

多変量ロジット・モデルによる 購入ポテンシャルの推定

大 石 展 緒

◆キーワード

製品デザイン (product design) 多変量ロジットモデル (multivariate logit model) コンセプト評価 (concept evaluation) 閾値型 (threshold tipe) 尤度関数 (likelihood function) ガウス—ニュートン法 (Gauss—Newton method) クラスター分析 (cluster analysis) k —ミーンズ法 (k —means method) 市場細分化 (market segmentation)

1 はじめに

企業における新製品開発には、いくつかのプロセスがあるが、製品デザイン・プロセスに立入ると消費者の購入行動の予測が重要な意味をもつ。そもそも、製品とは、物理的のみならず、心理的な存在である。デザインとは、単に物理的な製品特性を明確に述べたものではなく、そこには心理的な属性も関与する。デザイン・プロセスの重要なアプローチの一つは、新しい製品コンセプトを提示したときの消費者の購入意向に関する分析である。購入意向の個別データが0, 1型のいわゆる離散型に要約できるならば、多変量ロジット・モデル (multivariate logit model) の活用は、有効なインテリジェンスを生成する可能性を秘めている¹⁾。本小冊子は、多変量ロジット・モデルの新製品コンセプト・テストへの適用を検討する意図をもつものである。

2 問題の提示

消費者の購入意向に関する推定値は、かれらが実際にその製品を購入するか否かを予測するのに用いるのみならず、他のデータとの組合わせによって、コンセプト評価の重要な変数にもなりうる。コンセプト評価が望ましい結果を示唆するならば、当該新製品が開発プロセスの次の段階へ進行すべきであるとのシグナルを意味する。開発のプライオリティは消費者ニーズの合致度のみならず、他の要因も当然考慮して決定されるべきものであるが、消費者の受容度が決め手となる場合が多い。すなわち、コンセプト評価は、不確実性の高い開発の優先度を決定すべきものとして位置づけられるであろう。また、コンセプト評価から得られるインテリジェンスは、広告や販売促進、あるいはパッケージングなどの具体的手段についても根拠を与えることができる。『学びて思わざるは暗し、思いて学ばざれば危うし』とは、有名な孔子の言葉であるが、現在でも行動規範としての有意性をもつと考える。『実証データのみで、思考実験を伴わないものは、暗中模索のようなものである。また、思考実験だけで、実証データの伴わないのも危険である』という上記の金言は、新製品開発におけるコンセプト評価への警告といえよう。

コンセプト評価には種々の方法があるが、本小冊子では複数の代替的コンセプトを選択し、これらを企業内でのより高度な検討へ移行するアプローチを採用する。当該アプローチは、消費者包装製品や耐久消費財のメーカーで、市場導入すべきブランドあるいは利用可能なオプションを選択するといった課題に直面している企業には特に有効となろう。

ここで問題の骨子は、同一の基本的製品デザインに基づいて考案された代替的製品タイプのいずれを市場導入すべきかを、客観的データから識別することにある。かかる問題解決に、われわれはセグメンテーション・アプローチを導入する。セグメントを有効に識別できるか否かは、利用するデータがどの程度現実の購買行動を反映しているかに依存する。新製品コンセプトの場合には、実際の購買行動に関するデータは収集できない。したがって、そ

の代替としての消費者における購入意向を、複数の新製品の可能性に対して比較分析するのである。換言すれば、複数の新製品は、同一の等質な消費者セグメントの中ですら、まったく異なった既存製品と比較されることになる。われわれの分析は、過去の典型的なアプローチ、すなわち、調査対象者が好む製品を各種の新製品から選択させる方法とは基本的に異なる。後述するように、分析に用いる目的変数は、根本的に 0, 1 型の 2 カテゴリーとなる点に注意を要する。

3 多変量ロジット・モデルの有効性

多変量ロジット・モデルの統計的概説は後述することにし、当該モデルの利点についてふれておく。0, 1 型のいわゆる離散型をとるデータに適用される効用関数 (utility function) は、閾値型 (threshold tipe) のものであると考える。かかるデータは種々の方法で分析可能であるが、以下の理由により多変量ロジット・モデルが最もふさわしいといえよう。すなわち、

- (1) 第 1 の理由は、当該モデルが存在する消費者行動面の諸過程をそこなくことなく代表できるような確率関数に適合できるからである。
- (2) 第 2 に、当該モデルによれば、複数の製品コンセプトに対応する購買確率が推定できるように、0, 1 型データを変換しうるからである。
- (3) 第 3 に、サンプル数が少なければパーソナル・コンピュータで処理が可能なくらい、比較的使いやすいモデルで、マーケティング現象の計量化に関する広範な応用面をもつ。

本小冊子の狙いは、企画された新製品のデザイン・プロセスにおける複数の代替的コンセプトが所与のとき、消費者の購入意向によって示唆される製品属性間のトレード・オフ (trade-off)、すなわち、1 つの属性を強調することによって他の属性が弱められたりするような均衡関係をセグメンテーション・アプローチを通して測定する点にある。上述のように、分析視点から見れば、当該アプローチには、直接消費者に質問して得られる購入意向の

データが重要な役割を果たす。この結果の取扱いには注意を要するが、通常以下のような購入意向尺度 (intent scale) がデータ収集に用いられる。表1は、テレビ電話を例に、その購入意向を把握するための設問と回答の典型が載せてある。

表1 条件つき購入意向の尺度——コミュニケーション機器の例

あなたはどの程度テレビ電話を買いたいと思いますか。

	絶対に 買わない	多分買 わない	買うかも しれない	多分 買う	必ず 買う
実物が説明の通りなら	[]	[]	[]	[]	[]
どこのオフィスにもあれば	[]	[]	[]	[]	[]
ハード・コピーがとれれば	[]	[]	[]	[]	[]
転送時間が30秒から10秒に短縮されたら	[]	[]	[]	[]	[]
解像度が家庭用テレビの4倍に向上したら	[]	[]	[]	[]	[]

