

OPTIMIZACIÓN DE FACTORES EN ESTUDIOS EXPERIMENTALES EN EL ÁMBITO DEL COMPORTAMIENTO DEL CONSUMIDOR: LA METODOLOGÍA DE SUPERFICIE DE RESPUESTA

RUBÉN HUERTAS- GARCÍA

JUAN CARLOS GÁZQUEZ- ABAD

FRANCISCO J. MARTÍNEZ-LÓPEZ

rhuelas@ub.edu , jcgazque@ual.es, esfjmlopez@ugr.es

Universitat de Barcelona, Universidad de Almería, Universidad de Granada

RESUMEN

La identificación de atributos o variables relevantes es la primera etapa en el desarrollo del análisis conjunto. En la actualidad, y como consecuencia del desarrollo tecnológico, es frecuente la utilización de métodos de experimentación secuencial que diseñan los factores de forma dinámica en etapas sucesivas. En particular, en el ámbito del comportamiento del consumidor, son especialmente utilizados para la valoración de percepciones subjetivas relacionadas con diferentes atributos de los productos (e.g., alimentación, bebidas o productos de cuidado personal). Este trabajo trata de ilustrar la utilización de modelos de superficie de respuesta a los experimentos conjuntos de carácter secuencial. Para ello, se ha realizado una simulación por ordenador sobre la determinación de la combinación óptima de ingredientes de una determinada salsa. La simulación muestra que son necesarios escasos pasos para alcanzar el nivel óptimo de los ingredientes utilizados, lo que configura los modelos de superficie de respuesta como una metodología muy útil para el desarrollo de experimentos en el campo del marketing en general y del comportamiento del consumidor en particular.

Palabras clave:

Análisis Conjunto (AC), Metodología de Superficie de Respuesta (RSM), experimentos secuenciales, percepción sensorial

1. Introducción

El análisis de las preferencias de los consumidores como instrumento para medir la utilidad sigue siendo un tema central en el estudio del comportamiento del consumidor. Sin embargo, aun considerando el volumen de investigaciones publicadas, el concepto de utilidad y su medida es un concepto ambiguo debido tanto a la imposibilidad de observar la utilidad como a la ausencia de una escala de medida absoluta (Teichert & Shehu, 2007; Gustafsson, Herrmann, & Huber, 2007).

A lo largo de décadas se han desarrollado y aplicado un gran número de enfoques metodológicos, tanto de tipo composicional como descomposicional, para medir la utilidad siendo el análisis conjunto (AC) el método más importante (Green & Srinivasan, 1978). Este método tiene la ventaja de que combina un sistema sencillo de recolección de datos con una sofisticada metodología de diseño y evaluación. No obstante, a pesar de los avances que se han hecho en el diseño experimental y la modelización, un creciente número de estudios señalan las limitaciones inherentes de esta metodología en la estimación de los valores parciales de los factores o variables que lo componen (Teichert & Shehu, 2007; Gustafsson et al., 2007). Si bien parte de las deficiencias es atribuible a la conducta del entrevistado (McFadden et al., 2005), la razón principal de estas limitaciones se encuentran en el incumplimiento de los axiomas del modelo del análisis conjunto (Louviere et al., 2002). La mayoría de las aplicaciones empíricas de AC asumen dos proposiciones básicas: la función de utilidad sigue una función polinómica aditiva y que los factores o atributos que la configuran son independientes (Teichert & Shehu, 2007). Si no se cumple el principio de independencia entre los factores la estimación de la función de preferencias es mucho más difícil puesto que hay que considerar las posibles interacciones entre atributos y, esto implica, diseños mucho más grandes puesto que crecen de forma exponencial (Street et al., 2005). Por lo tanto, muchas aplicaciones empíricas usan diseños factoriales fraccionados sin probar la independencia de los factores utilizados (Hauser & Rao, 2004).

Diferentes propuestas se han realizado dentro del AC para intentar superar la restricción del supuesto de la independencia entre factores identificadas en dos corrientes de investigación: la adaptación de los modelos tradicionales de AC y la propuesta de diseños especiales basados en modelos de elección discreta.

Una forma de adaptar el AC es la utilización de métodos de experimentación secuencial para mejorar la eficiencia de los diseños y paliar el problema de considerar a los factores independientes. Los métodos de experimentación secuencial implican realizar un estudio en diferentes etapas, utilizando la información obtenida en las primeras etapas para la planificación y ejecución de las siguientes (Raghavarao, Wiley, & Chitturi, 2011). Los modelos secuenciales son particularmente oportunos en la actualidad porque, con la llegada de la investigación de mercados vía Internet, los experimentos conjuntos pueden ser asistidos por ordenador, programarse su secuencia y, además, realizarse en tiempo real. Hay varias formas de enfocar la secuencia en la investigación. Una de las primeras fue el análisis conjunto adaptado (ACA), propuesto por Johnson (1987), quien plantea combinar diferentes tipos de investigación, como son los cuestionarios de auto evaluación y experimentos ortogonales. ACA es un modelo secuencial de diseño flexible dado que el diseño experimental se adapta a cada entrevistado en función de la ordenación de preferencias que realizó previamente en el cuestionario de auto evaluación (Green et al., 1991). Esta metodología fue mejorada por Toubia, Dahan, Simester & Hauser (2003) quienes desarrollaron un método poliédrico para mejorar la secuencia en el diseño de las preguntas, adaptadas a cada entrevistado, que permitiera recopilar la información de manera más eficiente posible, teniendo en cuenta que su principal aplicación son las encuestas por Internet donde los encuestados son libres de dejar el cuestionario en cualquier momento. Un enfoque más reciente ha sido el de Teichert & Shehu, (2007) quienes proponen un método secuencial de análisis conjunto mediante algoritmos que evolucionan siguiendo los principios de la teoría de la evolución de las especies de Darwin.

