

# 新商品コンセプト評価のための コンジョイント分析

水野 誠

## 1. はじめに

新商品開発の各段階でさまざまな事前評価がなされるが、なかでも、実際に試験的な生産に入ったり市場実験する以前の段階で行なわれるのが、コンセプト・テストである。ここでは、新商品の属性やベネフィットに関する基本的な情報が消費者にどれだけ評価され、また実際に選択につながるかどうかチェックされる。

コンセプト・テストで従来よく用いられる方法は、ある意味で非常に素朴で、発展性に欠けていると思われる。しかし、このような手法に代わるより望ましいコンセプト評価の手法があるだろうか。マーケティング・サイエンスの成果としては、コンジョイント分析や選好回帰分析などが候補に上がるが[9][11]、われわれの見方では、これらの適用にはいくつかの問題がある。

本稿では、新商品コンセプトの評価のための新しいアプローチを紹介したい。それは、コンジョイント分析を基礎におきながら、新商品コンセプト評価のため、実験計画とデータ収集のプロセスに独自の工夫をこらしたシステムである。また、コンピュータと消費者の対話を通じて調査が行なわれる点も、わが国では新しい試みだと思われる。

## 2. コンセプト・テストの現状と問題点

新商品のコンセプトとは、新商品が他の商品よりも優れ、また今まで以上にベネフィットをもたらすポイントをコンパクトに記述したものである。通常行なわれるコンセプト・テストは、そのようなコンセプトを消費者に直接呈示し、なんらかの尺度（たとえば5段階の購入意向度）で評価させるという方法で行なわれる。

集計された調査結果の分布や平均から、コンセプトの代替案が評価される。しかし、ここでは基本的に、複数

の代替案に序列をつけることだけが可能である。そこでしばしば行なわれるのが、調査結果がある基準値（ノーム）を上回っているかどうかで案の採否を決定するという方法である。

このような決定方式が結果として良い成果を伴っているのなら、それなりに（適応的な意味での）合理性を満たしているかもしれない。しかし、消費者の答えた評価尺度や基準値が具体的に何を意味しているのか解釈しにくいという点は、より精緻な戦略を立てていく上で問題になる。すなわち、コンセプト・テストの結果をシェアや購入率といったマーケティング目標に結びつけて評価するためには、なんらかの方法でその結果を消費者の購入行動に近づけていく必要がある。

消費者から行動に近い反応を得るためには、第1に、新商品自体の魅力を形成するであろう基本的な諸要素（たとえばブランドや価格）を、コンセプトとともに呈示することが考えられる。通常コンセプト・テストでそうすることもできるが、問題はそのときコンセプト自体の魅力を取り出して評価できないという点である。たとえば、コンセプト以外の要素の力で新商品案が高く評価されているなら新しいコンセプトの商品を開発しても無駄であるし、逆に他の要素が悪いせいで可能性のある商品コンセプトを葬ってしまう危険もある。もしコンセプトとそれ以外の要素の魅力を分離して評価できれば、そのような誤りは回避できるであろう。

第2に、競合が存在しないような非常に革新的な商品は別にして、新商品案が現実には選好されている既存商品と比較してなお選択され得るかが問題になる。既存商品へのロイヤルティは別にして、両者の魅力の差を明らかにするためには、新商品のみならず既存商品の情報を呈示し、できる限り公平に比較させる必要があろう。

以上のような課題に対して、通常コンセプト・テストの方法で的確に答えることは難しいと思われる。マーケティング・サイエンスは、第1課題には多属性分析モデル、第2の課題には選択モデルを用意している。コン

みずの まこと 幹博報堂

〒101 千代田区神田錦町3-22

ジョイント分析はまさにそうしたアプローチの1つであり、次節ではこれを新商品コンセプト評価へ適用することの可能性を検討しよう。

### 3. コンジョイント分析の適用可能性

最初にコンジョイント分析とは何かを簡単にサーベイしておこう。特定の商品分野に属するいくつかの商品が、お互いに共通するいくつかの属性に関し、どのような水準をとるかで記述されるとしよう。属性を  $i = 1, 2, \dots, m$  とし、属性  $i$  に対して  $j = 0, 1, \dots, n(i)$  の水準があるとすると（価格や燃費といった連続的な属性に関してもいくつかの代表的な水準を用意する）、消費者の選択対象となる商品は  $\prod_{i=1}^m n(i)$  通りの商品プロファイルの中のどれかに対応づけられる。

