

スイッチング・マップ：消費者パネルデータを用いたブランド診断システム

小川, 孔輔

(出版者 / Publisher)

法政大学経営学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

経営志林 / The Hosei journal of business

(巻 / Volume)

27

(号 / Number)

1

(開始ページ / Start Page)

45

(終了ページ / End Page)

65

(発行年 / Year)

1990-04-30

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00003367>

〔 論 文 〕

スイッチング・マップ： 消費者パネルデータを用いたブランド診断システム

小 川 孔 輔

1. はじめに：問題意識と研究目的

1980年代はマーケティング・マネジャーにとって画期的な時代の幕開けであった。

この十年間で、我々の社会にはパーソナル・コンピュータが急速に普及し、ビジネスの世界ではデータ通信がごくありふれたものとなり、日常生活でもファクシミリやコードレス電話のような情報機器が身近なものとなり始めた。マネジャーにとっては、データ分析の手段として各種の統計的な手法や分析モデルの開発が進む一方で、分析データとしてPOSデータやスキャナー・パネルが利用可能になり、ますます複雑化する市場環境に対処するための意思決定支援ツールが揃ってきた時代であった。¹⁾

しかし、すべてのマーケティング・マネジャーが、こうしたコンピュータ・システムの発展を軸とした「情報通信革命」の恩恵を蒙っているかといえは必ずしもそうではない。一つには、現行のハードウェアが未だそれを使用する人間の立場からユーザー・フレンドリーに設計されていないという問題があるが、より基本的には、豊富に提供されるデータを分析するための手法が量的質的に不十分であることがハードウェア活用にとって決定的な障害となっている。とくに、既存のシンジケート・データを速やかに代替するものと考えられているPOSデータや、日記式パネルに替わるとみられているスキャンパネルのようなマーケティング・データが必ずしも当初の期待通りに浸透し利用されていないことにそれがよく現れている。

本論文は、そうした現状を踏まえて、とくにパネルデータを有効に活用するための一つの標準的なソフトウェアを提供しようとするものである。POS／スキャン・パネルの特徴であるデータの

“大量性”に対処するためには、まず多量のデータを情報的に縮約する方法的な枠組みが必要である。しかも、そのデータ整理の手続きは、統計や数学には素人のマネジャーにもおおよそ内容の見当が付けられるものでなければならない。理解不能な方法を信頼して使うマネジャーはいないであろうから、データ加工に当たっても高度なモデリングを要求するような手法は望ましくないであろう。

以下では、パネルデータを分析するための簡易な手法として、著者自身によって開発された「スイッチング・マップ・システム」を紹介する。

この分析システムは、通常の消費者パネルから得られる購買記録をブランドスイッチング行列に加工し、それに標準的な統計処理を施すことによって得られる2つのマップから構成される。最初の「ステイタス・マップ」は、ロイヤルティの大きさと他ブランドからの吸引力の強さによって、各ブランドの市場での相対的な位置関係を表現する。二番目の「スイッチング・マップ」は、スイッチのパターンが類似したブランドを近くに、似ていないブランド同士を遠くに布置させるプロダクト・ポジショニング・マップである。これは、あるブランドから他ブランドへスイッチして行くパターンと、他ブランドからあるブランドへスイッチして来るパターンとを区別するので、非対称多次元尺度法の一つともいえる。

スイッチング・マップ・システムの最大の特徴は、手法（群）が一般的で非常に柔軟性に富んでいることである。マーケティング変数のブランドスイッチへの影響や、ブランド・ロイヤルティの時系列的な変化をモデル・フリーに分析することができる。また、分析の出発点が購買記録であることから、時間の区切りや消費者セグメントの切り分けも比較的自由自在である。方法的には、ブ

ランド選択モデルの伝統を受け継ぎながら、最近開発された市場構造分析モデルやコレスポネンス分析を結び付けたものである。

次節以降では、まず第2節で関連する既存の文献をサーベイし、「スイッチング・マップ」のマーケティング研究上でのポジショニングを明らかにする。次いで第3節では、「スイッチング・マップ・システム」の概要を説明する。そして、第4節では、システムに対する理解を促進するために、ビデオ・リサーチ社が提供しているVR homeScanから「歯磨き」のパネルデータを事例として利用する。第5節では、第3、4節で解説された基本的な分析システムの実際的な利用における可能性を示す。新製品導入後のトラッキング、消費者セグメント別分析、マーケティングミックスの効果分析などが試みられる。最後に第6節では、分析上の問題点と今後の展開の方向が示唆される。

2. 関連する既存研究のサーベイ

スイッチング・マップ分析は、マーケティング・サイエンティストがこれまで蓄積してきた分析手法やモデルの過去の遺産に多くを負っている。とくに、最近復興期を迎えつつある「ブランド選択モデル」と、多変量解析の手法として注目されてきた「コレスポネンス分析」をベースにしたものであり、アイデア発想の段階でこれらの影響力が非常に大きかった。本節では、したがって、関連する研究領域の最近の展開をサーベイしながら、

次節以降説明がなされる「スイッチング・マップ・システム」との関係を明らかにする。

(1) Colombo and Morrison (1989)

昨年冬 *Marketing Science* 誌にニューヨーク大学の Colombo と UCLA の Morrison の手によって注目すべき論文が現れた。彼らは、ブランド選択と消費者セグメントについて非常に単純な想定をしながら、ブランドロイヤルティとブランドスイッチに関する時系列変化を実務家などにも分かりやすい指標で表現したモデルを提唱した。以下開発者の名前にちなんで、彼らのモデルを《Colombo/Morrison モデル》(単にC/Mモデル)と呼ぶことにする。

C/Mモデルでは、分析対象となる全消費者が、HCL (ハードコアロイヤルな) セグメントかPS (ポテンシャル・スイッチャー) セグメントかのいずれかに属するものと仮定する。HCLセグメントの消費者は、あるブランドを選んだらそのブランドを何回も続けて購入するグループであり、各々のブランドにロイヤルティの高いサブセグメントがブランドの数だけ存在する。これに対して、PSセグメントは“浮気な”消費者の集まりであるとされる。また、このグループの消費者の次回購買については、前回どのブランドを購入したかに拘らず、ある一定比率で各ブランドを選択するとされる (いわゆるベルヌイ型のブランド選択)。図2.1は、C/Mモデルで想定された消費者の分割を表している。

図2.1 C/Mモデルにおける消費者の分割

	ハード・コア・ロイヤルセグメント	ポテンシャル・スイッチャー・セグメント
ブランド 1	前回ブランド 1 購入者の100X α_1 %	全スイッチャーのうちの100X π_1 %
ブランド 2	前回ブランド 2 購入者の100X α_2 %	全スイッチャーのうちの100X π_2 %
	⋮	⋮
	⋮	⋮
ブランド i	前回ブランド i 購入者の100X α_i %	全スイッチャーのうちの100X π_i %
	⋮	⋮

さて、このモデルを式で表現すると以下のようになる。まず、

P_{ij} =前回ブランド i を選択した人が次回ブランド j を購入する確率
 (ただし、 $\sum_i P_{ij}=1$),
 α_i =前回ブランド i を選んだ人のうちで引続き同じブランドを購入する消費者の割合
 (ただし、解釈上は負の指数も容認できるので、 $\alpha_i \leq 1$), また、
 π_j =スイッチャー・グループの中でブランド j を選択する人の割合、

とする。このとき、消費者全体でのブランドスイッチ確率 p_{ij} は、HCLグループのスイッチ確率とPSグループのスイッチ確率の単純和であるから、

$$p_{ij} = \delta_{ij} \alpha_i + (1 - \alpha_i) \pi_j \quad (2.1)$$

$$\text{ただし、} \delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i=j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases}$$

と表現できる。

ここで、 α_i と π_j はモデルのパラメータであり、パネルデータの購買ヒストリーから最尤法を用いて推定することになる。そこで、

n_{ij} =当該期間にブランド i からブランド j へスイッチした人の実数、

として、以下の対数尤度 ϕ を最大にするパラメータの組 $(\hat{\alpha}_i, \hat{\pi}_j)$ を求める¹⁾。

$$\begin{aligned} \phi &= \sum_i \sum_j n_{ij} \ln(p_{ij}) \\ \text{MAX } \phi(\alpha_i, \pi_j) &= \phi(\hat{\alpha}_i, \hat{\pi}_j) \end{aligned} \quad (2.2)$$

C/Mモデルの最大の強みは、消費者のグループについてHCL(ロイヤル)とPS(スイッチャー)という単純な2群の構造を仮定しながら、多量のスイッチング情報を上手に要約していることである。また、データが時系列で与えられる場合には、ブランド毎のロイヤルティの変化とスイッチャー層の吸引力の変化の様子が見てとれるというメリットがあげられる。ただし、C/Mモデルを実際の場合フィットが悪いケースも多い。その最大の理由は、適用した製品カテゴリーがC/Mの単純な仮定を満たしていない場合である。とくに、市場

がいくつかのサブマーケットから構成されていたり、サブマーケット間で購入製品の上級移行が起こっている場合がこれに該当する。²⁾「スイッチング・マップ・システム」の第1番目のマップは、C/Mモデルの考え方をそのまま踏襲したものである。

(2) Grover and Srinivasan (1987,1989)