La idea que subyace en los experimentos secuenciales es un proceso de convergencia en que los resultados de los primeros experimentos permitan diseñar los siguientes escenarios, dotando al modelo de dinamismo con el fin de ajustarse, en mayor medida, a las necesidades o deseos de los consumidores. A la hora de analizar las diferentes opciones estratégicas para utilizar la información previa en los siguientes experimentos se pueden considerar dos opciones extremas. Por una parte, la

información obtenida por una simple elección o por la valoración obtenida de un conjunto de elección puede ser usada para configurar el nuevo conjunto de elección. En el otro extremo, la información obtenida de la elección o valoración de un bloque puede ser utilizada para seleccionar el bloque siguiente del conjunto de elección.

En este trabajo se propone una estrategia de diseño secuencial de los experimentos que sigue la primera opción, basado en la metodología de superficie de respuesta (MSR), que permite alcanzar unos niveles óptimos en los factores utilizados. El proceso secuencial que sigue es el siguiente, primero se realiza un experimento exploratorio para determinar el peso y si son significativos los valores parciales de los factores principales, por ejemplo utilizando un diseño experimental de resolución III (Louviere, 2006). Una vez establecidos, se ajustan los valores de los niveles en un proceso de pasos sucesivos hasta alcanzar el óptimo. Como cada uno de estos pasos significa un nuevo experimento, surge la pregunta, si en una situación de investigación de mercados el número de pasos va a ser tan elevado que haga inviable su aplicación. Para proporcionar una aproximación se presenta un experimento, simulado por ordenador, donde se muestra cómo sólo son necesarios unos pocos pasos para alcanzar un grado muy preciso de aproximación a la combinación de factores óptimos.

La MSR fue propuesta por Box y Wilson hace más de cincuenta años y se ha estado aplicando a ingeniería de procesos, medicina, biología, química etc. (Box & Draper, 1987). Se caracteriza por proponer un proceso secuencial de experimentos, donde los resultados de los primeros sirven para mejorar el ajuste de los siguientes hasta alcanzar unos resultados óptimos. Estos procesos con múltiples etapas eran muy difíciles de adaptar por la investigación de mercados basados en sistemas de encuestas personales, telefónicas o postales. No obstante, con la aparición de los experimentos conjuntos asistidos por ordenador y las encuestas por Internet hace posible su aplicación como modelos secuenciales de análisis conjunto siempre y cuando el número de pasos para alcanzar el óptimo no sea muy elevado.

Este trabajo se estructura como se detalla a continuación. Primero, se hace un repaso del análisis conjunto y de las etapas más afectadas por la experimentación secuencial. A continuación, se presenta la metodología de superficie de respuesta y algunos precedentes de la literatura. Seguidamente, mediante una simulación por ordenador se presenta un caso práctico que ilustra su utilización. Finalmente, se presentan las conclusiones y limitaciones del experimento.

2. Utilización del análisis conjunto en el ámbito del comportamiento del consumidor

El análisis conjunto es un método de descomposición que permite estimar la estructura de las preferencias de los consumidores a partir de la valoración global que realizan sobre un conjunto de alternativas predeterminadas, tanto por el número de atributos como por las opciones de niveles. Mientras que en los métodos de composición, como por ejemplo en los estudios sobre el valor esperado, el peso de los parámetros y sus niveles se determinan a partir de las respuestas directas de los entrevistados, en los modelos denominados de descomposición éstos se derivan de un proceso de elección o de valoración de diferentes escenarios o perfiles propuestos por el investigador. Varios estudios han tratado de evaluar el grado de robustez de ambos métodos con resultados dispares (e.g.: Sattler & Hensel-Bórner, 2007; Gustafsson et al., 2007).

Aunque los fundamentos del análisis de experimentos proceden de la década de los años 20, existe consenso en la literatura en señalar el trabajo publicado por Luce & Tukey (1964) como el inicio del análisis conjunto, nombre genérico que agrupa un conjunto de técnicas y métodos basados en evaluar las respuestas subjetivas de los entrevistados y transformarlas en parámetros estimados. El primer trabajo que analizaba esta incipiente metodología en el estudio del comportamiento del consumidor apareció en 1971 y fue escrito por Green & Rao, (1971). A partir de este trabajo pionero, se desarrolla una amplia literatura tratando de justificar teóricamente la presencia y uso de estos modelos. Este desarrollo teórico se ha realizado desde dos grandes perspectivas: (1) la adaptación del modelo de valor esperado de Fishbein, (1967); y, (2) la nueva teoría económica sobre la elección del consumidor (Lancaster, 1971).

Además de la propia diferencia teórica entre ambas líneas, existen importantes diferencias metodológicas en la forma de desarrollar el análisis. Así, mientras que los economistas han estado

mucho más interesados en las implicaciones agregadas de una estructura de utilidad multi-atributo, los psicólogos han centrado su atención en el análisis individual, asumiendo la misma forma funcional para cada individuo, pero permitiendo la variabilidad entre los parámetros.