(注) G. L. Urban, J. R. Hauser (1980), "Design and Marketing of New Products",
Prentice-Hall, Inc., P. 283より引用

購入意向の尺度は、現在のマーケティング調査の分野ではよく知られており、また広く活用されている。典型的な尺度として、5ポイント・スケールと11ポイントの購入確率スケールの両者が、基本的なツールとなっている。消費者の購入意向データの収集は、最近では著しく標準化されてきたと言えよう。G. L. Urban, J. R. Hauser, N. Dholakia は²⁾、『われわれの経験では、購入頻度の高い新製品でポジショニングが良く、しかも積極的なマーケティング戦略が計画されている場合、やや控え目ではあるが妥当な推定値として次のような結果を得ている。購入意向調査で「必ず買う」と答えた人の70%、「多分買う」と答えた人の35%、「買うかも知れない」と答えた人の10%は、それぞれ実際にその製品を買うと思われる』と述べている。現在までのところ、あらゆる製品に適用可能な購入確率の変換法則は存在しないが、消費者向けのパッケージ商品の場合はかなり妥当性をもつと言われている。いずれにしても、表明された購入意向と実際の購入行動との間には潜在的な差があ

るため、尺度の無計画な使用はつつしむべきであろう。

われわれの分析では、個別のデータが対象となる点と、モデル上の制約として2値データ (binary data) を扱う関係から、購入意向尺度も0, 1型に要約できるように、2ポイント・スケール, 4ポイント・スケール, 6ポイント・スケールといった偶数のカテゴリーから成る評定尺度を利用する。したがって、4ポイント・スケールや6ポイント・スケールを導入した場合には、分析段階で各サンプル毎に0, 1型の反応に要約することが不可欠である。

ところで、多変量ロジット・モデルは、調査対象者がある特定の行動をとるかとらないか (たとえば、製品購入意向の有無など) に関する選択過程を記述するのに用いられる。その行動 (あるいは反応) は、調査対象者個々人の一群の特性との関係で分析が展開される。当該モデルによる分析をさらに発展させると、製品コンセプト評価という問題に十分適用できることが理解されよう。

3 多変量ロジット・モデルの導入

計量的接近を試みる場合、目的変数が0, 1型の離散型の性格 (dichotomous character) を有するモデルを採用すべき機会もしばしば存在する。たとえば、消費者がある特定の年に新車を購入するか否かの決定要因は何かを分析したり、本小冊子のような新製品コンセプトに対する購入意向の有無を多岐に渡る製品属性で識別するといったテーマが、これに相当する。いわゆる多変量ロジット・モデルと呼ばれる古くして活用範囲の広い統計的アプローチの導入が、以下に展開される。

3-1 モデルの概要

ロジット・モデルは、古くから生物学の領域で刺激と反応の関係を定式化する際に、多くの貢献を果している³⁾。ロジット (logit) とは、ロジスティッ

ク・ユニット (logistic unit) の意味である。昆虫、動物、時には人間といった非実験者が無作為に異なるレベルの刺激を与えられ、実験者がそれぞれに対して0または1の反応を観察するといった状況を考えてみる。生物実験の領域では、異なるレベルの刺激は薬品や毒物の投薬量 (dosage) に関するものであり、0, 1型の反応は個体が死亡するか生き残るかの実験結果を示している。マーケティング調査での一例をあげれば、値引販売が刺激に、当該ブランドを消費者が購入するか否かの回答が0, 1型の反応に相当する。

いま、次のような単純な線型回帰モデルを考える。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i \quad (1)$$

ただし、反応 y_i は、0, 1型をとるものとし、誤差項 ϵ_i は、 $E(\epsilon_i) = 0$ である。(1)式は、ある事象が生起する確率を、何らかの説明変数 x_i の線型関数で表現しようとする試みである。

$$E(y_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (2)$$

目的変数 y_i が2項確率変数である場合、その確率分布は、表2のように従うことが知られている。

表2 2項確率変数の確率分布

y_i	確 率
1	$P(y_i = 1) = \pi_i$
0	$P(y_i = 0) = 1 - \pi_i$

表2において、 π_i は $y_i = 1$ となる確率であり、 $1 - \pi_i$ は $y_i = 0$ となる確率を示している。この定義によって、

$$\begin{aligned} E(y_i) &= 1(\pi_i) + 0(1 - \pi_i) \\ &= \pi_i \end{aligned} \quad (3)$$

となる。前述(1)式は、生物実験や製品コンセプト・テストには不適當である。

その理由は、説明変数 x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) の変域を事前に限定しない限り、 $0 \leq \pi_i \leq 1$ という条件が満足されないからである。いま、許容値の分布にロジスティック型を想定してみる。ロジット・モデルは、累積ロジスティック確率関数 (cumulative logistic probability function) を基礎におくもので、次のように特定化される。

$$\begin{aligned}\pi_i &= f(z_i) \\ &= f(\beta_0 + \beta_1 x_i) \\ &= \frac{1}{1 + \exp(-z_i)} \\ &= \frac{1}{1 + \exp[-(\beta_0 + \beta_1 x_i)]}\end{aligned}\quad (4)$$

(4)式が、いわゆる単純ロジット・モデル (simple logit model) と呼ばれるものである。(4)式を変形すれば、次式が得られる。

$$\exp(z_i) = \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \quad (5)$$

(5)式の両辺に自然対数をとれば、

$$z_i = \log \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \quad (6)$$

を得る。したがって、前述の(1)式は、

$$\log \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (7)$$

とも表現できる。このとき、(6)式に見るような変数変換は、ロジット変換 (logit transformation) と呼ばれている。

単純ロジット・モデルは、複数個の説明変数からなる多変量ロジット・モデルへ容易に拡張できる。表現の簡潔化をはかるために、行列記法 (matrix notation) を持込む。