商品プロファイル  $k$  が属性  $i$  に関して水準  $j$  をとるとき  $1$ 、そうでないとき  $0$  となるダミー変数  $d^{(k)}_{ij}$  を定義する。ただし、本来連続量として扱うべき属性（価格など）は、水準の値そのものを  $x_i^{(k)}$  とする。このとき、消費者にとってプロファイルの効用は

$$(1) \quad v^{(k)} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n(i)} \alpha_{ij} \cdot d^{(k)}_{ij} + \sum_{i=m'+1}^m \beta_i \cdot x_i^{(k)}$$

のように決まると仮定しよう。ここで  $\alpha_{ij}$  を、属性  $i$  の水準  $j$  に対する部分効用値（part-worth）という（ただし  $\alpha_{i0} = 0$  と定義する）。

消費者は特定の商品の集合から、効用が最大の商品を選択すると仮定すると、プロファイル  $k$  より  $l$  が選ばれたなら  $v^{(k)} < v^{(l)}$  となる。したがって、プロファイル間の選択結果を収集することによって、それらの背景にある選好関係を最もよく説明するような部分効用値を推定することが考えられる注1)。

さて、推定された部分効用値にもとづいて、どのように新商品コンセプトを評価することができるだろうか。新商品案が既存商品同様、用意された属性・水準の組合せに置き換えることができる限り、それに対応する部分効用値の和から、新商品案の効用を計算できる。また部分効用値から、各要素の相対的な重要性がわかり、どこを改良すべきかの判断に役に立つ。さらに属性の組合せを変えることで、さまざまな新商品の改良案を作り、それを評価することができる。

効用から選択行動に近づくには、消費者は効用の高いものを必ず選ぶと仮定して行動を予測してもよいが、場合によっては極端な結果が生じることもある。そこで、選択行動にランダムな部分を含めることにしよう。すな

わち、(1)式で与えられる効用に特定の分布にしたがう確率の変動部分を加え注2)。

$$(2) \quad u^{(k)} = v^{(k)} + \varepsilon^{(k)}$$

という新たな効用関数を定義する。このとき  $u^{(k)}$  を最大化するような消費者行動の結果、 $L$  個のプロファイルの中からプロファイル  $k$  が選ばれる確率は

$$(3) \quad \phi^{(k)} = \exp(v^{(k)}) / \sum_{l=1}^L \exp(v^{(l)})$$

となる。これを多項ロジット型の確率的選択モデルという[6][7][10]。(3)式から得られる選択データの形式に合わせて尤度関数が構成され、最尤法により部分効用値の推定値が求められる注3)。これを(3)式に戻してやれば、選択確率が計算される。

残されている重要な問題は、どのように選択データを収集するかである。通常、実験計画法における直交表によって作成されたプロファイルに選好順位をつけさせたものがデータとなる。直交表を用いることで、順位づけすべきプロファイル数は  $\prod_{i=1}^m n(i)$  よりはかなり少なくなるが、それでも属性・水準数が多いと、作成されたプロファイルを順位づけることは非常な負担になる注4)。

イノベーションが活発で、また商品の差別化が進行するにつれ、商品属性に次々と新たな水準、あるいは新たな属性がつけ加えられる。その結果、コンセプトを構成する何らかの属性の内容がすべてユニークで、その属性の水準数が比較される全商品の数におよぶことも十分予想される。(一般にも、ブランドに関してよくあることである)

属性水準数が過大になるという問題に対して、“個人化コンジョイント分析” (individualized conjoint analysis) という方法が提案されている[2][4]。これは、消費者が実際に選択時に考慮する属性（水準）はそれほど多くないであろうから、各消費者が考慮する属性だけでプロファイルを構成すればプロファイル数を削減できるという考えにもとづいている。しかし、考慮される属性の集合は消費者によって異なり得るから、回答者毎に異なる実験計画を立てる必要がある。したがって、コンピュータによって回答者に対するインタビューをコントロールすることになる。

このような個人化分析は、消費者の実際の商品選択行動を分析し、望ましい新商品開発の方向を探る上では非常に有力であろう。しかし、コンセプト・ワークを通じて焦点の当てられた属性は、それらが新しいものであるほど、消費者の日常の消費活動で意識されているという