De forma similar a cualquier investigación de mercados, los experimentos de marketing requieren que los investigadores conozcan a priori los factores relevantes (Sawyer, Worthing and Sendak, 1979). El análisis conjunto también requiere una fase previa exploratoria o cualitativa que haya seleccionado un reducido número de factores o variables. Diferentes alternativas se pueden utilizar para identificar los atributos relevantes para los consumidores: grupos de discusión, entrevistas en profundidad o valoraciones de los “product managers”, distribuidores y otras fuentes de información, como por ejemplo de la propia literatura. Una vez delimitado el número de factores, el proceso para desarrollar un análisis conjunto implica seis etapas (Green & Srinivasan, 1990):

1. Selección del modelo de preferencia
2. Método de recolección de datos
3. Construcción del conjunto de estímulos para el método del perfil completo
4. Presentación de los estímulos
5. Escala de medida para la variable dependiente
6. Método de estimación

Aunque no es el objetivo de este trabajo realizar una revisión completa de todos los aspectos del análisis conjunto, es importante considerar los que se ven afectados, en mayor medida, por la utilización de MSR. La utilización de estos modelos afecta a cuatro de las seis etapas, esto es: la selección del modelo de preferencia, el método de recolección de datos, la construcción del conjunto de estímulos y la presentación de los estímulos.

3. La metodología de los modelos de superficie de respuesta (msr)

Los modelos de superficie de respuesta son una colección de técnicas estadísticas utilizadas en el desarrollo, mejora y optimización de procesos industriales. También ha tenido importantes aplicaciones en el diseño, desarrollo y formulación de nuevos productos (Myers & Montgomery, 2002). La metodología tiene su origen en un trabajo publicado en 1951 por Box & Wilson. Estos autores justifican su adecuación en la necesidad de crear procesos experimentales eficientes que permitan determinar las condiciones operativas de un conjunto de variables controlables que pueden alcanzar una respuesta óptima (Box & Draper, 1987). Desde los años 70 los RSM han pasado por varias etapas de desarrollo que lo han hecho adaptable a un amplio abanico de opciones experimentales eliminando diferentes supuestos restrictivos (Myers & Montgomery, 2002).

Aunque los MSR tienen su origen en la experimentación química e ingeniería, también se ha utilizado en el AC, aunque de manera muy limitada, para la valoración de percepciones subjetivas como el valor esperado y análisis sensoriales. Su aplicación se ha producido básicamente en el diseño de productos físicos, sobre todo en aquellos caracterizados por un fuerte componente sensorial (Ej.: alimentos y bebidas, fragancias, productos para el cuidado personal, etc.) (Green & Srinivasan, 1990).

Para adaptar los MSR a la experimentación secuencial se deben tener en cuenta una serie de restricciones. Por un lado, los RSM realizan estimaciones sobre la pendiente del factor y, por tanto, el modelo será de tipo vectorial. Éste vendría definido de la siguiente manera: sea $p = 1, 2, \dots, t$ un conjunto de atributos o factores seleccionados mediante investigación cualitativa. Sea y_{jp} el nivel del atributo p para el estímulo j , donde y_{jp} puede ser una variable continua (por ejemplo, tiempo de transporte, precio, etc.) utilizando una escala de razón o intervalo. Aunque, si la variable es una escala de razón o intervalo la utilización de un modelo vectorial puede ser una buena aproximación. Así, la preferencia por el concepto o perfil, s_j , ya sea medido como respuesta a una escala de puntuación, de ordenación y/o de valoraciones sensoriales (Myers & Montgomery, 2002), vendrá dado por

$$s_j = \sum_{p=1}^P w_p y_{jp}$$

donde w_p es el peso individual o medio por el atributo p , y su valor, indicaría la pendiente.

En cuanto al método de recolección de datos, los MSR se adaptan al enfoque del perfil completo donde cada concepto está formado una combinación de niveles de los factores o las variables analizadas. La mayor limitación que presenta este enfoque es la posibilidad de que la información sobrepase la capacidad de los entrevistados, obligando a que éstos recorran a heurísticas que primen algunos factores e ignorando las variaciones en los menos importantes. Los resultados, por tanto, obtenidos en una situación de este tipo no serían representativos del comportamiento del comportamiento de los individuos en la vida real, donde pueden tener más tiempo y mayor motivación para deliberar sobre la elección entre un reducido conjunto de alternativas. Por ello, debido al problema de la saturación informativa, el procedimiento de perfil completo está generalmente restringido a cinco o seis factores (Green & Srinivasan, 1978).

No obstante, el principal argumento para la defensa del enfoque de perfil completo es que muestra la descripción más realista de los estímulos, aunque dificulta la respuesta a los entrevistados, puesto que deben considerar diferentes factores a la vez. A pesar de todo esto, para un número limitado de factores, y un entorno en que la correlación entre factores es importante, el perfil completo es probablemente el mejor en términos de validez predictiva (Green & Srinivasan, 1990).

Una diferencia importante entre CA y MSR es el ámbito de análisis habitual en el que trabaja cada una de las metodologías. Dada la importancia que asigna el CA a las variaciones de las preferencias entre personas, el modelo se ajusta para cada persona en lugar de analizar los datos de manera agregada o para un segmento, como suelen hacer los modelos de superficie de respuesta.