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ \beta_{p-1} \end{bmatrix} \quad x_i = \begin{bmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{ip-1} \end{bmatrix}$$

$$\beta'x_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_{p-1} x_{ip-1} \quad (8)$$

上記の記法を導入して、多変量ロジット・モデルは、以下のように表現できる。

$$\pi_i = \frac{\exp(\beta'x_i)}{1 + \exp(\beta'x_i)} \quad (9)$$

より簡潔に、

$$\pi_i = [1 + \exp(-\beta'x_i)]^{-1} \quad (10)$$

ここでとりあげている所与の新製品コンセプトに関する代替案について、消費者の購入意向を分析するのに、ベクトル x_i は採用した複数の製品属性を示すことになる。

3-2 未知パラメータの推定

次に、未知パラメータの推定について、その概略を述べておく。順序として、はじめに単純ロジット・モデルをとりあげる。観測値 y_i ($i = 1, 2, \dots, n$) が2項確率変数で与えられる場合、 $p(y_i = 1) = \pi_i$, $p(y_i = 0) = 1 - \pi_i$ のもとで、その確率分布は、以下のように表わされる。

$$f_i(y_i) = \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} \quad (11)$$

ただし、 $y_i = 0, 1$; $i = 1, 2, \dots, n$ である。

なお、 $f_i(1) = \pi_i$, $f_i(0) = 1 - \pi_i$ である。

観測値 y_i が独立の場合、それらの同時確率関数 (joint probability function) は、

$$g(y_1, y_2, \dots, y_n) = \prod_{i=1}^n f_i(y_i)$$

$$= \prod_{i=1}^n \pi_i y_i^2 (1 - \pi_i)^{1-y_i} \quad (12)$$

である。最尤法 (maximum likelihood method) を導入するために、(12)式を書き改める。

$$\log g(y_1, y_2, \dots, y_n) = \log \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} \quad (13)$$

すなわち、

$$\begin{aligned} \log g(y_1, y_2, \dots, y_n) &= \sum_{i=1}^n [y_i \log(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i})] \\ &\quad + \sum_{i=1}^n \log(1 - \pi_i) \end{aligned} \quad (14)$$

(14)式は、以下のように表現してもよい。

$$\begin{aligned} \log g(y_1, y_2, \dots, y_n) &= \sum_{i=1}^n y_i (\beta_0 + \beta_1 x_i) \\ &\quad - \log[1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)] \end{aligned} \quad (15)$$

同時確率関数がパラメータの関数として与えられた場合、すなわち、サンプルに関する観測値 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ が所与のとき、これは尤度関数と呼ばれている。

前述の(15)式に対応して、

$$\begin{aligned} \log L(\beta_0, \beta_1) &= \sum_{i=1}^n y_i (\beta_0 + \beta_1 x_i) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n \log[1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)] \end{aligned} \quad (16)$$

を得る。ここで、未知パラメータ推定のために、尤度方程式を発展させる必要がある。すなわち、

$$\frac{\partial \log L(\beta_0, \beta_1)}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)} \quad (17)$$

$$\frac{\partial \log L(\beta_0, \beta_1)}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n y_i x_i - \sum_{i=1}^n \frac{x_i \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)} \quad (18)$$

(17)式と(18)式の未知パラメータ β_0 と β_1 を b_0 と b_1 に書きかえ、それぞれを 0 に等しいとおけば、計測のための尤度方程式が得られる。

$$\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \frac{\exp(b_0 + b_1 x_i)}{1 + \exp(b_0 + b_1 x_i)} = 0 \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^n y_i x_i - \sum_{i=1}^n \frac{x_i \exp(b_0 + b_1 x_i)}{1 + \exp(b_0 + b_1 x_i)} = 0 \quad (20)$$

説明変数が $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{p-1,i}$ 個の場合、多変量ロジット・モデルの特定化には、 p 個の尤度方程式が必要となる。未知パラメータを推定するために、ベクトル \mathbf{b} を定義する。

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{p-1} \end{bmatrix}_{p \times 1}$$

かくて、多変量ロジット・モデルによる計測式が完成する。

$$\begin{aligned} \pi_i &= \frac{\exp(\mathbf{b} x_i)}{1 + \exp(\mathbf{b} x_i)} \\ &= [1 + \exp(-\mathbf{b} x_i)]^{-1} \end{aligned} \quad (21)$$

ここに、

$$\mathbf{b}' x_i = b_0 + b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2} + \dots + b_{p-1} x_{i, p-1} \quad (22)$$

である。(21)式による計測の実際は、非線型の繰り返し演算によって可能となる。たとえば、非線型方程式の近似根を導出するのによく採用されるガウス-ニュートン法 (Gauss-Newton method) は、手短なものの一つである。計測の実際においては、 x_i^2 , $\log x_i$ あるいは $x_i x_j$ などの条件づけが、製品属性の非線型性や相乗効果を陽表的に取扱う場合に必要となる。かかる場合にも、当該モデルはパラメーターにおいてやはり線型であり、上記の方程式が役立つのである。

4 確率反応係数

われわれが思考する購入意向の分析では、製品属性の変化に対応する消費者の反応の類似性に着目する。換言すれば、購入意向の反応の類似性から、消費者を類型化する、いわゆるセグメンテーション・アプローチが意味をもつ。製品属性の変化に対して、購入意向有りという反応を、ここでは確率反応係数 (probability response coefficient) と呼称する。これらの係数は、分析対象の製品コンセプトに対応する購入意向の有無の評価を通して、複数の製品属性に関するトレード・オフの関係を考察するのに有効となろう。確率反応係数の変化を決定づけるものは β の推定値 b であり、さらに提案された新製品に対する $b'x_i$ の値である。これらの値は、セグメンテーションというフィルターを通して、事後的に要約される。