C/Mモデルと非常によく似た考え方から、同じく消費者パネルを用いて市場構造を推測する方法を考えたのが Grover and Srinivasan (1987) である(以下G/Sモデルと呼ぶ)。彼らも、消費者全体を(C/MモデルのHCLセグメントに相当する)ブランドロイヤルな層と(PSセグメントに対応する)スイッチャー層に分解した。ただし、G/Sモデルでは、複数のスイッチャー・グループを許容できるように、心理学でよく用いられている「潜在構造モデル(Latent Structure Model)」を分析の手段として選んでいる。1989年に拡張されたG/S論文では、潜在構造分析で取り出されたスイッチャー・グループごとにマーケティング変数への反応が異なることが確認されている。

さて、C/Mモデルでの記号の定義を読み変えてG/Sモデルを表わすと、以下のようになる。

s_{ij} =前回ブランド i を選択した人が次回ブランド j を購入する同時確率、

v_i =消費者全体の中でブランド i にロイヤルな人の割合、

w_k = k 番目のスイッチャー・セグメントの大きさ(ただし、 $\sum_i v_i + \sum_k w_k = 1$; $v_i, w_k \geq 0$),

π_{jk} =スイッチャー・セグメント k のメンバーがブランド j を選択する確率、

とすると、消費者全体でのブランドスイッチ確率 s_{ij} は、

$$s_{ij} = \delta_{ij} v_i + \sum_k w_k \pi_{jk} \pi_{ik} \quad (2.3)$$

(ただし、 $\sum_i \pi_{ik} = 1$ for any k),

とセグメント毎の選択確率の加重和となる。

ところで、以上の式からも分かるように、G/Sモデル(一般的に潜在構造モデル)では、複数のセグメントを考慮した代償として、スイッチング行列の対称性を仮定しなければならない。この

想定は、場合によっては相当強い制約になる。しかも、「取り出された複数のスイッチャー・グループは相互に独立であり」、「ブランド選択過程は定常的である」というさらに強い想定がなされる。実際、改訂版のG/S論文に見られるように、短期的なマーケティング変数の効果がロイヤル/スイッチャー・セグメントの大きさを規定するというアプローチをとる場合、暗黙のうちに非対称なブランドスイッチが起こることが前提となっている。そうでなければ、短期的には一部の企業がどんなにマーケティング努力をしても、対称なブランドスイッチしか起こり得ないことになり、分析の目的とモデルの前提が自己矛盾することになる。したがって、長期的に安定した市場構造を推測する場合を除いては、G/S流の潜在構造分析アプローチはパネルデータの分析には適していないといえよう。³⁾

(3) Cooper (1988)/Hanssens and Hoffman (1989)

行列形式データを扱う標準的な因子分析に個人差を導入して、「3相因子分析(Three-Mode Factor Analysis)」を完成させたのは Tucker (1966) である。Cooper (1988) は、ブランド間競争の非対称性とマーケティング変数(とりわけ価格)の市場シェアへの影響に着目し、Tuckerの3相因子分析をマーケティングの世界に応用する道を開いた。

Cooperの方法は「競争マップ(Competitive Map)」と名付けられている。彼の方法ではまず、市場シェアの反応関数として魅力度型(Cooper and Nakanishi 1988)を仮定して、POSで得られた店舗単位のブランド別価格/シェア・データから一群の「自己/交差価格弾力性」行列を時系列的に推定する。そして、ブランド×時間×店舗から構成される3相のデータ行列を因子分析にかける。ここで、価格弾力性係数行列は、以下のような3つの行列の和として分解され解釈される。

$$E_i^{(t)} = \sum_{k=1} R_k G_k^{(t)} C_j w_{ki} + \Delta_j^{(t)} \quad (2.4)$$

ただし、ここで、

$$E_i^{(t)} = \text{ブランド } i \text{ のシェアのブランド } j$$

の価格に対するt期弾力性、

R_k = 影響を受けるという観点から見た時のブランド間の類似度、

C_j = 影響を与えるという観点から見た時のブランド間の類似度、

$G_k^{(t)}$ = 1期のコア行列(次元数はq)、

w_{ki} = t期の時間係数(ウェイト)、

$\Delta_j^{(t)}$ = 分解後のt期誤差、

である。

Cooper の競争マップは、

(a) 時間(店舗)変数を導入してブランド間競争のダイナミックな(横断面的な)変化を視覚的に表現できるようにしたことと、

(b) ブランド間の競争に影響する側(Competitive Clout)と影響される側(Receptiveness)に分けて考えることができるようにした点において、ブランド競争分析に多大な貢献があったといえる。ただし、

(c) 時間効果をマップ上で解釈するのが難しいこと、

(d) 現在の形で価格弾力性係数行列を3相因子分析することは、技術計算的にも制約が大きいこと、⁴⁾

が問題である。

3相因子分析(主成分分析)は行列の特異値分解であり、原データ(ブランド×時間×店舗)を符号解析(コレスポンデンス分析)しても本質的には同じ結果を得ることができるはずである。実際、Hanssens and Hoffman (1989) は、時間とマーケティング変数の影響をダミー・コーディングして、製品ポートフォリオの変化をコレスポンデンス分析で描くことを試みている。同様な発想から、ブランドスイッチング行列を直接的に特異値分解し、影響する側と影響される側のブランドの類似性を同時プロットすることも考えられる。しかし、単純な特異値分解は後に述べる理由からうまくいかず、データ加工の過程で特別な工夫が必要であることがわかる。

(4) ブランド遷移データの直接的な分析法

ブランド遷移データから近似的にブランドの類似度を定義し、プロダクト・マップを描く方法と

してよく知られているのは Rao and Sabavala (1981) の方法である。彼らは、スイッチング行列の非対角要素(ブランドスイッチの起こり易さを表す相対頻度)の逆数をブランド間の類似度の近似尺度と見なし、それを多次元尺度法のインプットとすることを提案している。Rao and Sabavala 法では、G/Sモデルと同様にスイッチの対称性が前提とされていること、類似度の尺度構成がややアドホックなことが欠点である。

これに対して、Totten and Elrod (1988) では、ブランド間の類似度が遷移比率から計算された「カイ自乗距離」で厳密に定義され、分析上の暫定性が避けられている。ただしここでも、ブランドをマッピングする段階では、ALSCAL の様な多次元尺度法に頼ることになる。そして、ブランドを分類する際には、得られたマップを分析者が「目で判断する」か、クラスター分析を別途行うことになる。

ところで、ブランドスイッチ・データを利用して、ブランドの布置ではなく、市場構造を推測する方法としては Hendry System (Kalwani and Morrison 1978) が有名である。同じサブマーケットに属する任意のブランド同士では、ブランドスイッチの比率が、2ブランドのシェアの積に、サブマーケットに共通な定数(スイッチング定数と呼ばれる)を掛け合わせたものになるというものである。ブランドを分類して市場構造を導き出すためには、したがって、スイッチング定数が安定するような市場の部分分割を見つけ出すことになる。

通常の意味でのスイッチング・データではないが、「一番好きなブランドが手に入らないときに、残りのブランドからどれを選びますか?」という質問から次善ブランドを答えてもらう「強制スイッチ法(別名PRODEGY)」を開発したのはUrban, Johnson and Hauser (1984) である。そこでは、強制遷移の頻度が大きいブランド同士がより強い競合関係にあるとみなされ、そうしたブランド同士がサブマーケットを構成するとされる。

(5) その他関連する文献

ブランド診断という観点からは、一連のパラエティー・シーキング・モデルとの関連で、Kahn,

Kalwani and Morrison (1989) の仕事が注目に値する。彼女(彼)らは、ブランド選択データに基づき、低シェアのブランドを戦略的な意味づけの異なる2つのカテゴリーに分類している。すなわち、シェアは低いがりピート率が高く、したがって高いロイヤルティを持つ比較的少数の消費者に支持されている「ニッチ・ブランド(Niche Brand)」と、同じく低シェアで、比較的たくさんの消費者に時々“浮気心で”購入される「気分転換ブランド(Change-of-Pace Brand)」である。

以上でサーベイした関連文献では、ブランド・スイッチの原データを一次的に統計処理することによって、ブランドの相対布置を得たり、全体市場を部分に分割することを目指している。そこでは、特別な市場反応モデルが前提とされているわけではない。価格やプロモーションの効果は分析の表舞台には現れずに、結果を解釈するときの“黒子”の役割を担っていた。唯一の例外が、Cooper and Nakanishi (1988) である。競合マップを得る前段階で価格弾力性を推定する際に、魅力度型の市場反応モデルが用いられた。

Russell and Bolton (1988) は、ロジット型の市場反応を想定し、価格弾力性モデルからブランド分析を試している。彼らは、価格に対する反応係数の違いによって各ブランドの市場での位置を判断しようとするものである。さらに、このモデルは、Kamakura and Russell (1989) によって拡張され、消費者パネルデータに基づき、いくつかの潜在的な消費者セグメントを抽出できるように修正されている。