En cuanto a la construcción del conjunto de estímulos, los MSR tienen un carácter dinámico, lo cual implica una evolución en los niveles de los factores. Tal y como se señaló anteriormente, los métodos de experimentación secuencial implican realizar estudios en diferentes etapas, utilizando la información obtenida en las etapas previas para la planificación y ejecución de los siguientes experimentos (Raghavarao et al., 2011). El análisis conjunto se suele utilizar para evaluar una descripción de estímulos hipotéticos. Además, el número de estímulos dependerá del número de factores o atributos considerados. Utilizar unos estímulos similares a los existentes en la realidad incrementa la credibilidad del experimento y, por tanto, la validez de los juicios de preferencias. Aunque, Green & Srinivasan, (1978) recomiendan que los rangos de los factores sean algo más grandes que en la realidad, pero no demasiado como para que no resulten creíbles a los encuestados.

Los estímulos de perfil completo tienen la ventaja que permiten medir juicios sobre las preferencias globales directamente, utilizando constructos orientados a la conducta como: intención de compra, probabilidad de elección, probabilidad de cambiar hacia una nueva marca, etc. Estas medidas se utilizan de forma particular en el contexto de la introducción de nuevos productos o servicios (Green & Srinivasan, 1990); este objetivo que también es perseguido por los MSR (Myers & Montgomery, 2002). Los diseños factoriales fraccionados, así como otros tipos de planes ortogonales que excluyen o marcadamente limitan los efectos de las interacciones, actualmente dominan el escenario de la investigación de mercados (Green & Srinivasan, 1990; Hauser & Rao, 2004). Los MSR se basan en un proceso secuencial y suelen iniciar la fase experimental ajustando un modelo polinómico de primer grado. No obstante, en los pasos de aproximación al óptimo permiten ajustes con un modelo polinómico de segundo grado, en el que se estiman los valores parciales de las interacciones y de los factores al cuadrado.

Otra cuestión de actualidad es la opción de utilizar varios niveles para los diferentes factores que componen un solo experimento (Verlegh, Schifferstein & Wittink, 2002). En uno de los primeros trabajos que abordaron este tema, Wittink, Krishnamurthi, & Nutter, (1982) utilizando tanto datos ordenados como puntuaciones, han demostrado que la importancia relativa de un atributo se incrementa cuando el número de niveles de dicho atributo es mayor. Por ejemplo, vieron que al introducir dos niveles más de precios intermedios dentro de una escala de tres niveles el precio relativo subió un 7%.

En cuanto a la presentación de los estímulos, el enfoque del perfil completo ha implicado variaciones y combinaciones de las tres presentaciones básicas: descripciones verbales, descripciones en párrafos y representaciones en imágenes.

Los MSR se adaptan perfectamente a cualquier tipo de estímulo. Aunque en su origen la variable dependiente recogían las variaciones físicas o químicas resultado de la aplicación experimental, desde los años 70 se viene utilizando también en la valoración sensorial de percepciones subjetivas. Uno de los primeros precedentes de su uso, adaptado al comportamiento del consumidor, fue el estudio de Moskowitz, Stanley, & Chandler, (1977) quienes proponen una investigación secuencial para determinar la condimentación óptima de diferentes prototipos de salsas. Se trata de un ejemplo del uso MSR en el diseño de productos alimenticios, en este experimento se utilizan diez tipos de percepciones subjetivas como variables dependientes, que van desde valoraciones globales en el momento de consumo, valoración global un día después, hasta las diferentes valoraciones sensoriales como el aroma, la acidez, el dulzor, etc. Además, se realiza la experimentación secuencial en busca de una región de mejora en la respuesta lo que constituye el “camino ascendiente hacia el máximo”.

Ahora bien, dentro de la literatura sobre investigación de mercados, hasta donde alcanza el conocimiento de los autores, sólo existe un precedente, el trabajo de Danaher, (1997) quien utiliza descripciones verbales sobre los atributos que configuran un vuelo en un avión comercial o la estancia en un hotel y determinan la pendiente a seguir para alcanzar el óptimo. Estos dos casos muestran las limitaciones que tenía el uso de MSR en estudiar el comportamiento del consumidor, por un lado el trabajo de Moskowitz et al. (1977) utiliza una muestra muy reducida de amas de casa (26 participantes entre 18 y 49 años) que debía asistir a tres sesiones de cata de producto al laboratorio, mientras que Danaher (1997) que utiliza una muestra mayor, de 260 y 49 cuestionarios cumplimentados, sólo fue capaz de realizar el experimento exploratorio. Ahora bien, la posibilidad de realizar encuestas por Internet y experimentos asistidos por ordenador hace factible su adaptación al AC, para atributos cuantitativos, ya que es posible el desarrollo de la experimentación secuencial con los diferentes pasos necesarios hasta alcanzar el óptimo. Tal y como señala Raghavarao et al., (2011) dado el carácter dinámico del análisis, el entorno virtual y el diseño asistido por ordenador es el más propicio para su aplicación, con la ventaja de que los análisis pueden realizar *online* o en tiempo real.

En resumen, el tipo de diseño experimental utilizado en MSR suele ser una función vectorial presentada en forma de perfil completo, a dos niveles, y con un diseño factorial fraccionado. El modelo propuesto en este trabajo considera todos los factores a dos niveles, codificando el menor valor como -1 y el mayor valor como 1.

