k .

Donde términos de interacción significativos y elevados indican qué tipos de personas (su perfil descriptivo) se inclinan más por cada uno de los niveles de diferentes atributos.

En definitiva, la información proporcionada por cualquiera de estas tres combinaciones del análisis conjunto y segmentación es patente. El conocimiento de qué atributos y sus niveles son importantes para un segmento de consumidores en comparación con los restantes (o con todo el mercado), orienta la estrategia diferenciadora de la empresa ofertando el diseño de productos más deseados o de mayor demanda.

4.2. SIMULACION DE LA RESPUESTA DEL MERCADO PARA DISEÑOS ALTERNATIVOS DE PRODUCTOS

Uno de los temas que más preocupa a los directivos de Marketing se /

centra en determinar la demanda o cuota de mercado correspondiente a diversas innovaciones en la cartera de productos de la empresa. El análisis conjunto constituye un input de información para simular estas cuotas de mercado, en diversos escenarios competitivos, de un conjunto de posibles productos diseñados a priori (GREEN; CARROLL y GOLDBERG, 1.981). Ahora bien ¿cómo poner en práctica esta potencial aplicación del análisis conjunto?

En principio estamos de acuerdo en que el análisis conjunto proporciona estimaciones de la importancia de atributos, sus niveles e interacciones para cada individuo representativo de una muestra de clientes. Delimitamos un escenario competitivo; es decir, un conjunto de productos (combinaciones de niveles para los seis atributos de las servilletas de papel). Dicho conjunto puede abarcar productos actuales (propios y de la competencia) y productos modificados, reposicionados o innovaciones.

Para el escenario competitivo de interés estratégico se computa la utilidad total (U) que sus productos suponen para cada individuo de la muestra, sustituyendo en la expresión (1) los partworths (V;EI) relativos a los niveles de los atributos que integran los mencionados productos.

Finalmente identificamos el producto elegido o la probabilidad de elección y estimamos su cuota de mercado. En este caso, las reglas teóricas susceptibles de emplear pueden ser (GREEN y KRIEGER, 1.988) (10):

1.- Criterio de máxima utilidad. Cada individuo selecciona el producto con la máxima utilidad (U). La cuota de mercado viene dada por:

$$(3) \quad CM_p = \frac{NIUMAX_p}{N}$$

CM_p = Cuota de mercado (calculada para toda la muestra o para segmentos) del producto P.

NIUMAX_p = Número de individuos (de toda la muestra o del segmento) que asignan una utilidad máxima al producto P.
N = Número de individuos (de la muestra o del segmento).

2.- Criterios fundamentados en cuotas de utilidad, para detectar la probabilidad de elección de cada producto. Los más populares asignan probabilidades de elección de los productos por cada individuo mediante expresiones como:

$$(4) \quad \text{Prob}_{pk} = \frac{U_{pk}}{\sum_P U_{pk}} \qquad \text{Prob}_{pk} = \frac{e^{U_{pk}}}{\sum_P e^{U_{pk}}}$$

Prob_{pk} = Probabilidad de que individuo k seleccione producto P.
U_{pk} = Utilidad del producto P para el individuo k obtenida mediante expresiones como la (1).
e = Base de los logaritmos neperianos.

Tal que la cuota de mercado se supone como la media, para cada producto, de las probabilidades de elección de los individuos (de toda la muestra o de segmentos).

La realización de un análisis de sensibilidad en cada escenario competitivo y segmento de mercado es una operación inmediata que facilita la toma de decisiones. Por ejemplo, se podrían investigar: variaciones en las cuotas de mercado cuando se prescinde de alguno de los productos nuevos, reposicionados o actuales; modificaciones de las cuotas de mercado ante cambios en uno o varios niveles de los atributos permaneciendo los demás constantes; la posibilidad de influir en las utilidades o partworths (mediante educación, aprendizaje o estrategias de comunicación) así como sus efectos sobre la cuota de mercado.