3. スイッチング・マップ・システム：概要

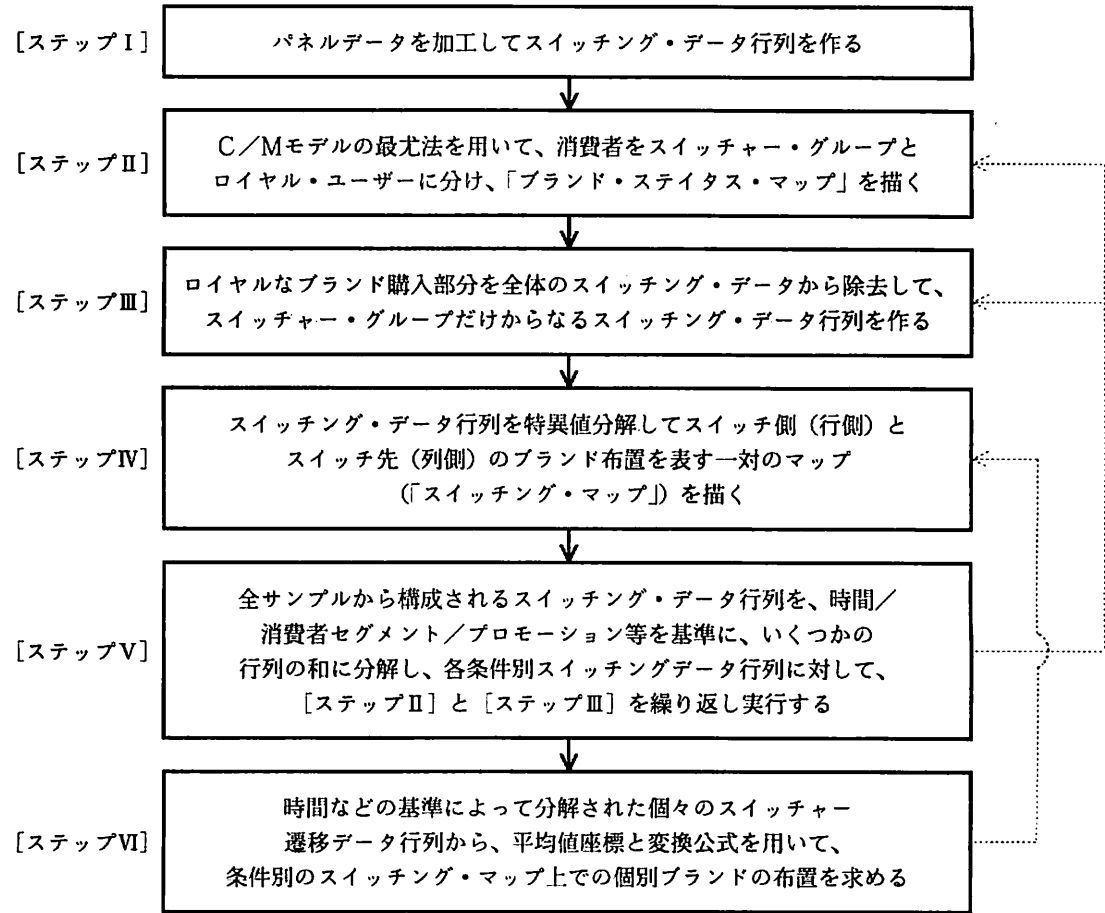
本節では、ブランドスイッチ・データを用いてブランド間の競合状態を診断する一連の手法である「スイッチング・マップ・システム」を紹介する。システムの概要は図3.1に描かれているようなものであるが、この手法は、POSデータを入力することが比較的容易なパッケージ商品だけではなく、乗用車やオーディオ製品のような耐久消費財の市場分析にもブランド診断の道具として有用である。

スイッチング・マップは、テクニカルには、前

節（１）で紹介したC/Mモデルを用いてスイッチング行列から各ブランドにロイヤルな購買（者）を除去し、スイッチャー層だけから構成される残差行列を特異値分解して、ブランド間の競合状態を視覚的に診断できるようにしたマッピングの手

法である。以下では、まず図3.1を使って簡単にスイッチング・マップ作成の手続きを説明する。なお、具体的なデータを使った事例は、この一般的な説明の後に次節で例示される。

図3.1 スイッチング・マップ・システムの概要



〔ステップⅠ〕
パネルデータを加工してブランドスイッチング行列を作る。その際、購買履歴データの各々には、購入世帯（消費者）、購入日、購入店舗、購入価格、プロモーションの有無などの情報が付加されているだろうが、初めはそれらをすべて無視して、唯1つのブランドスイッチング行列に情報を縮約する。あるいは、自動車など購入間隔の長い耐久

消費財の場合には、一定間隔でとられた（例えば、年単位）時系列のスイッチング行列があるものとする。ただし、その場合は、全観察期間に渡る合算のスイッチング行列をとりあえず作成する。⁹⁾

〔ステップⅡ〕
C/Mモデルを用いて、全購入履歴から構成されるスイッチング・データ行列をHCLグループとPSグループの和に分解する。すなわち、ブラ

ンドに対するロイヤルティが高く、前回購入したブランドを引き続き次回も購入する消費者群（HCL層）と、とくにロイヤルなブランドがあるわけではなく、各購入機会毎に例えば価格やプロモーションなどの要因に影響されてブランドを選択するスイッチャー・グループ（PS層）に分ける。

ここで、C/Mモデルの推定パラメータから、各ブランドの市場での地位を表す「ステイタス・マップ」を描くことができる。横軸として、スイッチャー層のうちのどれだけを各ブランドが吸引したかを示す指数（スイッチ指数）を、縦軸として、前回の購買者の何割がリピートしたかを示す指数（ロイヤルティ指数）をとると、マップ上で、Kahn, Kalwani and Morrison (1989) の命名した「気分転換ブランド」、「ニッチブランド」、「ガリバー・ブランド」が識別できる。この分析では、全観測期間のデータを用いて各ブランドの“平均的な”市場での地位を見ることができ、期間を区切ってC/Mモデルのパラメータ推定を行うことで、各ブランドの市場での地位の時系列的な変化を見て取ることもできる。

[ステップⅢ]

次に、各ブランドにロイヤルな購買部分を全体のブランドスイッチ行列の実数から除去して、スイッチャー層だけからなるスイッチング・データ行列を再構成する。すなわち、

n_{ij} = ブランド i からブランド j へスイッチした人の実数（購入回数の和）、

m_i = ブランド i を購入した人の合計（スイッチ実数行列の行和）、

（すなわち、 $m_i = \sum_j n_{ij}$ ）

とすると、スイッチャー層のスイッチング・データ行列の要素 S_{ij} は、

C/Mモデルの最尤推定パラメータ $\hat{\alpha}_i$ を用いて、

$$S_{ij} = n_{ij} - \delta_{ij} \hat{\alpha}_i m_i \quad (3.1)$$

として求めることができる。

この様に、一見煩雑な手続きを踏むのには2つの理由がある。

まず第1には、次のステップでブランド推移データ行列を特異値分解する時、各ブランドにロイヤ

ルな購買者が別々の独立した比較的大きなクラスターを構成する場合、分散（慣性）の低次での累積貢献度が高くないためである。実際、ブランドスイッチ・データ行列の直接的な特異値分解の結果は、独立度の高いブランド（ロイヤルなユーザー比率の高いブランド）が、2～3次元空間上では外れ値のような特異な点として現れる。²⁾

第2には、ロイヤルティを定義する際に恣意的な判断を避けるためである。スイッチャー・グループだけからなるスイッチ行列を作成する際、分析単位を個別の消費者（世帯）として、ロイヤルティの高い消費者（世帯）を当初からカウントしない方法が考えられる。しかし、その場合は、高いロイヤルティを操作的に定義しなければならなくなる。観測期間内で、同一ブランドを買い続けた消費者をブランドロイヤルな消費者とみるか、特定のブランドを90%以上購入していれば消費者が特定ブランドにロイヤルとみなすか、その数値を80%とすべきなのかには恣意的な判断が入り込む余地が残される。C/Mモデルを介してロイヤルな消費者の割合をモデルから推定することによって、この恣意性が排除できることになる。³⁾

[ステップⅣ]

全スイッチャー・グループのスイッチング・データ行列を特異値分解して、スイッチする側（行側）とスイッチ先（列側）のブランド位置を表す2枚のマップを描く。以下ではこの一組のブランド・マップを「（平均化された）スイッチング・マップ」と呼ぶことにする。

正値行列の特異値分解は、近年「コレスポンデンス分析」として知られるようになっている（Hoffman and Franke 1986）。厳密に言えば、この方法をブランドスイッチング・データに適用するには、まずスイッチング・データ行列 S をその構成要素の合計値で割った行列 P （コレスポンデンス行列）に変換し、

$$P = S / n \quad (3.2)$$

（ただし、 $n = \sum_i \sum_j S_{ij}$ ）

行和と列和で二重中央化した行列を以下のように適当に変換した後、左特異値ベクトル行列、特異値対角行列、右特異値ベクトル行列の3つの行列

の積に分解する。⁴⁾ すなわち、

$$D_r^{-1/2}(P - rc')D_c^{-1/2} = LD_\mu M' \quad (3.3)$$

ただしここで、 r と c はそれぞれ、 P の列和ベクトルと行和ベクトルであり、

$$r = P1; \quad c = P'1 \quad (3.4)$$

D_r と D_c はそれぞれ、 r と c を対角化した行列である。また、全ての特異値ベクトルは長さが1で互いに直交するから、

$$L'L = M'M = I \quad (3.5)$$

が成り立っている。なお、特異値分解後の各ブランドの主座標は、行側では、

$$F = D_r^{-1/2} LD_\mu \quad (3.6)$$

列側では、

$$G = D_c^{-1/2} MD_\mu \quad (3.7)$$

で与えられる。

コレスポンデンス分析によって得られる一対のマップが意味するブランドの布置 (F と G) は、行側から見るとブランドが遷移していくパターンの類似性を表し、列側から見るとブランドが遷移してくるパターンの類似性を表すと解釈できる。したがって、元のスイッチング行列で行側のブランドを比較すると、よく似たブランドにスイッチして行くブランド同士は近くに位置し、スイッチ先の異なるブランド同士は遠くに位置することになる。また、列側からブランドを比較すると、スイッチしてくるブランドの比率がよく似ているブランド同士は近くに、そうでないブランド同士は遠くに位置することになる。