Por otro lado, los MSR implican una concepción dinámica de la experimentación que enlaza con los métodos secuenciales de experimentación (Raghavarao et al., 2011). Por tanto, requerirá más de un experimento, por lo que un modelo de diseño simple y económico será muy importante. Se comienza asumiendo que un modelo de primer orden (esto es, una representación plana) es una aproximación razonable del sistema en la región inicial. La metodología del “camino ascendiente hacia el máximo” conlleva los siguientes pasos (Myers & Montgomery, 2002):

1. Ajustar un modelo de primer orden (plano o hiperplano) usando un diseño ortogonal. Diseños de dos niveles son recomendables aunque incluyendo el punto central.
2. Calcular el “camino ascendiente hacia el máximo” si se requiere maximizar la respuesta. Si, por el contrario, se requiere que la respuesta sea mínima se debe calcular el “camino descendiente hacia el mínimo”.
3. Realiza nuevos experimentos a lo largo de la ruta y observa los valores de respuesta. Los resultados mostrarán valores crecientes de respuesta hasta llegar a un punto en que el camino se inclina y desaparecen los valores crecientes. Al contrario, si el objetivo es la mínima respuesta.
4. El punto próximo al máximo (o mínimo), localizado a lo largo de la ruta del “camino ascendiente hacia el máximo”, se toma como base para un segundo experimento. El diseño puede ser, de nuevo, un diseño de primer orden. En este caso, se deben realizar pruebas para determinar el grado de curvatura.
5. El proceso puede continuar con una nueva ronda de experimentos, pero si el grado de curvatura es importante se debería ajustar un modelo de segundo orden.

4. Aplicación de los msr a la estimación de factores en un ac: análisis empírico mediante un experimento simulado

Para ilustrar el procedimiento se ha recurrido a un experimento, simulado por ordenador, para generar perfiles sensoriales ideales. El experimento está inspirado en el trabajo de Moskowitz et al., (1977) que consistía en que el experimentador, mediante un diseño experimental, puede obtener una serie representativa de variaciones de productos fruto de combinar componentes según la formulación. A continuación, los consumidores prueban cada una de las variaciones de producto, y realizan la valoración en una escala sensorial. Como consecuencia de este experimento, se determina el peso de los niveles de los factores, considerando un polinomio de primer grado, y se reajusta el nuevo experimento. Se trata de un problema habitual en el desarrollo de productos que implican problemas de formulación en los que se deben combinar dos o más ingredientes (Myers & Montgomery, 2002).

En la simulación se proponen tres ingredientes de la formulación que se manipulan hasta alcanzar la valoración sensorial óptima. El objeto es la valoración de una salsa y los factores son tres: grado de acidez, intensidad de dulzor y grado de salinidad. Estos grados son transformaciones de la cantidad de aditivo añadido (vinagre, azúcar y sal) a una escala homogénea de 0 a 1 para los tres ingredientes. Para iniciar el experimento exploratorio se han considerado las tres variables, alrededor de la cantidad media, con dos niveles, como nivel bajo 0,4 y como alto 0,6. Esto representa un experimento factorial 2^3 , es decir 8 experimentos elementales a los cuales se les ha añadido un escenario que representa el punto central. La transformación de las variables en *dummies* se muestra en la Tabla 1. Dado que sólo se han considerado tres variables se ha optado por un diseño factorial completo de ocho experimentos con dos niveles en cada factor. Este diseño de dos niveles es uno de los más utilizado en los experimentos exploratorios donde el número de escenarios es múltiplo de 2, por ejemplo, 8, 16, 32, etc., también denominados diseños geométricos (Kuehl, 2001). Igualmente, existen diseños no geométricos pero son poco utilizados debido a su complejidad. (Box, Hunter, & Hunter, 2005).

TABLA 1
Esquema del diseño factorial 2^3 .

	Variable	- 1	0	+ 1
1	Acidez	0,4	0,5	0,6
2	Dulzor	0,4	0,5	0,6
3	Salinidad	0,4	0,5	0,6

Para cada uno de los escenarios propuestos se han simulado 100 consumidores que, de forma aleatoria, valoran cada una de las nueve opciones según un modelo aditivo de primer grado, $\hat{y} = \alpha + \beta - \gamma + u_i$, donde α es el grado de acidez, β el de dulzor, γ el de salinidad y u_i el error aleatorio que se distribuye como una normal en un intervalo (0, 5). Para estimar la precisión frente al valor óptimo predeterminado por el investigador se ha calculado el error cuadrático (SE por sus siglas en inglés).

$$SE = \sqrt{\sum_{k=1}^n e_k^2} \quad (1)$$

donde e_k es la diferencia entre el valor estimado por el simulador y el óptimo predeterminado y $k = 1, 2, \dots, n$, el número de individuos simulados. Es decir, SE recoge tanto la variación aleatoria, generada por el ordenador, como la diferencia entre el valor simulado y óptimo. Utilizando SE como variable dependiente, el objetivo será determinar en cuantos pasos el algoritmo RSM elimina la variación explicada por la falta de ajuste y, por tanto, que u_i sólo recoja el error aleatorio.

La tabla 2 muestra el resultado de la simulación calculando el error cuadrático obtenido.