Por otro lado, estas previsiones de la cuota de mercado precisan varias matizaciones. En primer lugar, si se trata de productos nuevos, modificados o reposicionados se requiere la hipótesis de que la empresa es capaz de ponerlos a disposición de los consumidores (en los canales

de distribución adecuados), de comunicarles la información sobre los niveles de sus atributos y que además los consumidores perciban, crean y/ no interpreten erróneamente esta información. Ponderar la cuota de mercado en función de estas variables facilita la obtención de previsiones más fiables.

En segundo lugar, puede que los entrevistados no sean todos igualmente importantes en términos de su frecuencia de compra y cantidad comprada. En tales circunstancias volvemos a necesitar corregir la cuota de mercado (ponderar las utilidades "U" que intervienen en su cálculo).

En tercer lugar, un inconveniente de este tipo de simulaciones es que ofrecen una visión estática del comportamiento en el mercado (estimación puntual de la previsible cuota de mercado para un nuevo producto). Una alternativa consiste en ofrecer una visión dinámica como la propuesta en el trabajo de ZUFRYDEN (1.988) quien analiza la evolución en el tiempo de la demanda del nuevo producto en sus dos aspectos: prueba acumulada y comportamiento de compra repetitivo (11).

En cuarto lugar, si la empresa dispone de información (tarea ardua y difícil) sobre costes e ingresos asociados a la fabricación y comercialización de cada perfil de producto (su "canibalización", incompatibilidad y efectos sinergia con otros productos) debe fundamentar sus decisiones no sólo en la cuota de mercado sino también en criterios de rentabilidad (GREEN y KRIEGER, 1.985).

5. CONCLUSIONES

En este artículo describimos una técnica, el análisis conjunto, de gran utilidad en las investigaciones sobre las preferencias del consumidor, en la determinación de la importancia que los mismos asignan a diferentes atributos y sus niveles y en el diseño de nuevos productos pa-

ra distintos segmentos de mercado.

El interés que ha suscitado el análisis conjunto en los últimos años nos ha llevado, en un primer término, a clarificar diferentes aspectos, para su puesta en práctica. Resaltamos la superioridad del enfoque del perfil completo (full-profile) cuando solicitamos a una muestra de consumidores que señale sus preferencias por una serie de productos (combinaciones de atributos a distintos niveles). Reconocemos la necesidad ineludible de recurrir a diseños factoriales fraccionados para mantener el interés de los entrevistados en la investigación mediante la reducción del número de productos a valorar a un límite razonable. Apuntamos la existencia de diversos algoritmos adecuados para estimar la importancia de atributos, niveles y sus interacciones. Principalmente Regresión Múltiple por Mínimos Cuadrados Ordinarios, MONANOVA, LOGIT y PROBIT. Abogamos por completar los estudios de análisis conjunto con medidas de fiabilidad sobre la serie de productos a analizar y sobre los atributos a considerar, subsanando de esta forma alguna de las deficiencias más patentes de las investigaciones actuales.

La popularidad del análisis conjunto emana de su utilidad estratégica. Desde esta perspectiva proponemos varias aplicaciones:

1.- Agrupar consumidores con similares utilidades o partworths. El conocimiento de qué atributos y sus niveles son importantes para un segmento de consumidores en comparación con los restantes (o con toda la muestra), orienta la estrategia diferenciadora de la empresa.

2.- Realizar previsiones de la cuota de mercado relativa a diseños alternativos de productos mediante criterios de máxima utilidad y criterios fundamentados en cuotas de utilidad. La cuota de mercado así obtenida debe ser objeto de corrección en función de: la capacidad de la empresa para colocar los productos en los canales de distribución adecuados.

dos y para comunicar información sobre los niveles de sus atributos; el grado de percepción y de interpretación por los consumidores de la comunicación recibida, así como su frecuencia de compra y cantidad comprada.

En definitiva, nos encontramos ante una técnica que cada día gana más adeptos. Además, el desarrollo de un software especializado agilizará / estimaciones y simulaciones favoreciendo las aplicaciones del análisis / conjunto en mercados de bienes de consumo, industriales y servicios.