また、ごく大ざっぱに言えば、行側の点(顧客を奪われるブランド)と列側の点(顧客を奪うブランド)のベクトルの内積は、ブランド間競合の強さを示している。なぜならば、式(3.3)と(3.6)、(3.7)から、コレスポンデンス行列の再生公式(Reconstruction Formula)として知られる、

$$P = rc' + D_r F D_\mu^{-1} G' D_c \quad (3.8)$$

が得られるが、これはブランド数(K)より遙かに

小さい次元(K^*)で、

$$P_{ij} - r_i c_j \approx \sum_k f_k g_k / \mu_k \quad (3.9)$$

と低次近似することができる。この式は、ブランド i とブランド j の間のスイッチ確率 (p_{ij}) が、競合がない場合の平均期待スイッチ確率 ($r_i c_j$) より大きい(小さい)時には、すなわち左辺の値が正(負)の時には、特異値の正の平方根で基準化しなおした左・右の特異値ベクトルの内積が正(負)になることを意味する。したがって、スイッチ側とスイッチ先の二枚のグラフを重ね合わせてみて、両方のベクトルが同じ方向を指しているブランド同士は競合が激しく、矢印が逆向きを指している場合はブランド同士の競合の程度が弱く、ほぼ直交している場合には中立的な関係にあることがわかる。⁵⁾

[ステップV]

全サンプルから構成されるスイッチング・データ行列を、例えば、時間別、消費者セグメント別、マーケティング変数の状態などを基準に、いくつかのスイッチング・データ行列の和に分解する。そして、各スイッチング・データ行列毎に、[ステップII]と[ステップIII]を繰り返し実行する。すなわち、C/Mモデルを使って、各ケースごとにロイヤルなユーザーをスイッチング・データから除去する。したがって、ここで最終的にアウトプットされるのは、基準条件別のスイッチャー層だけから構成されるスイッチング・データ行列である。

先の[ステップII]では、[ステイタス・マップ]上でのブランドの位置の変化を時系列的に追いかけることが示唆されたが、スイッチング・データ行列を分解する基準を上のように一般化することによって、様々な観点からブランドのステイタスを診断することが可能になる。例えば、ヘビー・ユーザーとライト・ユーザーのロイヤルティの違い、価格プロモーションが実施されている場合とそうでない場合のブランド間の競合状態などがその例である。このようなアプローチは、ちょうどCooper (1988) の「競合マップ」で、あるブランドが販促にかけられている場合と定番で売られている場合を区別して競合マップを描くケースに

対応している。

[ステップVI]

スイッチャー・グループについての（例えば、時間別に分解された）個々のスイッチング・データ行列から、[ステップIV]で得られた“平均化された”ブランドの座標を用いて、個別ブランドの“条件別の”スイッチング・マップの座標を求める。その際、座標変換には以下のような「変換公式（Transition Formula）」を用いる。

$$\hat{F}_t = R_t G_0 D_{\mu}^{-1} \quad (3.10)$$

$$\hat{G}_t = C_t F_0 D_{\mu}^{-1} \quad (3.11)$$

ただし、ここで、

F_0 = 全サンプルによって推定された“平均値”
行ブランド座標行列

G_0 = 全サンプルによって推定された“平均値”
列ブランド座標行列

R_t = t 期の行プロファイル・ベクトル行列
($R_t 1 = 1$),

C_t = t 期の列プロファイル・ベクトル行列
($C_t 1 = 1$),

$\hat{F}_t$ = 推定された t 期の行ブランド座標ベクトル,

$\hat{G}_t$ = 推定された t 期の列ブランド座標ベクトル,

である。

この変換公式は、スイッチング・マップの列側と行側の“平均”座標の間に恒等的に成り立つ関係

$$F = D_r^{-1} P G D_{\mu}^{-1} \quad (3.12)$$

$$G = D_c^{-1} P' F D_{\mu}^{-1} \quad (3.13)$$

を用いている。右辺の“平均”座標行列を条件別プロファイル・ベクトル行列で交換し、左辺の座標ベクトル行列を補完推定している。なお、 t は表記の都合上たまたま時間を表しているが、例えば、プロモーションの有無や世帯特性などの一般的な条件を表すものと解釈できる。

4. スwitchング・マップ・システム：歯磨き製品への応用

以下では、歯磨きを例として取り上げ、スイッ

チング・マップ・システムを具体的に例示する。なお、データ機密保持のために、メーカー名とブランド名はアルファベットの記号で表しマスキングを施してある。

(1) 歯磨き市場とパネルデータ

歯磨きの市場は、大手メーカー3社で全マーケットシェアの90%以上を占めるが、その中でもとくにA社のシェアが圧倒的に大きく、全国平均でも60%前後のシェアを保持している。B社が次に続くが、シェアは20%弱で、近年はシェア約12~3%を占めるC社の追い上げも急である。シェアは小さいが、化粧品メーカーのD社も何種類かの歯磨きを生産しているほか、数社が薬用歯磨きに特化している。¹⁾

歯磨きについては伝統的には、「虫歯予防」、「美白効果」、「口臭予防」、「歯槽膿漏予防」の4つのベネフィットが訴求されてきた。いわゆる、典型的な「ベネフィット・セグメンテーション」の事例として取り上げられることが多い商品である。近年、初めの3つの訴求点は消費者にとっては当然のベネフィットとみなされ特別なアピールを失いつつあるが、各社の製品ラインの構成をみると、それでもなお各ブランドは、この4つのベネフィットのいずれかを主として訴求していることがわかる。

なお、歯磨きには「一般大人向け」のもの他に、通常サイズの約半分の「子供用歯磨き」がある。今回の分析では、この「子供用歯磨き」は分析から外してある。²⁾ また、各社各製品毎に歯磨きの重さ(サイズ)が異なっているが、使用量に対してモデル上で特別な扱いをしなかったため、サイズの違いも無視することにした。さらに、同じブランドを同時に2個以上購入した場合は一回の購入と見なし、同じ日に別々のブランドを複数購入した場合はブランド間でスイッチが起こったものとみなしている。³⁾

スイッチング分析の対象となる消費者パネルは、首都圏北部の半径2キロメートル圏内に居住する約一千世帯から(株)ビデオ・リサーチが収集している世帯購買記録(VR homeScan System)のファイルである。データの観察期間は、1987年4月から1989年10月までの31ヶ月であるが、時系

列変化を見るためにデータ期間を季節別（3ヶ月毎）に全部で10期に区切ってある（最後の第10期のみ4ヶ月間）。全世帯総計でこの2年半で12,375件の購買データが記録されている。したがって、パネル一世帯当たり平均の歯磨き購入回数は、年間平均で約4.8回ということになる。

JANコードにしたがって、ブランド別／サイズ別／色・香りタイプ別に細かくブランドを分類していくと、ブランド数が数百にも及ぶ。これで

は、スイッチング行列のほとんどのセルが一桁になってしまい、データとして分析に耐えないことになる。そこで、サイズと製品タイプは無視し、マイナーなブランドはメーカーや訴求ポイントの類似性から適当にいくつかにとめる操作を施して、以下のような代表的な12ブランドを分析の単位とした。⁴⁾ 観察期間のパネル世帯ブランドシェアと、各ブランドの訴求ポイントは表4.1に示されているとおりである。

表4.1 ブランド別シェアとブランド・ステイタス

ブランド	メーカー	訴求ベネフィット	パネル・シェア	スイッチ指数	ロイヤルティ指数
GH	C社	虫 歯	4.5%	.058	.185
GS	C社	歯槽膿漏	5.9%	.062	.296
AF	B社	3 種複合	9.3%	.106	.283
IO	B社	歯槽膿漏	6.1%	.064	.337
SS	B社	虫歯(美白)	3.1%	.043	.160
ET	A社	口 臭	7.8%	.079	.373
CL	A社	歯 垢	7.8%	.064	.470
DT	A社	歯槽膿漏	21.4%	.195	.397
WW	A社	美 白	15.6%	.147	.377
HZ	A社	歯槽膿漏	6.7%	.066	.320
OL	A社	虫歯(美白)	7.0%	.082	.196
CP	その他	複 合	4.8%	.033	.561

(2) ステイタス・マップ

表4.1の最後の2列は、分析期間の全購買データを用いて得られたC/Mモデルのパラメータ推定値である。これをグラフ表示したのが図4.1の「ステイタス・マップ」である。ステイタス・マップを手がかりに、各ブランドの市場での相対的な地位を読み取ることができる。筆者の経験では、「ステイタス・マップ」は通常横向きのY字形をすることが多く、特徴的なブランド（群）はY字形の各分岐先に現れる。