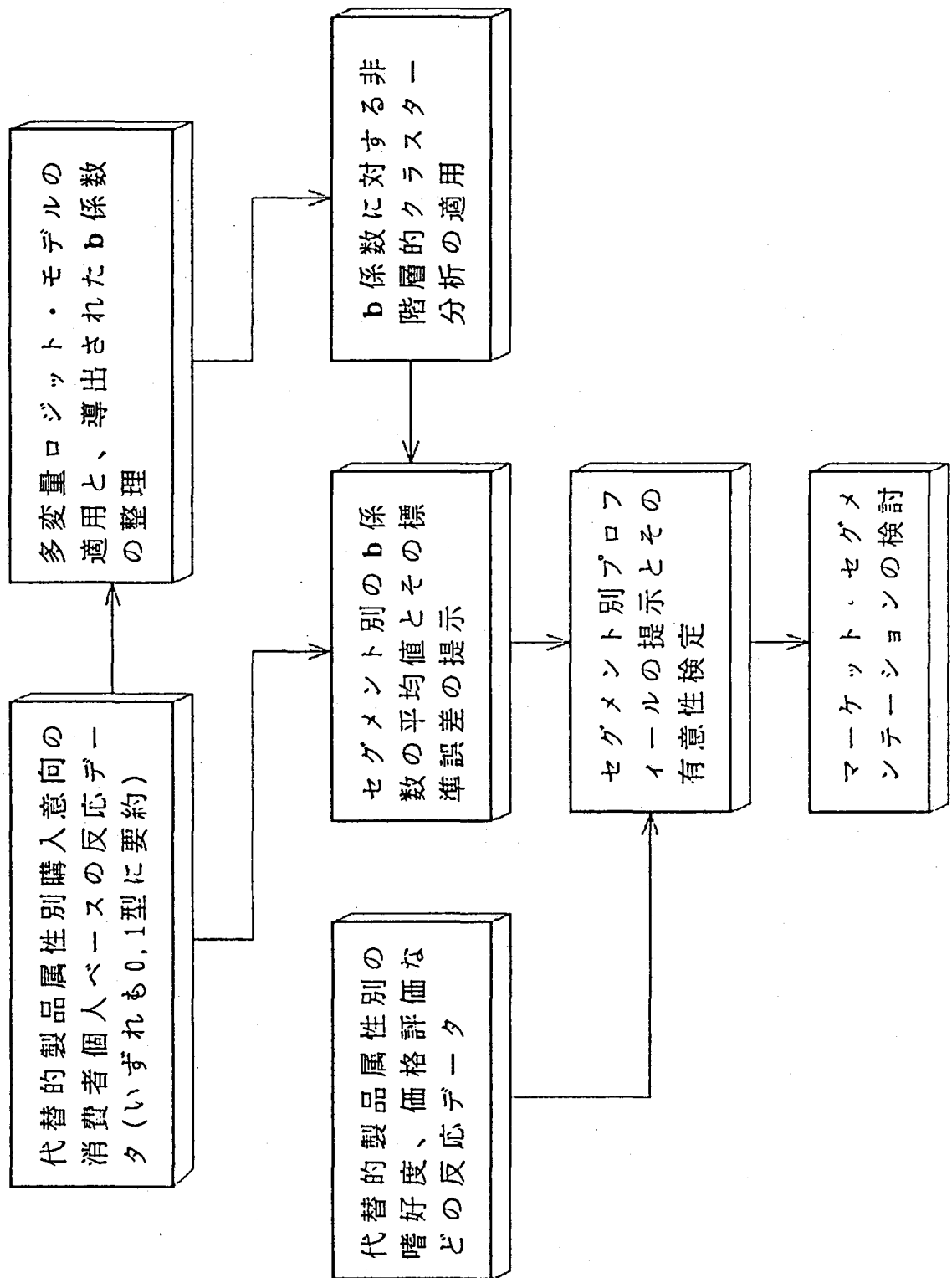
5 セグメントの形成

セグメンテーションの実際には、所与のコンセプトに対して同一の確率反応係数を有する消費者を類型化するのが望ましいと、誰もが考えるであろう。明らかに、各セグメントが b の値をもとに形成されるのであれば、セグメント内の確率反応係数は、その構成員の間で類似したものになっているはずである。

かくて、クラスター分析 (cluster analysis) の導入によって、消費者個人別の b の値を類型化することになるのである。クラスター分析の方法には、大別して、階層的方法と非階層的方法の2種があるが、問題の性質から後者が望ましいことは一目瞭然であろう。そもそも、クラスター分析は、データ集合の等質的なグループを発見するための強力なツールであり、等質性の推定試行で成功する度合を経験的に調査する機会を提供するゆえ、われわれのセグメント形成には利用価値が高いと言えよう。非階層的方法にも、いくつかのアプローチがあるが、後述する事例には、 k -ミーンズ法 (k -means

method)⁴⁾ を用いている。

図1 消費者の購入意図分析とマーケット・セグメンテーション



6 セグメント形成へのフロー・チャート

これまでに述べたアプローチを、図1に見るフロー・チャートで示しておく。

実査終了后を起点として、セグメント形成に至る分析プロセスを、以下の手順を踏んで概説する。

[手順1] 代替的製品属性別購入意向の消費者反応データの収集

これらのデータは、消費者個人ベースで収集すると共に、反応は必ず0，

表3 1人の消費者を対象とした場合のデータ配列表

コンセプト 代替案 No.	購入意向 y_i	製品属性		
		x_1	x_2	x_3
1	1 or 0	0	0	0
2	1 or 0	1	0	0
3	1 or 0	0	1	0
4	1 or 0	0	0	1
5	1 or 0	1	1	0
6	1 or 0	1	0	1
7	1 or 0	0	1	1
8	1 or 0	1	1	1