NOTAS

(1) Los modelos de análisis conjunto se integran en una familia mas/ amplia de modelos multiatributo constituida por:

a) Modelos composicionales (o autoexplicativos) donde el entrevistado proporciona información sobre la deseabilidad e importancia de/ distintos atributos e indirectamente se obtiene la utilidad por productos alternativos. Su expresión es:

$$Y_{pk} = \sum_{j=1}^J W_{jk} \cdot X_{ijk}$$

Y_{pk} = Utilidad autoexplicada del perfil del producto p para el individuo k.

W_{jk} = Importancia relativa del atributo j para el individuo k.
 X_{ijk} = Grado de deseabilidad del nivel i del atributo j para el individuo k.

b) Modelos descomposicionales o análisis conjunto, donde a partir de la información sobre la evaluación global o preferencia de perfiles de productos proporcionada por cada entrevistado se estiman importancias de los niveles de cada atributo y sus interacciones.

c) Modelos híbridos. Combinan los modelos anteriores en una ecuación (GREEN, 1.984; GREEN, GOLDBERG y MONTEMAYOR, 1.981; GIL LUEZAS, 1.988). Son adecuados a medida que crece el número de atributos y sus niveles / ya que reducen la demanda de datos a los entrevistados (AKAAH y KORGON KAR, 1.983). La expresión mas sencilla, con solo efectos principales, es:

$$U_{pk} = a + b \cdot Y_{pk} + \sum_i \sum_j V_{ij} \cdot D_{ij}$$

donde Y se estima para cada individuo y V para toda la muestra o subgrupos obtenidos aplicando análisis cluster o análisis factorial a los componentes, W y X, de la utilidad autoexplicada (HAGERTY, 1.985; AKAAH, 1.988).

(2) Atributos determinantes son aquellos con capacidad para ser decisivos en la elección de compra del consumidor, en la determinación de / sus preferencias. El consumidor puede tener en mente varios atributos / pero como estos son poseídos a igual nivel por todas las marcas no resultarán determinantes.

(3) La información se recoge mediante cuestiones de carácter abierto (¿cuáles son las marcas pertenecientes a una clase de productos específica que considera o no a la hora de realizar sus compras? ¿cuáles son/ los atributos que poseen dichas marcas y que hacen o no atractiva su compra?), respuesta a preguntas de opción múltiple (seleccione entre la siguiente lista de atributos aquellos que usted considera como mas relevantes cuando realiza sus compras) y valoración en una escala "muy importante-nada importante" de una lista de atributos.

(4) Los atributos determinantes pueden ser continuos o categóricos. / Los atributos categóricos, a diferencia de los atributos continuos, son de carácter nominal dado que presentan diferentes niveles sin que existan valores intermedios entre dos niveles consecutivos. Puede haber atributos que en principio se cataloguen como continuos (número de serville

tas y grosor) pero que en la realidad se limiten a ciertos valores por razones competitivas.

(5) El estudio realizado por GREEN (1.974) ilustra la elaboración de diseños factoriales fraccionados simétricos (cada atributo contiene el mismo número de niveles) o asimétricos; y diseños en bloques incompletos (se restringe cada estímulo a ofrecer información tan sólo de una parte de los estímulos) total o parcialmente equilibrados.

(6) También se pueden utilizar los métodos LOGIT y PROBIT principalmente en modelos a nivel agregado (DOYLE, 1.977). En ambos la variable dependiente es nominal (seleccionar entre pares de estímulos en el enfoque del perfil completo) u ordinal (ranking de preferencias) y estiman probabilidades de elección para el conjunto de estímulos (asignando valores a los efectos principales y de interacción) que reflejen la información ofrecida por los entrevistados. La variable dependiente se considera como una distribución normal (PROBIT) o logística (LOGIT). Otro modelo menos popular es conocido como LINMAP (SHOCKER y SRINIVASAN, 1.977) y emplea programación lineal.