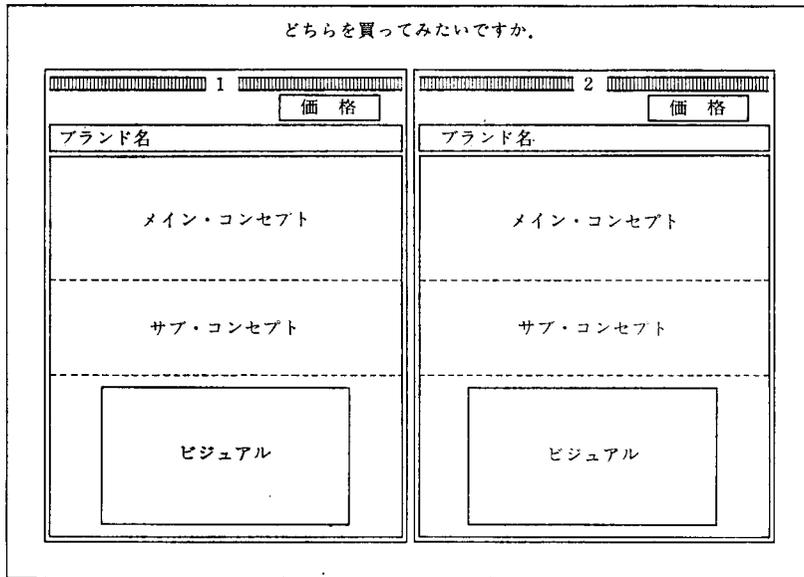


図 1 プロファイルの一对比較の画面

保証はない。しかし、実際の新商品導入時には、当然コンセプトの訴求が広範に行なわれ、それに対する消費者の反応を事前に探っておくことが望まれる。したがって今提唱されているような個人化コンジョイント分析ではこのような要請が満たされない可能性がある。

結局、現状ではコンジョイント分析を新商品コンセプトの評価に適用する上で、かなり深刻な問題があるといえよう。このような問題を克服する1つのアプローチがわれわれ自身が独自に開発してきた“C-Test”と名づけられた新商品コンセプト評価システムである。その概要について、次節で紹介することにした。

## 5. 新しいコンセプト評価手法—C-Test

分析対象として、コンセプト、ブランド(メーカー)、価格の3要素に注目しよう。コンセプトをさらに多数の要素に分解することも考えられるが、コンセプトは選り抜かれ、またしばしば分解不可能なほど統合されたメッセージである。これを多数の独立の属性に分解することができる可能性がある。そこで、コンセプトをメイン・コンセプトとサブ・コンセプトの2属性に分解すると定めることにする。

価格がコンセプトやブランドに対して全く独立であることは現実的でないかもしれない。そこで、プロフィールを構成する価格を他の属性に依存して決まる部分と

立に変化する値上げ/値下げ幅の部分とに分け、消費者にはその和を呈示することにした[5]。

基本的な選択状況は、簡単化のため、各消費者が最も選好する既存商品と新商品の二項選択とする。回答者毎に最も選好されていると思われる既存商品を基準アイテムと呼び、たとえば各回答者が最近最もよく購入(使用)している(したい)商品を割り当てる。新商品案に関しどの属性も2水準ずつ用意できるものとする。結局、(最大で)3水準属性が4個になり、直交表より9個のプロファイルが構成される[1]。

基本的にこれらのプロフィールの属性は文字で表現されるが、しばしばビジュアルによる表現も必要になる。というのは、最近の新商品開発において、パッケージや外形のデザインがきわめて重要な役割を演じるようになってきているからである。そこで、価格を除く3属性のいずれかに関し、カラー写真あるいはイラストによる表現を可能にした。

問題は、実際に回答者に呈示されるプロフィールの内容が、何を基準アイテムに選んだかで変わることである。したがって、個人化コンジョイント分析の場合と同様、データ収集はコンピュータ・インタビューによって行なうことになる。しかし、この方法でプロフィールの順位づけを行なう場合、ディスプレイの大きさが制約になる。通常、プロフィールは2つしか呈示できないので、一对比較によって選択データを入手することす

る(図1).