TABLA 2
Resultado del experimento

Número de experimento	Acidez	Dulzor	Salinidad	Error cuadrático (SE)
1	-1	-1	-1	782,18
2	1	-1	-1	1.141,65
3	-1	1	-1	874,24
4	1	1	-1	1.377,64
5	-1	-1	1	739,14
6	1	-1	1	1.120,19
7	-1	1	1	840,31
8	1	1	1	1.375,58
9	0	0	0	998,69

Para el cálculo de los efectos que la cantidad de ingredientes tiene en la valoración simulada de la salsa, se ha recurrido a la tabla de coeficientes de contrastes; este procedimiento es sencillo y puede realizarse con cualquier hoja de cálculo. En primer lugar, se coloca una columna con ocho unos positivos y al final el valor central, el cero. A continuación, el diseño factorial en orden estándar. El orden estándar es el que se presenta en la tabla 3: la segunda columna, la de Acidez, muestra los signos alternos negativo y positivo; la columna Dulzor, los signos alternos son dos negativos y dos positivos y, por último, en la columna Salinidad, los signos alternos son cuatro negativos y cuatro positivos. En general, si el diseño continuara, la comuna k -ésima consta de 2^{k-1} signos negativos seguidos de 2^{k-1} signos positivos, finalizando con los valores centrales, ceros.

Una vez ordenada la matriz se calculan los coeficientes de contrastes. Se multiplica cada uno de los valores de la fila por el error cuadrático medio de dicha fila. La Tabla 4 ilustra el procedimiento.

Para obtener la estimación de los efectos solo queda sumar los valores de cada columna y dividirla por el divisor adecuado que será 8 para la primera fila y 4 para las filas restantes. La primera fila proporciona la media general de todas las observaciones y el resto se identifica por los factores de acidez, dulzor y salinidad.

TABLA 3
Tabla en orden estándar

Número de experimento	Media	Acidez	Dulzor	Salinidad	Error cuadrático (SE)
1	1	-1	-1	-1	782,18
2	1	1	-1	-1	1.224,36
3	1	-1	1	-1	874,24
4	1	1	1	-1	1.562,97
5	1	-1	-1	1	718,78
6	1	1	-1	1	1.216,42
7	1	-1	1	1	912,49
8	1	1	1	1	1.560,63
9	0	0	0	0	998,69

TABLA 4
Cálculo de los efectos relativos de las variables

	Media	Acidez	Dulzor	Salinidad
	782,1825738	-782,1825738	-782,1825738	-782,1825738
	1224,360214	1224,360214	-1224,360214	-1224,360214
	874,2385556	-874,2385556	874,2385556	-874,2385556
	1562,967695	1562,967695	1562,967695	-1562,967695
	718,7792558	-718,7792558	-718,7792558	718,7792558
	1216,418861	1216,418861	-1216,418861	1216,418861
	912,4940999	-912,4940999	912,4940999	912,4940999
	1560,63063	1560,63063	1560,63063	1560,63063
	0	0	0	0
Suma	8852,071885	2276,682915	968,5900759	-35,42619046
Divisor	8	4	4	4
Promedio (en unidades xi /100)	11,06508986	5,691707288	2,42147519	-0,088565476

El modelo de primer orden derivado del diseño experimental es:

$$\hat{y} = 11,065 + 5,691\alpha + 2,421\beta - 0,088\gamma \quad (2)$$

donde \hat{y} es SE, α es el peso que el grado de acidez, β el de dulzor y γ el de salinidad en la generación de error cuadrático.

Determinado el modelo de primer orden se debe establecer la ruta exploratoria para alcanzar los valores que minimiza el SE. Para el cálculo del “camino descendiente hacia el mínimo” se sigue el siguiente algoritmo (Myers & Montgomery, 2002):

1. Escogemos el tamaño del paso, o intervalo que avanzaremos por la pendiente descendiente, denominado Δx_i . Para ello, se selecciona la variable con el coeficiente de regresión de mayor valor absoluto $|b_i|$.
2. El tamaño del paso en las otras variables será:

$$\Delta x_j = \frac{b_j}{b_i / \Delta x_i}, \quad j = 1, 2, \dots, k, \quad i \neq j \quad (3)$$

3. Por último, se deben convertir las variables codificadas en variables naturales.

Para el ejemplo considerado, se selecciona $b_1 = \alpha$ como variable para definir el tamaño del paso, tomando incrementos de una unidad, $\Delta x_1 = 1$, que corresponde a 0,1 de variación en la cantidad de acidez, en la variable α . A partir de la ecuación (2) se derivan los tamaños de los otros pasos:

$$\Delta x_2 = \frac{2,421}{5,691} = 0,425$$

$$\Delta x_3 = \frac{-0,088}{5,691} = -0,015$$

En la Tabla 5 se muestran los pasos descendentes por la pendiente tanto para las variables codificadas como para las variables naturales. La estrategia implica realizar experimentos a lo largo del camino descendente hasta el momento en el que el error cuadrático medio, en lugar de ir disminuyendo vuelve a crecer. Cosa que se produce con la base menos tres incrementos.

TABLA 5
Los pasos descendentes por la pendiente

	Unidades codificadas			Unidades naturales			Error cuadrático (SE)
	Acidez	Dulzor	Salinidad	Acidez	Dulzor	Salinidad	
Base	0	0	0	0,5	0,5	0,5	998,69
Incremento	1	0,425439164	-0,015560441	0,1	0,042543916	-0,00155604	
Base - Incremento	-1	-0,425439164	0,015560441	0,4	0,457456084	0,50155604	783,19
Base - 2	-2	-0,850878328	0,031120882	0,3	0,414912167	0,50311208	651,28
Incremento							
Base - 3	-3	-1,276317492	0,046681323	0,2	0,372368251	0,50466813	584,21
Incremento							
Base - 4	-4	-1,701756656	0,062241765	0,1	0,329824334	0,50622417	593,42
Incremento							

En la mayoría de casos este resultado ya proporciona una buena aproximación al óptimo. No obstante, si que quiere mejorar la precisión se puede realizar un segundo experimento en un entorno alrededor de este punto. En esta segunda ocasión se ha tomado un intervalo de exploración de 0,05 puntos. La transformación de las variables en unidades codificadas se muestra en la Tabla 6; el diseño experimental seguido se informa en la Tabla 7. A partir de aquí, cada uno de los nuevos escenarios se vuelve a estimar mediante simulación por ordenador considerando 100 consumidores que hacen una análisis sensorial de una salsa y, también, se ha calculado el error cuadrático (SE). El diseño puede ser, de nuevo, un diseño de primer orden y se vuelve a realizar el mismo proceso del cálculo del “camino descendiente hacia el mínimo”.