(7) Una alternativa válida tanto para atributos continuos como categóricos es la desarrollada por GREEN (1.974). Supongamos que al entrevistado se le solicita que asigne una valoración de 10 al nivel más preferido del atributo número de servilletas (100) de 0 al menos preferido (200) e intermedia para los niveles restantes (indica 7,5 para 50 servilletas). Se estima la importancia de los niveles extremos del atributo número de servilletas mediante análisis conjunto (para 100 es 0,7 y para 200 es 0,3) y a posteriori se deriva la correspondiente a valores intermedios. Para 50 será: $0,3 + (7,5/10) \cdot (0,7 - 0,3) = 0,6$.

(8) También es útil valorar el grado de significación de la importancia de los atributos y sus niveles principalmente para segmentos de consumidores. Atributos no significativos serán eliminados de investigaciones futuras y no se incorporan como inputs a algoritmos de simulación para predecir cuotas de mercado o demanda de nuevos productos. El trabajo de KOHLI (1.988) desarrolla varios tests sobre el grado de significación de los atributos para un análisis conjunto.

(9) También podría incorporar efectos interacción entre los niveles de los atributos, aunque la estimación se complicaría enormemente.

(10) De acuerdo con las conclusiones de GREEN y KRIEGER (1.988), aunque el criterio de máxima utilidad goza de gran aceptación parece más apropiado para compras no rutinarias, mientras que para productos de compra repetitiva los criterios de cuota de utilidad ofrecen mejores resultados dado que las preferencias del consumidor cambian con cada ocasión de uso.

(11) El enfoque de ZUFRYDEN (1.988) proporciona una eficiente unión entre el análisis conjunto y los modelos estocásticos de elección de marca. Asigna distribuciones de probabilidad a la tasa media de compra para los individuos de la muestra, a su reparto en el tiempo y a los valores $Prob_{pk}$ obtenidos mediante criterios de cuota de utilidad. Ello le permite derivar estimaciones de prueba del producto y repetición de compra.

6. BIBLIOGRAFIA

AKAAH, I.P. (1.988): "Cluster Analysis versus Q-Type Factor Analysis as a Disaggregation Method in Hybrid Conjoint Modeling: An Empirical Investigation". Journal of the Academy of Marketing Science, vol. 16, 2, (verano), pp. 11-18.

AKAAH, I.P. y KORGAONKAR, P.K. (1.983): "An Empirical Comparison of the Predictive Validity of Self-Explicated, Traditional Conjoint and Hybrid Conjoint Models". Journal of Marketing Research, vol. 20 (mayo), pp. 187-197.

ALPERT, M.I. (1.971): "Identification of Determinant Attributes: A Comparison of Methods". Journal of Marketing Research, vol. 8 (mayo), pp. 184-191.

CATTIN, P. y WITTINK, D.R. (1.982): "Commercial Use of Conjoint Analysis: A Survey". Journal of Marketing, 46 (verano), pp. 44-53.

DOYLE, P. (1.977): "The Application of Probit, Logit and Tobit in Marketing: A Review". Journal of Business Research, vol. 5 (septiembre), pp. 235-248.

FLETCHER, K. (1.988): "An Analysis of Choice Criteria Using Conjoint Analysis". European Journal of Marketing, vol. 22, 9, pp. 25-33.

GREEN, P.E. (1.974): "On the Design of Choice Experiments Involving Multifactor Alternatives". Journal of Consumer Research, vol. 1 (septiembre), pp. 61-68.

GREEN, P.E. (1.977): "A New Approach to Market Segmentation". Business Horizons, (febrero), pp. 61-73.

GREEN, P.E. (1.984): "Hybrid Models for Conjoint Analysis: An Expository Review". Journal of Marketing Research, vol. 21 (mayo), pp. 155-169.

GREEN, P.E. y KRIEGER, A.M. (1.985): "Models and Heuristics for Product Line Selection". Marketing Science, vol. 4 (invierno), pp. 1-19.

GREEN, P.E. y KRIEGER, A.M. (1.988): "Choice Rules and Sensivity Analysis in Conjoint Simulators". Journal of the Academy of Marketing Science, vol. 16, 1 (primavera), pp. 114-127.