ブランド・ロイヤルティがそこそこで（40%前後のリピート率）、スイッチャー層の吸引力が大きい「高シェア・ブランド」のWWやDTは、Y

字樹の“幹”の部分構成する。通常こうしたブランドは明確に差別化されず、訴求ベネフィットも一般的であることが多い。

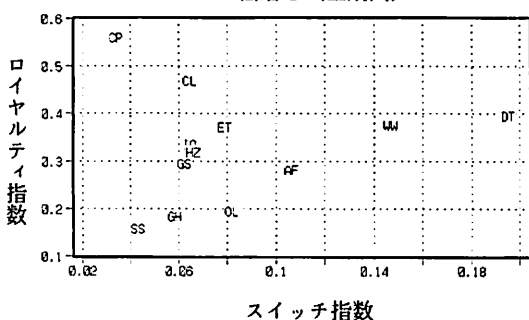
一定の固定客をもち、ロイヤルティ指数の高い「ニッチブランド」のCPやCLは、Y字形樹の右の“枝先”に現れる。当然のことながら、これら商品の訴求点は、限られた消費者に向けられた特殊なものであるケースが多い。ただし、ニッチブランドの解釈については注意が必要である。というのは、顧客が店舗について高いロイヤルティを持っている場合、プライベート・ブランドや共同購入で買われる商品の再購入率は、見かけ上高くなるからである。CPはその様な性質を持った“複合ブランド”である。ブランド力によって高

いロイヤルティを維持しているブランドの場合とは区別して扱うべきであろう。

また、樹の左枝を形成するのは、Kahn, Kalwani and Morrison (1989) の命名した「気分転換ブランド」である。該当する SS, GH, OL 等のブランドは、プロダクト・ポートフォリオで表現すれば「負け犬」と呼ばれるブランド群であり、ブランド・アイデンティティーがいまひとつ弱い商品である。ただし、これらブランドのロイヤルティの低さは、単に頻繁なプロモーションや配荷率の低さを反映したものであるケースも考えられる。

その他のブランド群 (IO, HZ, GS, ET, AF) は枝分かれの中心に固まって現れている。しかし、これらのブランドが製品として特徴がないという意味では必ずしもない。製品属性のバラエティーからは判断すると、むしろこれらは、ほどほどに成功したブランドであるといえる。

図 4.1 ステイタス・マップ
歯磨き (全期間)



以上の分析では、全観測期間のデータを用いて各ブランドの“平均的な”市場での地位を見てきた。以下では、全データ期間を10期間に区切り、各々の期毎にC/Mモデルの最尤パラメータ推定を行い、各ブランドの市場での地位の変化を時系列的に追いかけてみることにする。なお、記述を簡単にするために、両指数の時系列変化についての説明と解釈はA社製品に限ることとする。

図 4.2 は、A社 6 ブランドの 3 ヶ月単位でのスイッチ指数の変化を積層グラフで表したものである。マーケットシェアと同様、スイッチ指数には加法性があるので、各期でのスイッチャー・グループの吸引力(スイッチ指数の大きさ)を積み重ねることによって、A社全体としてのスイッチャー

層の吸引力を示すことができる。A社のスイッチ指数は、この2年半の間、最小 .60 (87年 4 - 6 月期) から最大 .68 (89年 4 - 6 月期) の狭い範囲で変動しているだけで、概して安定した動きを示している。87年 1 - 3 月期以降後半にかけて、A社全体としての吸引力がやや高まっているのは、新製品投入 (88年 6 月) の効果が現れたためである。ところで、個別ブランドを見ると、OLに含まれる「歯石予防歯磨き」の新製品TRの影響で、トップ・ブランド DT のスイッチャー吸引力が、新製品導入後 1 年間位わずかながら低下している (.20 → .16)。OL のスイッチ指数が大きくなったのはその裏返しではあるが、それにもかかわらず企業トータルでの顧客吸引力は高まっている。⁹⁾ また、その他ブランドのスイッチ指数は動きが極めて小さい。

図 4.2 スwitch指数の時系列変化
歯磨き (A社製品)

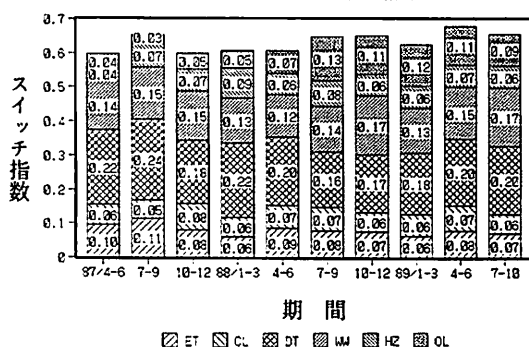


図 4.3 は、同じく A 社製品のロイヤルティ指数の変化を折れ線グラフで表したものである。

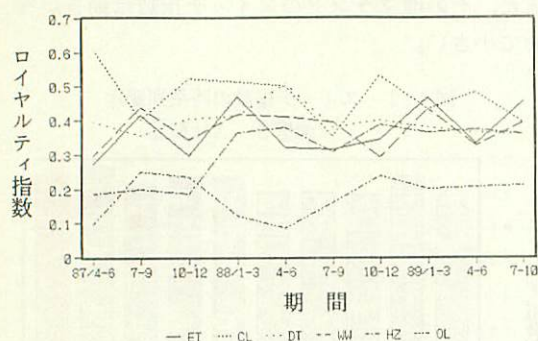
各ブランドの相対的な位置(ロイヤルティの高さ)は、ステイタス・マップで見られるようなものであり、平均的には、CL, DT, WW, ET, HZ, OL の順でロイヤルティが並んでいる。しかし、当初ロイヤルティ指数の最も高かった CL のロイヤルティ(約 0.5)は、DT, WW, ET のそれに近い水準(約 0.4)まで下落してきている。これは、メーカーの立場からはブランドの危機と考えるべきだろうか? また、失われた顧客はどのブランドへスイッチしたのだろうか?

これに対して、HZ のロイヤルティが著しく高まっていることが分かる(おおよそ 0.2 → 0.4)。HZ のロイヤルティ面でのこの躍進は、パッケー

ジヤ広告コピーを通してHZを「薬用歯磨き」としてリポジショニングしたことが効いているのだろうか？ この間、HZのマーケットシェアにはほとんど変化が見られないままである。

なお、このグラフから、全ブランドの平均的なロイヤルティ指数が推測できる。全データから計算された歯磨きの平均的なロイヤルティ指数はちょうど.33である。平均すると、歯磨きではちょうど3人に1人がブランド・ロイヤルなユーザであることが分かる。また、時系列で見ると、全ブランド平均のロイヤルティ指数の最低値は0.30、最高値は0.37である。⁶⁾

図4.3 ロイヤルティ指数の時系列変化
歯磨き (A社製品)



(3) スイッチング・マップ

図4.4は、元のスイッチング・データの約3分の2からなる、潜在スイッチャーのデータ行列を特異値分解して得た「(平均)スイッチング・マップ」である。これは、スイッチ側（以下、Rマップと呼ぶ）とスイッチ先（以下、Cマップと呼ぶ）のブランド位置を表す2枚一組のマップから構成される。⁷⁾ スイッチ側のRマップ(a)は、他ブランドへスイッチして行くパターン特性によってブランド間の距離を近似したものである。また、スイッチ先のCマップ(b)は、スイッチして来るブランドのスイッチングパターンの類似性でブランド間の距離を定義したものである。

この歯磨きの例では、スイッチング情報は第1軸(X軸)に凝縮されている(固有値の貢献度が50.7%)。また、Y軸までの固有値累積貢献度が66.9%あり、Z軸まで含めるとその割合は78.7%にも達する。それ以降の次元では、累積貢献度は緩

図4.4(a) スイッチング・マップ
歯磨き (全体: スイッチ側)

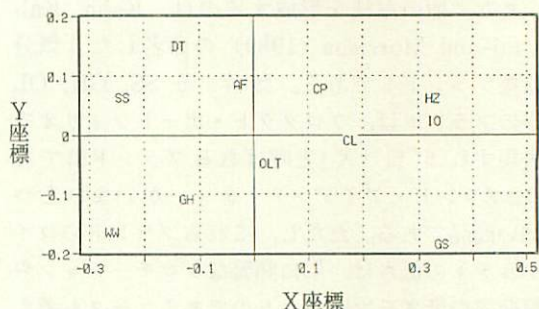
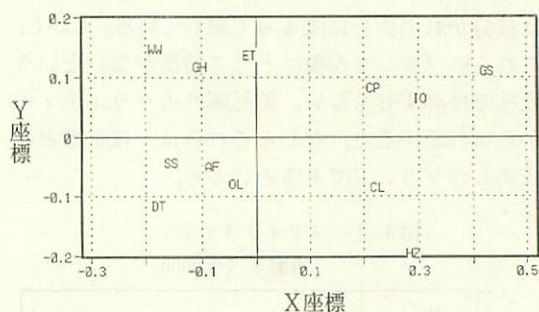


図4.4(b) スイッチング・マップ
歯磨き (全体: スイッチ先)



やかに上昇するのみである。このことから、ブランドの記述のためにはほぼ2軸で十分であると考え、以下では2次元平面でスイッチング・マップを解釈する。⁸⁾

各次元とブランドの関係は表4.2に要約されている。各軸に対して絶対貢献度の高いブランドは軸をよく説明しており、ラフに言う、各軸への射影の長さがその大きさを示している。表4.2では絶対貢献度が、.002以上のものに下線が引かれている。例えば、行側のX軸ではWW, HZ, GS, IO, DT, SS, Y軸ではDT, WW, GSがそういったブランドであり、それぞれの軸はこれらブランドとの関係で解釈がなされる。また、ブランドと各軸との相関の高さは相対貢献度で表されるが、図の上では、原点からブランドを示す点へ向かって引いた矢印と各軸との方向余弦がこの大きさを表す。固有値の貢献割合がX軸に集中していることもあり、0.5以上の大きな貢献度を見ると、行側でも列側でも、ほとんどのブランドがX軸との相関が高いことを示している。