1 型に要約する。

[手順2] 手順1のデータに、多変量ロジット・モデルの適用

参考までに、1人の消費者を例として、表3にモデル適用のためのデータ配列表を載せておく。

図2では、説明変数（製品属性）の数を p 、コンセプト代替案の数を k ($k=2^p$ 通り)として、 $p=3$ 、 $k=8$ の場合を記しておいた。

このとき、各コンセプト代替案に対応する製品属性（たとえば、付加機能など）の有無は、製品仕様の検討段階で決定されているはずである。したがって、当該属性を有する場合に1、さもなければ0とおけば、説明変数は自動的に2値データとして数値化されよう。

[手順3] ロジット・パラメータ β の推定値 b による非階層的クラスター分析の実施

ロジット・パラメーター β の推定値 b を使用して非階層的クラスター分析を行ない、結果を整理する。

[手順4] セグメントの形成

手順3のクラスター分析の結果をもとに、セグメント別の b の平均値とその標準誤差を要約する。このとき、ケースによっては、すべてのコンセプト代替案に購入意向の点で、否定的回答を示すセグメントが生ずる可能性もある。かかるケースの処理は、恣意的にはなるが、ロジット係数 b_1, b_2, \dots, b_{p-1} を0、定数項 b_0 を $-\infty$ におくといった配慮が必要になろう。

[手順5] セグメント別のプロフィールの描写

各セグメントの意味付けはもとより、当該調査で入手できるコンセプト代替案別製品属性に対する嗜好度、価格観、さらには性別、年齢分布、所得などの消費者属性のデータを用いて、各セグメントの特徴を把握する。このとき、特徴を主張するために、繰り返し数不揃いの場合の分散分析 (ANOVA)⁵⁾法が有効なツールとなろう。

[手順6] マーケット・セグメンテーションの検討

セグメンテーションに関する代替的戦略が立案できるように、コンセプト

代替案別、セグメント別の購買期待確率を要約する。この要約は、選択すべきコンセプトを明示してくれよう。

7 多変量ロジット・モデル活用の利点

アプローチ上の手順の説明を終了したので、多変量ロジット・モデルとクラスター分析（非階層的方法）の併用を推奨する理由を列挙しておこう。

- (1) すべての製品コンセプトを受容あるいは拒絶する消費者グループが、サンプルから除外できること。
- (2) 分析結果が、経済的な言語に翻訳できるような確率に変換できること。
多変量ロジット・モデルは、購買期待確率を直接的に導出できるゆえ、得られたインテリジェンスからプロダクト・ミックスの選択という複雑な問題を十分な吟味によって解決できるレベルまで単純化できるのである。
- (3) コンセプト代替案別、セグメント別の購買期待確率に関するインテリジェンスが、プロモーション戦略への示唆を与えること。

上記の購買期待確率は、広告戦略、とりわけメディア・セグメンテーションやプロモーション予算の配分といった他の決定課題についても多くの貴重なヒントを提供するであろう。

多変量ロジット・モデルによる消費者の購入意向分析の究極の目標は、マーケティング意思決定者が提案された新製品の企画評価やマーケット・セグメンテーションを客観的かつ手軽に実行できるような仕組の提供にある。したがって、モデルの評価に当たっては、予測力のみならず、市場の代表性やマネジメント・レベルでの経済的な決定といった課題へ挑戦しうるか否かが重要となる。アプローチの結果から得られる消費者セグメントは、一連の製品コンセプトに対する購買期待確率の類似性によって形成されるため、ある明確なセグメントに対して製品デザインを意思決定し、これがもたらす売上高を予測するのは決して不可能ではなからう。

製品企画も他の企画と同様に、そこには一定の手順の定石が存在する。すな

わち、

- ① 課題の探索
- ② テーマ化
- ③ 着想
- ④ 構想
- ⑤ 社内説得

である。とりわけ、第5の社内説得は、製品デザイン・プロセスの場合きわめて重要となる。よく指摘される組織行動の体質に、横並び意識がある。消極的な多数決から有意義な製品デザインは誕生しない道理を考えれば、客観的インテリジェンスや市場の洞察に基く確固たる論拠と信念が欠かせない。その意味でも、当該アプローチは一つの論拠を提示するであろう。

8 事 例

企業における実施例はその機密保持の関係上公表できぬゆえ、ここでは筆者が仮想の製品仕様のもとで東海大学工学部経営工学科のマーケット・リサーチ受講生113名の分析結果を取り上げる。調査実施期間は1991年12月3日(火)で、当日の受講生163名の内、調査に協力した学生120名から回答に不備のあった者およびサンプル数が極度に少ない女子学生を除いた113名が、有効サンプルとして多変量ロジット・モデル適用の対象に選定されている。サ

表4 仮想製品の主要機能とその内容

機 能	機 能 説 明 文
再生プレーヤー	カセットテープを再生して音楽を聞くことができます。メタルテープに対応しオートリバースができます。
太陽電池	充電可能なバッテリーと組み合わせて、日光や電灯などに照らしておくだけでプレーヤーの再生とバッテリーの充電が行えます。
コード収納	テープを聴かない時には、プレーヤーの木体内に掃除機のコードのように収納できます。
出し入れ簡単	テープの交換時に蓋を開けなくて交換できます。