9個のプロファイルの対比較は、 $9C_2=36$ 通りで、これにすべて答えることは、一般の消費者にとってかなりの負担となる。そこで、推移性やパレート優位性を用いた対比較回数減少の工夫を行なっている[8].

対比較の結果に対しては、(3)式を  $L=2$  とした二項ロジット・モデルが適用される。その結果、ある新商品のプロファイルが各消費者の基準アイテムと比べてどの程度の確率で選択されるかが推定できる。したがって、まず、立案されたコンセプトが、ブランドや価格も含めて十分競争力をもっているか、どこを強調すべきか、またどの既存商品と最も競合しそうか(逆にいえば誰に反撃を受けそうか)といったことが推測できる。さらに、十分な競争力がないと判断されるときどこを改善するとよいか、また、どのような価格設定がよいかのシミュレーションを行なうこともできる。

このモデルは、新商品と基準アイテムが、商品コンセプトや価格が十分に伝えられた上で比較・選択される状況を想定している。いうまでもなく、将来の新商品の市場導入時に、新商品の存在やそのコンセプトがすべての消費者に十分伝達されるとは考えられない。また現実には、基準アイテムだけがつねに買われているわけではない。最終的なマーケット・シェアに結びつけるためには、広告、販売促進活動、流通、使用後の評価などさまざまな要素を考慮しなくてはならないが、それは新商品コンセプト評価という課題の範囲を超えている。むしろ、他の条件は一定とした上で新商品の選択可能性を探ることが、この段階では望ましいといえる。

## 6. 衣料用洗剤への適用例

最後にC-Testの適用例を簡単に紹介しよう。この調査は、88年11月初旬に、東京在住の20~49歳の主婦で、最近3カ月以内に衣料用洗剤(主要15商品)を購入したことのある者226人を対象に実施された。評価の対象となる新商品案としてコンセプト、ブランド(メーカー名)、価格を2水準ずつ用意した。このときサブ・コンセプト、ビジュアルは用いず、価格は他の属性とは全く独立なものとして扱った。

都内数カ所にパソコンを設置し、回答者1人1人をその前に座らせ、調査員が補助しながら対話させた。9個のプロファイルに対する対比較の回数は86%のケース

表1 新商品プロファイルの選択確率(総平均)

プロファイル	確率	プロファイル	確率
{C(1), B(0), P(0)}	.232	{C(2), B(0), P(0)}	.506
{C(1), B(0), P(1)}	.117	{C(2), B(0), P(1)}	.207
{C(1), B(0), P(2)}	.085	{C(2), B(0), P(2)}	.128
{C(1), B(1), P(0)}	.103	{C(2), B(1), P(0)}	.266
{C(1), B(1), P(1)}	.061	{C(2), B(1), P(1)}	.098
{C(1), B(1), P(2)}	.048	{C(2), B(1), P(2)}	.065

注)  $C(j)$ ,  $B(j)$ ,  $P(j)$ はそれぞれ水準  $j$  のコンセプト、メーカー、価格。 $j=0$ は基準アイテム、 $j=1,2$ は新商品の第1案と第2案に対応する。なお、今回の基準アイテムに対しても  $P(0) < P(1) < P(2)$  が成り立っている。

で14回以下で、すべてを尽くしたときの36回の約半分になっている。

部分効用値は回答者毎に推定した(注5)。プロファイル間の対比較の結果を一元化順位に直し、それぞれ推定された効用とのSpearmanの順位相関を計算すると、95%のケースで相関係数は0.8以上になった。したがって、推定されたモデルがもとの選好順序を再現できる程度は十分高いといえる。

表1に、各種の新商品プロファイルが、基準アイテムと比べて選択される確率の推定値が示されている。この結果を見ると、新商品コンセプトの第1水準はほとんど魅力がないが、第2水準は既存商品を上回ることはないものの、同等の魅力があるようである。新商品のメーカー・イメージはこの商品分野では不利な働きをしている。この新商品の価格設定は2水準ともどの既存商品よりも高いのだが、他の属性の弱さを考えると相当下げないと対等の競争力をもてないようである。