表4.2 軸の貢献度と適合度（歯磨きのスイッチング・マップ）

ブランド (行側)	絶対貢献度($\times 10^{-5}$)			相対貢献度		
	X軸	Y軸	Z軸	X軸	Y軸	Z軸
GH	85	65	270	.174	.134	.555
GS	741	215	291	.562	.163	.221
AF	6	77	89	.019	.242	.280
IO	667	4	221	.669	.004	.221
SS	228	17	1	.484	.035	.002
ET	11	16	23	.046	.068	.094
CL	198	0	11	.364	.001	.020
DT	372	458	16	.407	.501	.017
WW	1002	394	0	.699	.275	.000
HZ	742	27	26	.787	.029	.028
OL	4	19	4	.020	.086	.018
CP	48	20	3	.221	.091	.016
固有値	.0411	.0131	.0100			
貢献度	50.7%	16.2%	11.8%			
(列側)	X軸	Y軸	Z軸	X軸	Y軸	Z軸
GH	1	82	44	.181	.243	.131
GS	1132	77	424	.683	.047	.256
AF	70	25	66	.308	.108	.288
IO	589	28	344	.588	.028	.344
SS	103	8	1	.353	.026	.002
ET	1	151	20	.003	.319	.043
CL	322	44	25	.550	.075	.043
DT	613	254	1	.644	.267	.001
WW	490	324	2	.549	.363	.003
HZ	553	248	11	.603	.271	.012
OL	12	49	16	.034	.139	.047
CP	159	23	0	.380	.056	.000

(註) $\chi^2=257.8^{***}(\chi^2_{.001}=140.2)$

; d.f. = (12-1)2-2(12-1)=99

さて、ブランド布置をみると、Rマップ、Cマップいずれの上でも似たような傾向が見て取れる。X軸の正の領域に「歯槽膿漏予防」の歯磨き(HZ, IO, GS)が位置し、負の領域には「美白・虫歯予防」を訴求した歯磨き(SS, WW, GH)が登場する。RマップとCマップはX軸を境に互いに鏡像をなしているが、Y軸の解釈はあまり明確ではない。

強いて理屈づけすれば、Cマップ上では、Y軸の負の領域に「男性向け」の歯磨き(DT, HZ)が、正の方向に「女性/家族向け」の歯磨き(WW, ET, GH)が現れている(Rマップではその逆)。

次に、RマップとCマップを同時に重ね合わせることによって、ブランド間競争を見てみる。前節の近似公式(3.9)から、同時プロットしたときに重なり合うブランド同志はスイッチングが頻繁に起こっていることが分かった。しかも、競争の激しさはブランド・ベクトルの“足の長さ”にも比例するから、原点から遠く離れた位置にあるブランドほど他ブランドとの競争が激しくなる可能性がある。図4.4からは、2組のブランドが競争関係にあることがすぐに明らかになる。ひとつの組はWWとDTであり、もう一組はGSとHZである。

最初の組は、同一メーカーのシェア1, 2位ブランドである。これら2つが頻繁に併置されることがなければ、同じメーカーブランド同志で共喰い状態にあることになる。⁹⁾ また、GHはWWと非常に近い位置に（全体的にはやや内側）あるので、競争上はWWとは中立的で、DTとの対抗関係に留意することが大事である。

GS対HZの組では、どちらもX軸方向でさらに外側に位置するので、最初の組よりも競争が激しい。とくに、顧客を奪うという観点からCマップ上のHZを中心にブランドの布置を見ると、Rマップでこれと重なるブランドがスイッチの犠牲になったブランドである。GSが唯一この対象となるブランドである。逆に、Rマップ上のHZを中心に眺めると、HZの顧客はGSだけではなく、IOやCPにも流れていることがわかる。また、Rマップ上のCLをCマップ上の他ブランドとの重なりで比較すると、前小節(2)でのCLのロイヤルティ低下は、「歯槽膿漏予防」歯磨き全体へ顧客がまんべんなく奪われた結果であるといえる。

次に、スイッチング・マップ上でのブランド布置の時系列変化を見てみよう。例として、ここでもまたブランドHZを取り上げることにするが、マップの利用の仕方と位置の変化を解釈する理屈は他のブランドでも同様である。

図4.5は、変換公式(3.10)と(3.11)を利

用して、全期間のサンプルで得られた平均のブランド布置を各期間別のスイッチング行列で変換して求めたHZの布置である。HZの各期の布置は、R/Cマップ上の数字1(1987年4-6月期)から数字0(1989年7-10月期)までの記号で表し、それらを点線で結んでその変化を示してある。また、布置の変化を解釈するために、競合ブランドの平均布置を同じマップ上にプロットしてある。ただし、HZのRマップ上(図4.5a)では列ブランドの平均布置(図4.4b)が、HZのCマップ上(図4.5b)では行ブランドの平均布置(図4.4a)がプロットされている。

既に述べたように、Rマップ上では、原点を起点としたHZの布置ベクトルと他ブランドの布置ベクトルの内積がHZの各他ブランドに対する弱さを表している(平均以上にその対象ブランドへスイッチすると言う意味で)。したがって、平均的にはGS, IO, CPがこの順番で“弱い苦手な”相手方ではあるが、時系列でみると、1, 5, 6期にはHZの顧客がCLにも奪われている。また、X軸方向でより外側に布置する1, 8期は他ブランドへのスイッチが顕著なことを窺わせる。

逆に、Cマップ上では、HZの布置ベクトルと他ブランドの布置ベクトルの内積がHZの各他ブランドに対する強さを表している(平均以上にその対象ブランドからスイッチして来ると言う意味で)。HZ列センターを表す(+)マークが行GSとはほぼ同じ位置にあることから、HZは総体的にはGSを“お客さん”にしているけれども、前半(とくに2, 4期)はIO, CLからも顧客を奪っていることがわかる。また、スイッチの多さでは第1期が目だっている。

図4.5(a) スイッチング・マップ
HZ/Rマップ(時系列変化)

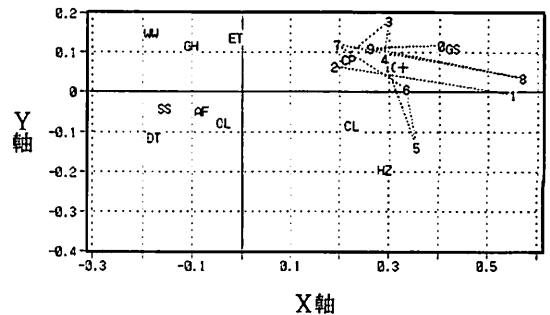
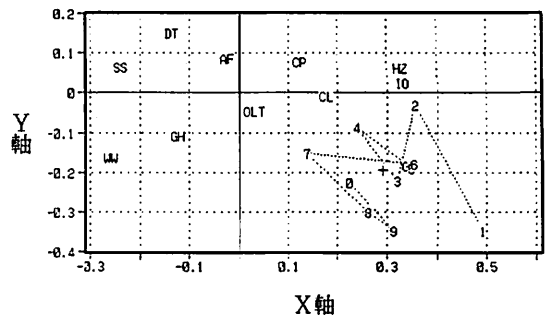


図4.5(b) スイッチング・マップ
HZ/Cマップ(時系列変化)



5. 手法の展開

前節では、歯磨きのパネルデータを素材にして、スイッチング・マップ・システムの基本的な利用方法を紹介した。この節では、実務的な要請と実際の利用の場面を想定しながら、この手法の拡張と応用の可能性を考えてみたい。

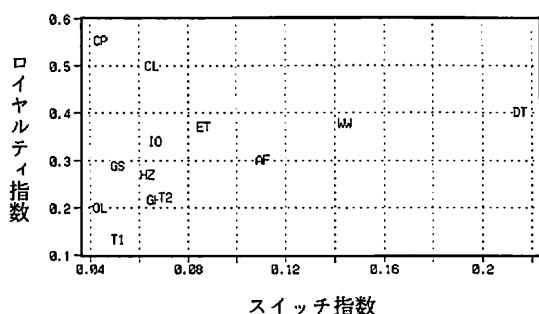
(1) 新製品導入後のトラッキング

新製品導入後、当該ブランドの市場での位置づけは、トライアル・リポート型モデルと事後のアンケート調査から評価される。¹³⁾しかし、予測を前提に考えられたモデルでは、専ら当該自社ブランドの最終シェアや売上予測が関心事であり、シェアや目標売上高との関連で価格・コミュニケーション・流通といったマーケティング・ミックスの導入後における妥当性評価が重要優先課題になる。また、事後アンケートによるフォローアップ調査では、製品の属性とポジショニングが評価される。いずれにおいても、そこでは、他社製品や自社の他ブランドが直接判定の対象になることは稀である。

これに対して、スイッチング・マップ・システムでは、新製品導入後の他ブランドとの比較におけるブランド評価が可能である。ロイヤルティ指数とスイッチ指数の変化によってブランドの地位をトラッキングするやり方は既に示した通りである。新製品が入ることの違いは、ある時期からブランドが1つ増えることだけである。結果の違いは、一時点で見るとステイタス・マップ上にプロットされる点が一個増えることと、時系列で見ると積層グラフと折れ線グラフの凡例が1つ増えることである。