GREEN, P.E. y RAO, V.R. (1.971): "Conjoint Measurement for Quantifying Judgmental Data". Journal of Marketing Research, vol. 8 (mayo), pp. 355-363.

GREEN, P.E. y SRINIVASAN, V. (1.978): "Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook". Journal of Consumer Research, vol. 5 (septiembre), pp. 103-123.

GREEN, P.E. y WIND, Y. (1.973): Multiattribute Decisions in Marketing A Measurement Approach. Hinsdale, IL: Dryden Press.

GREEN, P.E.; CARROLL, J.D. y GOLDBERG, S.M. (1.981): "A General Approach to Product Design Optimization via Conjoint Analysis". Journal of Marketing, 45 (verano), pp. 17-37.

GREEN, P.E.; GOLDBERG, S.M. y MONTEMAYOR, M. (1.981): "A Hybrid Utility Estimation Model for Conjoint Analysis". Journal of Marketing, 45, (invierno), pp. 31-41.

GREEN, P.E.; KRIEGER, A.M. y CARROLL, J.D. (1.987): "Conjoint Analysis and Multidimensional Scaling: A Complementary Approach". Journal of Advertising Research, (octubre-noviembre), pp. 21-28.

GIL LUEZAS, C. (1.988): "Modelos Híbridos: Algunos Aspectos de la Aplicación del Análisis Conjunto Mediante el Planteamiento de Modelos Híbridos". Investigación y Marketing, 28 (diciembre), pp. 9-21.

HAGERTY, M.R. (1.985): "Improving the Predictive Power of Conjoint Analysis. The Use of Factor Analysis and Cluster Analysis". Journal of Marketing Research, vol. 22 (mayo), pp. 168-184.

JOHNSON, R.M. (1.974): "Trade-Off Analysis of Consumer Values". Journal of Marketing Research, vol. 11 (mayo), pp. 121-127.

KOHLI, R. (1.988): "Assessing Attribute Significance in Conjoint Analysis: Nonparametric Tests and Empirical Validation". Journal of Marketing Research, vol. 25 (mayo), pp. 123-133.

LEIGH, T.W.; MACKAY, D.B. y SUMMERS, J.O. (1.984): "Reliability and Validity of Conjoint Analysis and Self-Explicated Weights: A Comparison". Journal of Marketing Research, vol. 21 (noviembre), pp. 456-462.

LOUVIERE, J.J. (1.988): Analyzing Decision Making: Metric Conjoint Analysis. Sage Publications, Inc. Newbury Park, California.

MARTIN DAVILA, M. (1.987): "Como Diagnosticar lo que los Consumidores Desean Realmente: El Análisis Conjunto". Investigación y Marketing, 23 (marzo), pp. 21-33.

MCLEAN, R. Y ANDERSON, V. (1.984): Applied Factorial and Fractional Designs. Marcel Dekker: New York.

MOORE, W.L. (1.980): "Levels of Aggregation in Conjoint Analysis: An Empirical Comparison". Journal of Marketing Research, vol. 17 (noviembre), pp. 516-523.

MUGICA GRIJALBA, J.M. (1.989a): "Los Modelos Multiatributo en Marketing: El Análisis Conjunto". IPMARK, 324 (16-28 febrero), pp. 63-71.

MUGICA GRIJALBA, J.M. (1.989b): "El Análisis Conjunto: Alternativas, Problemas y Limitaciones". IPMARK, 326 (16-31 marzo), pp. 45-54.

OGAWA, K. (1.987): "An Approach to Simultaneous Estimation and Segmentation in Conjoint Analysis". Marketing Science, vol. 6, 1 (invierno), pp. 66-81.

PAGE, A.L. y ROSENBAUM, H.F. (1.987): "Redesigning Product Lines -- with Conjoint Analysis: How Sunbeam Does It". Journal of Product Innovation & Management, 14, pp. 120-137.