実は新商品の各属性の第1水準は、すでに市場に導入されたがさほど浸透していないある商品の内容を用いている。新商品コンセプトの第2水準は、この商品のコンセプトを既存商品の主流に近い内容に近づけたもので、このとき当然ながら、コンセプトだけの力では既存商品と対等の地位に立つことができる。しかし、たとえそうしたとしても、メーカー・イメージや価格設定の問題から、獲得するシェアはさほど大きくならない。こうした結果は、この商品が市場で陥っている苦境をよく示している。紙幅の都合でこれ以上は紹介できないが、C-Testを利用することで、商品コンセプトに関するさまざまな診断的情報を得ることができそうである。

## 7. おわりに

C-Test は、新商品コンセプトの評価をデータ収集から集計、モデル分析まで、一貫して迅速に行なうことができるシステムである。今日のように新商品開発のテンポが速くなってくると、結果が早く出ること何にもまして魅力であろう。しかも、高度な分析・シミュレーションの結果が同時に得られるので、今まで使われることの少なかったモデル分析がより日常的になると期待される。

コンセプト評価という観点を離れても、コンジョイント分析はさまざまな分野でもっと使われてもいいと思われる。これを妨げているのは、実験計画を立てることの面倒さ、プロファイル数が多くなったときの回答者の負担、分析パッケージの不備などであろう。最近わが国でもコンピュータ・インタビューによるコンジョイント分析システムが利用可能になってきており注6)、こうした環境は少しずつ改善されていくと思われる。マーケティング・リサーチの領域でさまざまなイノベーションが進行していくことで、近い将来、実務とマーケティング・サイエンスの距離が今よりはるかに密接になることを望みたい。

## 参考文献

- [1] Adelman, S.: Orthogonal Main-effect Plans for Asymmetrical Fractorial Experiments. *Technometrics*, Vol.4, No.1(1962), 21-46.
- [2] Boecker, F. and Schweikl, H.: Better Preference Prediction with Individualized Sets of Relevant Attributes. *International Journal of Research in Marketing*, Vol.5, No.1 (1988), 15-24.
- [3] Chapman, R. G. and Staelin: Exploiting Rank Ordered Choice Set Data within the Stochastic Utility Model. *Journal of Marketing Research*, Vol.19, No.3 (1982), 288-301.
- [4] Heuvel, R. van den: Improvement of Attribute Selection for Product Evaluation, *Contemporary Research in Marketing* (ed. K. Möller), EMAC, Helsinki, 1986, 615-634.
- [5] 片平秀貴: 消費者選好の測定と製品価格、企業行動の分析と課題(岡本・小林編), 日本経済新聞社, 1985, 229-243.
- [6] 片平秀貴: マーケティング・サイエンス. 東京大学出版会, 1987.
- [7] McFadden, D.: Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior. *Frontiers in Econometrics* (ed. P. Zarembka), Academic Press, New York, 1974, 105-142.
- [8] 水野誠: PCとの対話による商品コンセプトテスト, 一人化化コンジョイント分析の一応用. マーケティング・サイエンス, No.33, forthcoming.
- [9] 武藤真介, 朝野熙彦: 新商品開発のためのリサーチ入門. 有斐閣, 1986.
- [10] 中西正雄: 小売吸引力の理論と測定. 千倉書房, 1983.
- [11] Urban, G.L., Hauser, J. R. and Dholakia N.: プロダクト・マネジメント. (林・中島・小川・山中訳), プレジデント社, 1989.

注1) 有名なアルゴリズムとしては MONANOVA, LINMAP などすある[6][9].

注2)  $\epsilon^{(k)}$  の分布が  $\text{Prob} \{\epsilon^{(k)} < t\} = \exp(-\exp(-t))$  となるような二重指数分布.

注3) 多くの場合, プロファイルに対する順位データが収集されており, 通常のロジット分析でなく RANK-LOGIT という手法が適用されることになる[3][6].

注4) そのような場合, 評価尺度で答えさせたり, 回答者によって割り当てるプロファイルを変えたりといった方法がとられるが, あまり望ましいとはいえない[9].

注5) 個人分析は収束しないことが多く, そのような場合合制約付きの推定を行なった. 理論的には, 同じ実験計画(基準アイテム)の回答者をプールして分析することが望ましい. ただし, 今回の調査では, 個人分析と集団分析の結果にはさほど差が見られなかった[8].

注6) 米国 Sawtooth 社の Adaptive Conjoint Analysis というソフトが 榊構造計画研究所によって日本語化され発売されている.