TABLA 6
Esquema del diseño factorial 23.

	Variable	- 1	0	+ 1
1	Acidez	0,15	0,2	0,25
2	Dulzor	0,160	0,372	0,585
3	Salinidad	0,497	0,505	0,512

TABLA 7
Diseño

1	2	3
-1	-1	-1
+1	-1	-1
-1	+1	-1
+1	+1	-1
-1	-1	+1
+1	-1	+1
-1	+1	+1
+1	+1	+1
0	0	0

Después de dos rondas de estimación del “camino descendiente hacia el mínimo” los valores obtenidos de α = acidez, β = dulzor y γ = salinidad se muestran en la Tabla 8 y se comparan con los valores óptimos predeterminados.

TABLA 8

Estimación de los valores de α , β y γ

Origen de los valores	α	β	γ
Valores estimados	0,15	0,372	0,512
Valor óptimo	0,15	0,38	0,51

En total se han necesitado seis pasos para alcanzar una aproximación muy ajustada al óptimo utilizando un sistema de simulación por ordenador. Esto presupone un número razonable de pasos para poder adoptar el MSR a la experimentación secuencial. Por ejemplo, Moskowitz et al., (1977) necesitó tres sesiones para recoger información suficiente para definir el óptimo, mientras que Danaher (1997) sólo realizó el primer paso para determinar la pendiente de los factores.

5. Conclusión

El objetivo de este trabajo ha sido ilustrar el proceso de utilización de los modelos de superficie de respuesta y mostrar cómo se adaptan a los procesos de experimentación secuencial.

El modelo de superficie de respuesta propuesto en este estudio aporta dos ventajas importantes. Primero, proporciona una técnica estadística, validada por la literatura en ingeniería, química y medicina, que permite adaptarse a los modelos de experimentación secuencial. Segundo, proporciona la posibilidad, no sólo de calcular los valores parciales de los factores, sino también de encontrar la combinación óptima de los mismos. Además, es una metodología que encaja con una investigación asistida por ordenador, que permite la adaptación del estudio a los resultados obtenidos y conducir el proceso hasta alcanzar el óptimo.

Por otro lado, para determinar su viabilidad en una investigación de mercados, es importante establecer el número de pasos que se deben realizar en un experimento secuencial para alcanzar los valores óptimos. Como ilustración, se ha realizado una simulación sobre la composición de una salsa y se han necesitado seis pasos para alcanzar una aproximación bastante exacta al óptimo con un modelo lineal sin interacciones. No obstante, el modelo de MSR permite hacer aproximaciones con un polinomio de segundo grado y alcanzar grados de precisión mucho más exactos en experimentos industriales y químicos. Aunque, cuando se trabaja el análisis sensorial basado en percepciones subjetivas de los consumidores seguramente un mayor grado de precisión tampoco tiene demasiado sentido. Alcanzar unos valores muy próximos al óptimo con sólo seis pasos no es una carga excesiva para un diseño experimental asistido por ordenador. Por ejemplo, Sawtooth Software en los estudios basados en ACA propone a los entrevistados completar los cuestionarios en cuatro fases, conteniendo cada una de las fases múltiples preguntas. Y, en un estudio en el que se aplican modelos de elección discreta, se muestra que se pueden solicitar hasta 20 tareas de elección sin que se degrade la calidad de los datos, a partir de este número los datos pierden algo de fiabilidad debido a que los entrevistados tienden a cumplimentarlas mucho más rápido. Pero además, aunque es indiscutible el valor de tamaño de la muestra, se puede recoger más información aumentando el número de tareas por encuestado. Dentro de los rangos entre 10 y 20 tareas, duplicar el número de tareas por encuestado es más efectivo para aumentar la precisión que duplicar el número de encuestados. (Johnson, & Orme, 1996).

Hasta ahora, la aplicación más afín al AC, se ha realizado dentro de la evaluación de percepciones sensoriales de productos alimenticios con el fin que los científicos y los técnicos de alimentos puedan determinar la formulación adecuada de los nuevos productos que se desean lanzar al mercado. Los MSR han sido utilizados para disponer de información proveniente de los consumidores que permita calibrar la composición de ingredientes hasta alcanzar una fórmula óptima, en un periodo relativamente corto de tiempo y con un ahorro en coste, si se compara con otros métodos tradicionales de prueba y error (Moskowitz et al., 1977).

6. Limitaciones y futuras líneas de investigación

Este trabajo tiene una serie de limitaciones. En primer lugar, el diseño utilizado en esta simulación es muy simple, sólo se han utilizado tres factores a dos niveles más un punto central. Esto se aparta del estudio medio de un AC que suele utilizar de seis a siete factores (Wittink & Cattin, 1989). En segundo lugar, los datos considerados en la simulación fueron totalmente homogéneos derivados de una distribución predeterminada. Por tanto, una posible extensión es la utilización de modelos más complejos, con un mayor número de factores y niveles y realizado mediante un trabajo de campo, así como considerar la posibilidad de extraer segmentos de mercado.