表5 購入意向に関する質問票の形態

	再生機能	太陽電池	コード収納	出し入れ	購入意向
	説明文				
①	再生機能				1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	再生機能だけのカセットプレーヤーです。				
②	再生機能	太陽電池			1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	太陽電池で再生ができるカセットプレーヤーです。				
③	再生機能		コード収納		1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	聴かない時にヘッドホンのコードを収納できるカセットプレーヤーです。				
④	再生機能			出し入れ	1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	テープの交換が簡単にできるカセットプレーヤーです。				
⑤	再生機能	太陽電池	コード収納		1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	太陽電池で再生ができ、聴かない時にヘッドホンのコードを収納できます。				
⑥	再生機能	太陽電池		出し入れ	1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	太陽電池で再生ができ、テープの交換が簡単にできるカセットプレーヤーです。				
⑦	再生機能		コード収納	出し入れ	1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	コードが収納できて、テープの交換が簡単にできるカセットプレーヤーです。				
⑧	再生機能	太陽電池	コード収納	出し入れ	1 買う 2 どちらかといえば買う 3 どちらかといえば買わない 4 買わない
	太陽電池での再生、コード収納、テープの交換が簡単にできるカセットプレーヤーです。				

ンプリングは対象者の特殊性と、分析の意図が事例作成にあったため、必ずしも統計的に厳密とはいえない。

8-1 製品仕様と質問票

対象製品は、耐久消費財に属するもので一種のヘッドホン・ステレオである。当該仮想製品の主要機能と内容は、表4に示してある。

多変量ロジット・モデルに対するインプット・データは、表5に見る質問票の骨子から得られる学生1人1人の反応結果である。

調査の実際は、質問票と一緒に製品仕様を図解した説明書を手渡し、理解度を高めるよう配慮した。関連質問やフェイス・シートを含めて、所要時間は15分程度であった。

表6 サンプル NO. 1 の学生に関する反応表

コンセプト 代替案 NO.	購入意向		製品属性		
	y	π	X ₁	X ₂	X ₃
1	0	0.000	0	0	0
2	0	0.000	1	0	0
3	0	1.000	0	1	0
4	1	1.000	0	0	1
5	1	1.000	1	1	0
6	1	1.000	1	0	1
7	1	1.000	0	1	1
8	1	1.000	1	1	1

多変量ロジット・モデルによる購入ポテンシャルの推定

表7 多変量ロジット・モデルによるサンプル NO. 1 の計測結果一覧表

定数項と ロジット係数	定数項とロジット 係数の推定値	推定値の 標準誤差	z*統計量	オッズ比
b ₀	-41.90054	1.70212	-24.61668**	
b ₁	27.85922	1.34151	20.76706**	125.63375E10
b ₂	27.85922	1.34151	20.76706**	125.63375E10
b ₃	56.03685	2.05535	27.26390**	217.01780E22
$s^2(b) = \begin{bmatrix} & b_0 & b_1 & b_2 & b_3 \\ \begin{matrix} 2.89723 & -1.79965 & -1.79965 & -2.89723 \\ -1.79965 & 1.79965 & 0.70207 & 1.79965 \\ -1.79965 & 0.70207 & 1.79965 & 1.79965 \\ -2.89723 & 1.79965 & 1.79965 & 4.22446 \end{matrix} \end{bmatrix}$				
(注1) ロジット・モデルの分散 M S E = 0.00000				
(注2) **印は、1%有意を示す。				

8-2 個人別計測結果の一例

有効サンプル数113票の反応結果は、個人別に多変量ロジット・モデルにより分析される。演算は、IMC 開発所有の MLM プログラムを用い、NEC 社の PC-9801 で処理がなされている。参考までに、サンプル No. 1 の学生の計測結果を示しておく。パラメータの推定は最尤法によるが、解法の実際にはガウス・ニュートン法を採用している。表6はサンプル No. 1 の学生のインプット・データ、表7はアウト・プットの要約を示している。

14回のイテレーションで、最終的なロジット係数の推定値が導出されている。したがって、求める方程式は、

$$\pi_i = [1 + \exp \{-41.90054 + 27.85922x_1 + 27.85922x_2 + 56.03685x_3\}]^{-1} \quad (23)$$

となる。b の信頼性を考える場合、サンプル数が大なるとき、(24)式に示すような近似的帰結が得られている事実を活用する。

$$\frac{b_k - \beta_k}{s(b_k)} \sim z, \quad k=0, 1, 2, \dots, p-1 \quad (24)$$

ここに、 $s(b_k)$ は、定数項およびロジット係数の推定値の標準誤差、 z は標準正規変数 (standard normal variable) を示す、 $\beta_k = 0$ の仮説を検定するには、 z^* 統計量、すなわち、

$$z^* = \frac{\beta_k}{s(b_k)} \quad (25)$$

を導出し、危険率 α を適当にとって、 $z^* > z(1 - \frac{\alpha}{2})$ が確認できればよい。(23)式の $b_1 = 27.85922$ の場合、 $\alpha = 0.01$ にとれば、正規分布表より $z(0.995) = 2.576$ を得る。 z^* 統計量は、

$$\begin{aligned} z^* &= \frac{b_1}{s(b_1)} \\ &= \frac{27.85922}{1.34151} \\ &= 20.767 \end{aligned} \quad (26)$$

であるから、 $z^* = 20.767 > 2.576$ となり、期待通り 1% 有意という結果を呈している。サンプル No. 1 の学生については、定数項、ロジット係数共に一見して高度に有意とわかる結果が得られている。 $n = 113$ の 1 人 1 人について、 b の項の信頼性は高く、 $\alpha = 0.05$ の下で定数項の一部に非有意の結果が見られた以外、ロジット係数を含めて 1% 有意である。

なお、多変量ロジット・モデル分析を個人別 (サンプル別) に実施する場合、説明変数に相当するコンセプト別製品属性の 2 値データは、すべてのサンプルに共通している点に留意する必要があると共に、この点が分析上の着想となっている。