図5.1は、1988年6月に新発売になったA社新製品TRのステイタス・マップによるトラッキング結果である。図5.1上での他ブランドの記号は、1987年4月からTR発売直前の1988年5月までの全スイッチングデータから作成したものであり、T1は1988年6月から12月までの7ヶ月のデータから推定したTRのロイヤルティ/スイッチ指数を表している。また、T2は1989年1月から10月までの残り10ヶ月間のデータからTRのロイヤルティ/スイッチ指数を推定したものである。²⁾ このことから、新製品TRは導入の約一年経過後においても、他社製品のGHに匹敵する位置にあり、自社製品の中ではOLに次いでロイヤルティの低いブランドに留まっていることがわかる。また、この図はTRがシェアのかんりの部分をスイッチャー層の吸引に依存しているを示している。

図5.1 ステイタス・マップ
歯磨き（新製品）



スイッチング・マップ上で新製品のポジションを決めるやり方は、ブランドを時系列プロットするケースとほぼ同じである。まず、導入前の期間を推定サンプルとして12ブランドの布置を推定する。次に、導入後第1, 2期($t=1, 2$)における

新製品TRの他ブランドへのスイッチ比率（行プロフィール・ベクトル）と、他ブランドからのスイッチ比率（列プロフィール・ベクトル）を求める。そうした後で、変換公式(3.10)と(3.11)を以下の様に変形して、新製品の布置を計算する。すなわち、

$$\hat{f}_{Rt}^{(t)} = r_{Rt}^{(t)} G_E D_{\mu}^{-1} \quad (5.1)$$

$$\hat{g}_{Rt}^{(t)} = c_{Rt}^{(t)} F_E D_{\mu}^{-1} \quad (5.2)$$

ただし、ここで、

F_E = 推定サンプルによって推定された“平均値”行ブランド座標行列

G_E = 推定サンプルによって推定された“平均値”列ブランド座標行列

$r_{Rt}^{(t)}$ = t 期のTRの行プロフィール・ベクトル ($r_{Rt}^{(t)} 1 = 1$),

$c_{Rt}^{(t)}$ = t 期のTRの列プロフィール・ベクトル ($c_{Rt}^{(t)} 1 = 1$),

$\hat{f}_{Rt}^{(t)}$ = 推定された t 期のTRの行ブランド座標ベクトル,

$\hat{g}_{Rt}^{(t)}$ = 推定された t 期のTRの列ブランド座標ベクトル,

である³⁾。

この変換の正当性は、次のような直感的な解釈からも妥当なものとして支持できる。すなわち、例えば、式(5.1)で G の行側はブランドを、列側は次元を表すが、これに左からスイッチング比率 r をかけるということは、列側ブランド座標の加重和を求める操作を意味する。したがって、新製品のマップ上での布置は、この加重ウェイト r の大きいブランドに“引き寄せられて”それ(ら)に近い布置をとることになる。式(5.2)上の F と C の関係もこれと対称的に解釈できる。⁴⁾

図5.2 (a) 新製品のポジション
歯磨き (Rマップ上の布置)

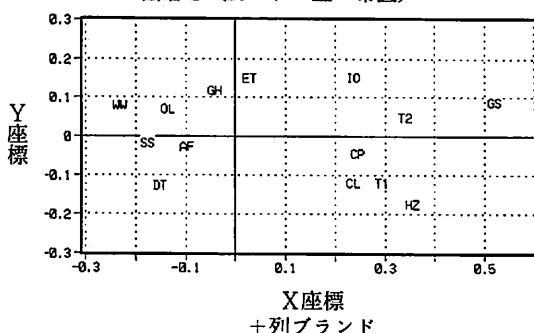
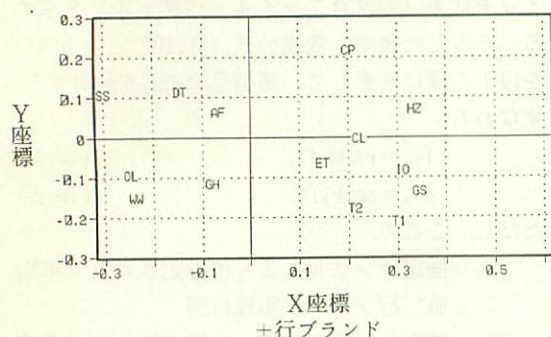


図5.2(b) 新製品のポジション
歯磨き(Cマップ上の布置)



さて、図5.2で、T1、T2はそれぞれ新製品のR(C)マップ上での位置を示しており、初めの7ヶ月と、後の10ヶ月の比較ができるように一枚のマップに同時プロットしてある。また、対抗ブランドが明確になるように、他ブランドについては推定サンプルによる“双対な”マップ上での布置をプロットしてある。⁵⁾

図5.2(a)をみると、新製品TRの初期のトライアー(T1)がスイッチして行った先のブランドと、以後の購入者(T2)がスイッチして行ったブランドがやや異なることがわかる。導入初期におけるTR購入世帯がその後(次回)購入したブランドは、自社ブランドのHZやCLであった(T1の位置)。しかし、その後は、GSやIOに頻繁にスイッチしていることがわかる(T2の位置)。メーカーの立場からは、あまり望ましくないスイッチのパターンである。

また、図5.2(b)をみると、今度はスイッチしてきた先のブランドは導入初期と後期であまり変化のないことが読み取れる。スイッチして来たブランドは、主としてGS、IO、(ET)である。また、T1からT2へ、原点からの距離が“縮まって”いる事実から、そのスイッチの強度が弱くなっていることが推察できる。

(2) 消費者セグメント別分析とマーケティング・ミックス効果⁶⁾

スイッチング・マップは、以上で示したように「時間」を基準に購買データを切り分けて「新製品のトラッキング」へ利用することができるほか、世帯(消費者)属性などの指標を基準にデー

タを区切って作成することもできる。例えば、主婦年齢でデータを分割して、平均のマップと主婦年齢別のマップを比較し、ライフステージ分析を試みることができる。また、製品の購入頻度で世帯を分けて、ライト/ヘビー・ユーザー別の分析を実施することも可能である。

消費者セグメント別分析では、購入データの“分割単位”が消費者であるが、メーカー/小売業者の販売努力の状態を基準に購入データを分割することも一つのアイデアである。この方向での展開は、マーケティング・ミックスの効果分析につながるであろう。例えば、メーカーの立場からシングル・ソース・データの利点に着目すれば、テレビ広告の頻度に応じて日別(週別)にデータを分類して、CFの投入と販売実績の間の因果関係を考えることができる。また、小売業者の立場からは、チラシ広告を新聞に折り込んだ時と通常の場合の比較や、エンド山積みと定番での販売に対する消費者の反応をブランド間競争という視点から眺めることができる。⁷⁾さらには、こうしたマーケティング・ミックス効果と世帯特性とのクロス効果の分析もその自然な拡張として考えられる。

こうした分析は、原データがパネルの購入データがある時、とくに柔軟性が高まる。ほとんど、マーケティング・リサーチで考えられうるあらゆる可能性を追い求めることができる。

6. 分析上の問題点

最後に、本稿で提起されたブランド診断システム「スイッチング・マップ・システム」がもっている若干の問題点について議論する。

(1) ブランド・カテゴリゼーション

歯磨きの例では、市場に存在してなおかつパネル世帯に少なくとも一度でも購入されたことのある全ブランドを、わずか12(13)個のブランドに集約した。この集計に要した知識は熟考されたものであるとはいえ、私的な知識をベースにしたものであり、その意味では恣意的でもあった。大量のデータ処理に当たっては、なるべくならば個人的な判断に頼らず処理を“自動化”することが望

ましい。その立場からは、スイッチング・マップ・システムのサブシステムとして、JANコードを適当にブランド集計する手続きが欲しいところである。

おそらく、スイッチのパターンが似たブランド同志が近くに来るというスイッチング・マップの特性を利用する方向で「ブランド・カテゴリゼーション」実現の可能性が考えられる。PRODEGY (Urban, Johnson and Hauser 1984) などでは、行側のスイッチを見ているだけだが、その場合は行側と列側から同時にアプローチすることが必要とされよう。

(2) 市場構造

スイッチング・マップがうまく描けない反例として、最初の部分で、市場に非対称な階層性がある事例が報告された。行列代数的には、この市場の階層性はスイッチング行列がほぼブロック対角化されていることを意味している。この場合は、C/Mモデルの前提が崩れてしまい、ステイタス・マップの推定パラメータがそのままでは解釈できない。他方、市場の非対称性は、スイッチング行列の左下半分の非対角部分にくるセルの数字が大きく、右上半分が小さくなることを意味している。この場合（市場が非対称でかつ階層的な場合）は、スイッチング・マップ上に特異な点がいくつか現れて当てはまりも悪くなる。すなわち、低次元での固有値の累積貢献比率が十分大きくならない。

何れのケースも、(1)で議論したブランド分類と絡めて、スイッチング・マップ・システムと並行的にか事前にか、市場構造を分析する別途の方法が必要である。

(3) 対数線形モデルとコレスポネンス分析の補完的利用

いくつかの製品カテゴリーで本稿で提案された方法を適用した経験によると、C/Mモデルがうまく当てはまるケースとそうでないケースに遭遇する。

最も標準的なアプローチは、C/Mがきれいに当てはまる場合は市場が単純でフラットな構造を持つと判断し、その先のスイッチング・マップ分析には進まないことであろう（[ステップⅡ]で