En el futuro, se planea realizar experimentos secuenciales asistidos por ordenador en los que se pudiera ver de manera empírica la validez interna y externa del método propuesto.

Referencias bibliográficas

- BOX, G. E. P. & DRAPER, N. R. (1987). *Empirical Model Building and Response Surfaces*. New York: Wiley.
- BOX, G. E. P., HUNTER, J. S., & HUNTER, W. G. (2005). *Statistics for experimenters :Design, innovation, and discovery* (2nd ed.). Hoboken: Wiley.
- DANAHER, P. J. (1997). Using conjoint analysis to determine the relative importance of service attributes measured in customer satisfaction surveys. *Journal of Retailing*, 73(2), 235-260. doi:DOI: 10.1016/S0022-4359(97)90005-1
- FISHBEIN, M. (1967). *Readings in attitude theory and measurement*. New York: Wiley.
- GREEN, P. E., & RAO, V. R. (1971). Conjoint measurement for quantifying judgmental data. *Journal of Marketing Research*, VIII, 355-363.
- GREEN, P. E., & SRINIVASAN, V. (1978). Conjoint analysis in consumer research: Issues and outlook. *Journal of Consumer Research*, 5, 103-123.
- GREEN, P. E., & SRINIVASAN, V. (1990). Conjoint analysis in marketing research: New developments and directions. *Journal of Marketing*, 54(4), 3-19.
- GREEN, P. E., KRIEGER, A. & AGARWAL, M. (1991). Adaptive Conjoint Analysis, some Caveats and Suggestions, *Journal of Marketing Research*, 23, 215-222.
- GUSTAFSSON, A., HERRMANN, A., & HUBER, F. (2007). *Conjoint measurement :Methods and applications* (4th ed.). Berlin etc.: Springer.
- HAUSER, J., & RAO, V. (2004): Conjoint Analysis, Related Modeling and Applications, in: Wind, Y., & Green, P. (Eds.), *Marketing Research and Modeling, Progress and Prospects, A Tribute to Paul Green*, Dordrecht.
- JOHNSON, R. M. & ORME, B. K. (1996): How Many Questions Should You Ask in Choice-Based Conjoint Studies? Sawtooth Software. Research Paper Series, Sawtooth Software, Inc. 1996
- KUEHL, R. O. (2001). *Diseño de experimentos :Principios estadísticos de diseño y análisis de investigación*. Australia etc.; Madrid: Thomson Learning.
- LANCASTER, K. (1971). *Consumer demand: A new approach*. New York: Columbia University Press.
- LOUVIERE, J., STREET, D., CARSON, R., AINSLIE, A., DESHAZO, J., CAMERON, T., HENSHER, D., KOHN, R., & MARLEY, T. (2002): Dissecting the Random component of Utility, *Marketing Letters*, 13 (3), 177-193.
- LOUVIERE, J. (2006): What you don't know might hurt you: Some unresolved issues in the Design and Analysis of Discrete Choice Experiments, *Environmental & Resource Economics*, 34, 173-188.
- LUCE, R. D., & TUKEY, J. W. (1964). Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement. *Journal of Mathematical Psychology*, 1, 1-27.
- MC FADDEN, D.L., BEMMAOR, A. C., CARO, F. G., DOMINITZ, J., JUN, B-H., LEWBEL, A., MATZKIN, R. L., MOLINARI, F., SCHWARZ, N., WILLIS, R. J., & WINTER, J.K. (2005): Statistical Analysis of Choice Experiments and Surveys. *Marketing Letters*, 16 (3/4), 183-196
- MOSKOWITZ, H. R., STANLEY, D. W., & CHANDLER, J. W. (1977). The eclipse method: Optimizing product formulation through a consumer generated ideal sensory profile. *Canadian Institute of Food Science Technology Journal*, 10(3), 161-168.
- MYERS, R. H., & MONTGOMERY, D. C. (2002). *Response surface methodology :Process and product optimization using designed experiments* (2nd ed.). New York: John Wiley & Sons.
- RAGHAVARAO, D., WILEY, J. B., & CHITTURI, P. (2011). *Choice-based conjoint analysis: Models and designs* (1 edition ed.) Chapman and Hall/CRC.
- SAWYER, A. G., WORTHING, P. M. AND SENDAK, P. E. (1979): "The Role of Laboratory Experiments to test Marketing Strategies" *Journal of Marketing*, Vol. 43 (3); summer; pp. 60-67.
- STREET, D., BURGUESS, L., & LOUVIERE, J. (2005): Quick and Easy Choice Sets, Constructing Optimal and Nearly Optimal Stated Choice Experiments, *International Journal of Research in Marketing*, 22 (4) 459-470.
- VERLEGH, P. W. J., SCHIFFERSTEIN, H. N. J. & WITTINK, D. R. (2002): Range and number-of-levels effects in derived and stated measures of attribute importance, *Marketing Letters*, 13 (1), 41-52.
- WITTINK, D. R., & CATTIN, P. (1989). Commercial use of conjoint analysis: An update. *Journal of Marketing*, 53, 91-96.
- WITTINK, D. R., KRISHNAMURTHI, L., & NUTTER, J. B. (1982). Comparing derived importance weights across attributes. *The Journal of Consumer Research*, 8(4), pp. 471-474. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2489037>