8-3 セグメント形成の実際

113 人分の b の値は、 k -ミーンズ法に基づく非階層的クラスター分析にかけられ、この結果、有意味と思われる 3 種のセグメントが形成された。実際は、すべてのコンセプト代替案に購入意向なしと答えた学生も 9 人ほど存在

するため、第4のセグメントに加えてある。表8は、得られたセグメントをその構成員の大きさを基準としてまとめたものである。

表8 セグメントの形成 単位：人，％

No	セグメントの名称	構 成 員	
		実 数	構 成 比
1	多機能主導型	52	46.0
2	ソーラー主導型	39	34.5
3	ノン・ソーラー主導型	13	11.5
4	当該製品非主導型	9	8.0
合 計		113	100.0

セグメント1は全サンプルの46.0%と約半数にも及ぶ大きさであり、セグメント2は34.5%、セグメント3は11.5%、セグメント4は8.0%となっている。各セグメントに名称を付与すれば、たとえば、セグメント1は多機能主導型、セグメント2はソーラー主導型、セグメント3はノン・ソーラー主導型、セグメント4は当該製品非主導型（無関心型）となろう。セグメント別に個人別 b の値の平均値とその標準誤差を要約したものが、表9に載せてある。セグメント4の当該製品非主導型は、前述のように、定数値を $-\infty$ 、ロジット係数をすべて0にとってある。

本来ならば、得られたセグメントのプロフィールを描写するために、他の調査項目（コンセプト代替案別の嗜好、価格観などや、対象者の属性）とセグ

メントとの組合わせによる簡単な要因分析が要請されよう。この点については、紙面の都合もあって省略する。

表9 セグメント別のロジット係数と定数項に関する平均値およびその標準誤差

セグメント			定数項	ロジット係数		
No.	名称	構成人員	b_0^*	b_1^*	b_2^*	b_3^*
1	多機能主導型	52 (46.0)	-33.74059 (1.47465)	26.49693 (1.35770)	21.73707 (1.31887)	25.46542 (1.35186)
2	ソーラー主導型	39 (34.5)	1.697960 (1.042343)	25.74552 (1.28101)	-9.18080 (1.22644)	-6.37868 (1.26276)
3	ノン・ソーラー 主導型	13 (11.5)	5.46012 (1.02570)	-40.42967 (1.63672)	10.60232 (1.30115)	4.21174 (1.42087)
4	当該製品 非主導型	9 (8.0)	-∞	0.0	0.0	0.0
合 計		113 (100.0%)	-	-	-	-

8-4 コンセプト代替案別、セグメント別の購買期待確率

最後に、本論の中枢をなす首記の購買期待確率を考察する。表10は、当該確率を表9の結果を手引として要約したものである。

表10を見ると、一見して市場ニーズとして想定されるベネフィットが調査対象者の間で拡散しているように思われる。しかしながら、構成員の割合が46.0%と最も高い多機能主導型であるセグメント1に、コンセプト代替案5～8が購買期待確率1で対応しているのは注目に値する。また、ソーラー主導型であるセグメント2（構成員の割合は34.5%）では、コンセプト代替案2，5，6，8がそれぞれ当該確率1を呈している。セグメントが市場を十

表10 コンセプト代替案別セグメント別購買期待確率

コ ン セ プ ト 代 替 案	セ グ メ ン ト			
	(1) 多機能 主導型	(2) ソーラー 主導型	(3) ノン・ソーラー 主導型	(4) 当該製品 非主導型
1	0.	0.845	0.996	0.
2	0.001	1.	0.	0.
3	0.	0.001	1.	0.
4	0.	0.	1.	0.
5	1.	1.	0.	0.
6	1.	1.	0.	0.
7	1.	0.	1.	0.
8	1.	1.	0.	0.

分代表しているならば、訴求のいかんによっては、セグメント2の消費者をセグメント1に吸収できる可能性も存在する。価格条件が満足できれば、セグメント8、すなわち「太陽電池での再生、コード収納、テープの出し入れが簡単」という新製品が受容される可能性が見出せる。

9 分析結果の考察

分析結果を振り返ると、当該製品はいわゆるリステージ型であり、大きさやデザイン、価格帯を引き継ぐので、全くの新製品と違い、開発コストが低い

のも特徴である。いずれにせよ、リステージ型の場合、新市場を開拓するというよりはむしろ、既存市場の維持が主眼となるゆえ、セグメント1およびセグメント2の消費者が標的顧客たりうるか否かの識別は重要な課題となる。そのためには、当該セグメントに属する消費者の競合製品に対する保有状況や使用状況の把握が不可欠となる。コンセプト8を意識するならば、セグメント2の消費者をセグメント1へ吸収できるか否かはマーケット・ポテンシャルの点で著しい差異が生ずる可能性もある。その意味から、かれらに試作品を提示し、コンセプト・テストで得られた反応との差異分析や吸収可能性の確認を実証すべきである。

モデリングの観点から見れば、多変量ロジット・モデルは高度で精度の良いアプローチで、購入意向の強さに含まれる情報を定量的に引出すことのできる実用性を有している。当該モデルと非階層的クラスター分析を組み合わせることにより、コンセプト代替案からの選択はより合理的かつ客観的に実行しうるであろう。購入ポテンシャルを最も正確に推定するために、いくつかの手法を組み合わせることは理にかなった方法と言えよう。