REIBSTEIN, D.; BATESON, J. y BOULDING, W. (1.988): "Conjoint Analysis Reliability: Empirical Findings". Marketing Science, vol. 7, 3 (verano), pp. 271-286.

SEGAL, M.N. (1.982): "Reliability of Conjoint Analysis: Contrasting Data Collection Procedures". Journal of Marketing Research, vol. 19 (febrero), pp. 139-143.

SHOCKER, A.D. y SRINIVASAN, V. (1.977): "LINMAP (Version II): A Fortran IV Computer Program for Analyzing Ordinal Preference (Dominance) / Judgements via Linear Programming Techniques and for Conjoint Measurement". Journal of Marketing Research, vol. 14 (febrero), pp. 101-103.

WIITINK, D.R. y CATTIN, P. (1.989): "Commercial Use of Conjoint Analysis: An Update". Journal of Marketing, 53 (julio), pp. 91-96.

ZUFRYDEN, F.S. (1.988): "Using Conjoint Analysis to Predict Trial / and Repeat-Purchase Patterns of New Frequently Purchased Products". Decision Sciences, vol. 19 (invierno), pp. 55-71.

Doc 001/1988

JUAN A. VAZQUEZ GARCIA.- Las intervenciones estatales en la minería del carbón.

Doc 002/1988

CARLOS MONASTERIO ESCUDERO.- Una valoración crítica del nuevo sistema de financiación autonómica.

Doc 003/1988

ANA ISABEL FERNANDEZ ALVAREZ; RAFAEL GARCIA RODRIGUEZ; JUAN VENTURA VICTORIA.- Análisis del crecimiento sostenible por los distintos sectores empresariales.

Doc 004/1988

JAVIER SUAREZ PANDIELLO.- Una propuesta para la integración multijurisdiccional.

Doc 005/1989

LUIS JULIO TASCÓN FERNANDEZ; JOSE MANUEL DIEZ MODINO.- La modernización del sector agrario en la provincia de León.

Doc nº 006/1989

JOSE MANUEL PRADO LORENZO.- El principio de gestión continuada: Evolución e implicaciones.

Doc nº 007/1989

JAVIER SUAREZ PANDIELLO.- El gasto público del Ayuntamiento de Oviedo (1982-88).

Doc 008/1989

FELIX LOBO ALEU.- El gasto público en productos industriales para la salud.

Doc 009/1989

FELIX LOBO ALEU.- La evolución de las patentes sobre medicamentos en los países desarrollados.

Doc 010/1990

RODOLFO VAZQUEZ CASIELLES.- Investigación de las preferencias del consumidor mediante análisis de conjunto.

Doc 011/1990

ANTONIO APARICIO PEREZ.- Infracciones y sanciones en materia tributaria.

Doc 012/1990

MONTSERRAT DIAZ FERNANDEZ; CONCEPCION GONZALEZ VEIGA.- Una aproximación metodológica al estudio de las matemáticas aplicadas a la economía.

Doc 013/1990

EQUIPO MECO.- Medidas de desigualdad: un estudio analítico

Doc 014/1990

JAVIER SUAREZ PANDIELLO.- Una estimación de las necesidades de gasto para los municipios de menor dimensión.

Doc 015/1990

ANTONIO MARTINEZ ARIAS.- Auditoria de la información financiera.

Doc 016/1990

MONTSERRAT DIAZ FERNANDEZ.- La población como variable endógena.

Doc 017/1990

JAVIER SUAREZ PANDIELLO.- La redistribución local en los países de nuestro entorno.

Doc 018/1990

RODOLFO GUTIERREZ PALACIOS; JOSE MARIA GARCIA BLANCO.- "Los aspectos invisibles" del declive económico: el caso de Asturias.

Doc 019/1990

RODOLFO VAZQUEZ CASIELLES; JUAN TRESPALACIOS GUTIERREZ.- La política de precios en los establecimientos detallistas.

Doc 020/1990

*CANDIDO PAÑEDA FERNANDEZ.- La demarcación de la economía
(Seguida de un apéndice sobre su relación con la Estructura
Económica).*