加えて、開発における経済性という観点からの定量的判断の基礎も与えられる。たとえば、新製品のバリエーションとして、セグメント2を対象にコンセプト7とコンセプト2の組み合わせを考える。この組み合わせは、次の条件が許容できる場合に限定されよう。バリエーションを意思決定したことにより発生する追加コストを、ここではCとする。

$$(n_2)(\Delta P_{22})(m_2) > C \quad (27)$$

なお、

n_2 ：セグメント2における標的顧客数

ΔP_{22} ：セグメント2を基準として、コンセプト2とコンセプト7の購買期待確率の増分

m_2 ：コンセプト2における単位当たりの貢献利益

表9に見る購買期待確率は、広告戦略における焦点にも多くの示唆を提供する。たとえば、セグメント1とセグメント2の間で、メディア接触のうえで

重層が形成されるなら、全ての特性を備えたコンセプト 8 が広告で強調されるべきである。この方が、コスト・メリットの点で効果的と言えよう。

製品コンセプトは、見方を変えればユーザー・ベネフィットをいかなる点から保証してゆくかの切り口の明確化に他ならない。たとえ画期的な開発アイデアでも、それがいかなるユーザー・メリットを作り出すかが不明確ならば、結果的に市場化は困難となろう。今日、すべての新製品はユーザーのもつ普遍的ベネフィットをいかに保証するかで価値が決まることを思えば、コンセプト・テストに基づく購入ポテンシャルの推定がもつ意義は決して小さくないはずである。

10 結 語

最近の経済、社会環境のトレンドを見ると、いわゆる感性から知性への流動性が窺える。企業の情報システムも、データ・ベースの時代からインテリジェンス主導型へと変容しつつある。かかる時代背景にあっても、不確実性の高い新製品開発の場で、独り善がりの行動が、相変わらず目立っている。

「省りみることによって、さらに数倍の知見が得られる。独り善がりで一旦成功しても、土台がなければ泡沫なり」とは、新製品開発、とりわけデザイン・プロセスにおける行動規範もそのものであろう。土台とは、インテリジェンスによる事象と知見の累積に他ならない。直観や洞察力も不可欠であるが、仮説に基づくデータの収集と多元的分析こそ、戦略インテリジェンス導出の定石であろう。コンセプト代替案と対応する製品属性は、コンセプトを示す要因であるのに対し、データの収集と多元的分析は、消費者の心層を解明するモデルの効果を決定づけよう。モデリングは、仮説、データ、ツールの調和なくしては、その存在価値が半減する。特に、購入ポテンシャルの推定といった課題は、事象の表面的把握になり勝ちなクロス集計ではまず不可能といえよう。本小冊子で取りあげた多変量ロジット・モデルと非階層的クラスター分析の組合わせといった系統的アプローチは、プリミティブな分析

に比較して、次のような利点をもつと主張できよう。

- (1) 好ましくない製品コンセプトが排除でき、経営者や開発マンの我への投資を消去しうる。
- (2) 消費者反応の理解が購買期待確率を通して深まるため、意思決定者の直観や洞察力が好ましい方向に作用する。
- (3) 統括すれば、製品デザインの改善が可能になる。

手法の組合わせ方は、他にも種々存在するが、モデルの構造の論理的一貫性と取扱いの容易性からみて、今後その利用頻度のポテンシャルは高まると予測できよう。

注

- 1) G. L. Urban, J. R. Hauser (1980), "Design and Marketing of New Products", Prentice-Hall, Inc., pp. 286-291.
- 2) G. L. Urban, J. R. Hauser, N. Dholakia (1987), "Essentials of New Product Management", Prentice-Hall, Inc., 林廣茂, 中島望, 小川孔輔, 山中正彦訳 (1989), 「プロダクト・マネジメント：新製品開発のためのマーケティング」, プレジデント社, P226.
- 3) D. R. Cox. (1970), "The Analysis of Binary Data", Methuen, London.
- 4) k -ミーンズ法 (k -means method) とは, J. B. MacQueen による非階層的クラスター分析法において, 各データ・ユニットを最近隣距離の重心と平均を有するあるクラスターに割当てするためのアルゴリズムの一種である。その概要は, 以下の3ステップから成立っている。
 - (1) データ集合において, 最初の k 個のデータ・ユニットを1個につき1メンバーのクラスターとして採用する。
 - (2) m データ・ユニットの内, 残りの $m-k$ 個のデータ・ユニットを最近隣距離の重心をもつクラスターにそれぞれ割当てて。
 - (3) すべてのデータ・ユニットがステップ2で割当てられた後に, 現存するクラスターの重心を固定された種子点として取り, 各データ・ユニットを最近隣距離の種子点に割当ててデータ集合を再度通過させる。
最初の k 個のデータ・ユニットを種子点として使用し, ただ一度の再配分経路に依存するアプローチに, 当該アプローチの特質が見出せる。くわしくは, 下記文献を参照されたい。
J. B. MacQueen (1967), "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations", Proc. Symp. Math. Statist. and Probability, 5th, Berkeley, 1, PP. 281-297, AD669871, Univ. of California Press, Berkeley.
- 5) 田口玄一著 (1972), 「改訂新版, 統計解析」, 丸善, PP. 137-140.

参 考 文 献

- 1) V. R. Rao and F. W. Winter (1978), "An Application of the Multivariate Probit Model to Market Segmentation and Product Design", Journal of Marketing Research, Vol. XV, August, PP. 361-368.
- 2) J. Neter, W. Wasserman, M. H. Kutner (1989), "Applied Linear Regression Models", Richard D. Irwin, Inc., PP. 549-616.
- 3) J. Johnston (1984), "Econometric Methods", 3rd ed., McGRAW-HILL, PP. 419-428.
- 4) R. S. Pindyck, D. L. Rubinfeld (1981), "Econometric Models and Economic Forecasts", 2nd ed., McGRAW-HILL, PP. 287-300.
- 5) V. R. Rao and G. N. Soutar (1975), "Subjective Evaluations in Product Design Decisions, Decision Sciences 6, January, PP. 120-134.
- 6) M. U. Kalwani and A. J. Silk (1982), "On the Reliability and Predictive Validity of Purchase Intention Measures", Marketing Science, Vol. 1, No. 3, Summer, PP. 243-286.