分析終了）。C/Mの当てはまりが不十分な場合（歯磨きの例では、99.5%で市場の無構造仮説を棄却）、その時にのみスイッチング・マップ分析へ進むべきである（[ステップⅢ]から先へ分析を進める）。幸いなことに、これまでの適用例では、ほとんどがこのケースに該当した。

van der Heijden and de Leeuw (1985) も線形対数モデルとコレスポネンス分析の補完的利用の有効性を説いている。この場合、変数間の大局的な関係は対数線形モデル（C/Mの最尤法）で把えて、それで説明のつかない残差部分をコレスポネンス分析（スイッチングデータ行列の特異値分解）で分析するというものである。

(4) 時間の区切りと購入間隔

歯磨きの適用例では期間を季節毎に3ヶ月で区切った。この場合の“3ヶ月”は、季節変動を除去してデータを平滑化する意図が部分的な理由ではあるが、分析者の都合以上の意味はない。

実際、それよりかなり短い“平均購入間隔”に合わせるのも一つの方法であるし、“パラメータが安定する”ような時間をとることもその一つの代案ではある。しかし、C/Mモデルの最尤パラメータ推定では自由度が足りない関係で、現在の所、適当な方法が見当たらない。⁹⁾

また、世帯購入記録からスイッチングデータを作っているため、複数使用者のブランドが混在し、見かけ上のスイッチが起こることは以前に指摘した通りである。この問題は Fraser and Bradford (1983) の方法で、購入間隔をもとに使用者の記録を分離することが考えられる。ただし、同時複数購入があまり顕著でない場合は、現状の方法でも十分消費者の行動を表現できているかも知れない。

(5) 同時アプローチの可能性

C/Mモデルでロイヤルな消費者を推定し、スイッチング行列からそれらを除去した後、残差を特異値分解してスイッチング・マップを得るとするのはいかにも迂遠な感じがするという印象を受けるかもしれない。すなわち、ロイヤルティ部分を表現するパラメータを特異値分解のプログラムに組み込んで、同時に分析しないのはなぜだろう

かという疑問を持つのは当然であろう。

van der Heijden and de Leeuw (1985) は 2 段階アプローチの有効性を支持しているが、われわれは現在 1 段階で分析を終える方法を検討中である。正確に言うと、

(a) 標準 2 段階アプローチ :

2 段階で、C/M モデルとコレスポンデンス分析を組合せる方法

(b) 2 段階パネル法 :

生データの個別パネルからロイヤルティを計算し、それを適当なロイヤルティのグループに集計して特異値分解する方法

(c) 最大特異値貢献度法 :²⁾

C/M モデルのロイヤルティ・パラメータとしてスイッチング定数とシェアの常数を想定し、低次元で特異値貢献度の大きい定数を与えるスイッチング・マップを推定する方法

の 3 つの方法を比較検討中である。

謝 辞

この論文は、法政大学産業情報センターが主催する「マーケティング情報研究会」における筆者の報告を基に書き下したワーキング・ペーパーに加筆・訂正を加えたものである。

研究会および個人的なコミュニケーションを通して、本論文について、とくに有益なコメントを提供してくれた大阪大学の中島望氏とヴァンダビルト大学のテリー・エルロッド教授 (Prof. Terry Elrod) に感謝したい。また、実証研究のデータ (VR homeScan) について便宜をはかってくれた (株) ビデオ・リサーチ社にも感謝したい。なお、本研究での結果は、主として法政大学市ヶ谷計算センターの富士通 340S にインストールされている統計パッケージ SAS によって計算されたものである。SAS の PROC MATRIX PROCEDURE を用いたスイッチング・マップ・システムのソースプログラムに関しては、MSDOS のテキストファイルが用意されている。興味のある読者は筆者とコンタクトを取られたい。

【脚注】

第 1 節

(1) 陸正 (1988) 第 5 章「マーケティング情報システムの未来像」参照。

第 2 節

(1) 式の形から分かるように、尤度関数がパラメータに関して線形でないので、推定に当たっては「ニュートン・ラフソン法」などの非線形最適化法を用いることになる。しかし、筆者の経験によると、計量経済学などで通常非線形最適化法を用いる場合とは違って、ブランド数と時系列の数がそれぞれ 20 個程度であれば、コンピュータの計算時間はほとんど問題にならないほど短い。

(2) 乗用車の買い換えで、消費者が車のグレードをアップさせる現象。上のクラスの製品が価格を引き下げた場合、下のクラスの製品のシェアを奪うことは容易であるが、逆に、下級ブランドが価格を引き下げても、上級ブランドの顧客を獲得することは難しい、といった市場 (Price-Tire Market) のケース。

Blattberg and Wisniewski (1989) および非対称な競争については Carpenter, Cooper, Hanssens and Midgley (1988) 参照。

(3) また、潜在構造分析をスイッチングデータに適用するには、推定上いまま一つ固有の問題がある。潜在構造モデルでは、C/M モデル同様、パラメータの推定には最尤法を用いるが、推定時にブランド相互の独立性を想定するため、多くのパラメータにゼロ制約を課す。実際は、これをほぼゼロとおいている。

(4) Cooper (1988), p.715. SAS PROC MATRIX の配列制約に加えて、3 相データを鎖状に縦横に繋いで (Concatenate) 2 次元配列にするという方法自身が近似的な方法である。

第 3 節

(1) 乗用車やテレビなどでは、下取りブランドと新規購入ブランドを個々にカウントすることで、スイッチング・マトリクスが作成できる。例えば、Colombo and Morrison (1989) での乗用車の買い換えデータを参照。

(2) この問題およびロイヤルなユーザーを元のスイッ

チング行列から除去する方法については、現在著者により別途検討中である。ヴァンダビルト大学の Prof. Terry Elrod の示唆した方法は、ロイヤルなユーザーの比率が各ブランドのマーケットシェアに比例していると仮定し、その部分を元のスイッチング・データから外すことである。すなわち、

$$S = n_{ij} K \delta_{ij} m_i \quad (F3.1)$$

である。すると、ここで K は Hendry のスイッチング定数と解釈できるので、例えば、 K の値を小刻みに動かしながら、 S の特異値分解の際、低次での累積貢献度となるべく大きくなるような定数 K を求めるといった方法が考えられる。ちなみに、 $K = 0$ とすると、遷移行列の直接的な特異値分解に対応する。

(3) 実務的には、ロイヤルティをこの様に「 $\times \times \%$ ロイヤル」として定義されているようである (八木 1989)。また、Kamakura and Russell (1989) では、観察期間中同じブランドを買い続けた消費者を各ブランドにロイヤルなユーザーと見なしている。

(4) 以下、コレスポンデンス分析の行列代数的な記述と解釈の詳細については、Greenacre (1984)、または、小川 (1987) を参考にせよ。

(5) 行側の点と列側の点の間で意味のある距離が定義できるか、という問題がマーケティング・リサーチ者と“フランス”計量心理学者の間で議論が交わされている (Carroll et al. 1989 ; Greenacre 1989)。ブランドスイッチングという意味での競争という観点から、この様に行ベクトルと列ベクトルの内積によって“距離近い”の尺度が定義できることは興味深い。

第4節

(1) 歯磨き市場の分析と、本稿で分析に用いたパネルデータの詳細な記述については、小川ほか (1989) を参照せよ。

(2) 子供用は一般大人用と同時購入されることが多い。子供用を分析に含めると、見かけ上のスイッチが観察されることになり、ここでの分析目的にとっては適切ではないと判断したためである。

(3) 同じブランドをまとめ買いしたケースは、(回数ベースでの) 全購入履歴の約17.2%を占めている。したがって、同じブランドを複数個購入した場合をリピート購入であると見なせば、頻繁にまとめ買いされる傾向のあるブランドは本来的には、ステイタス・マップ上でのロイヤルティ指数がさらに高くなるべきであ

る。また、複数ブランドの同時購入の場合は、Totten and Elrod (1988) のように、ブランド購入の順番をランダム化すべきであろう。(p.14, Same-Day Purchasing Matrices の項参照)。しかし、主婦が買物籠の中から商品を取り出してバーコードをスキャンする順番が特定のブランドに先に偏る系統性があるとは考えにくいので、ここでは厳密な手続きは踏まなかった。

(4) 次節で新製品評価の例として取り上げられる、1988年6月A社から新発売された「歯石予防歯磨き」TRは、全体の分析ではOLに分類されている。

(5) この新製品の導入によるメーカー・シェア全体への効果分析では、シェア増し効果とカニバリゼーション効果がほぼ半々であると評価されている (小川ほか1989 参照)。

(6) なお、スイッチャー層の一部も同じブランドを再購入するから、平均のブランド・リピート率は常にこれより高めに出る。平均ロイヤルティ指数は、清涼飲料で約0.2、シリアル商品で約0.35、普通乗用車で0.4~0.8 (車型クラスによりかなり幅がある) である。もっとも、この数値はブランドをいくつにまとめるかにも依存して決まる。

(7) 「Rマップ」のRは、「行」を意味する Row あるいは「防衛」を意味する Receptiveness の頭文字をとったものである。また、「Cマップ」のCは、「列」を意味する Column あるいは「攻撃」を意味する Clout の頭文字を洒落ているつもりである。この命名は、Cooper (1988) のアイデアに習ったものである。

(8) Z軸の貢献割合がなお10%以上あるので、スクリー・プロットの分析からは3次元までとった方がよいように考えられる。しかし、実際の布置を見ると立体グラフでも2次元平面で見ると結果はほとんど変わらない。

(9) 同一世帯に異なるニーズをもった複数の使用者がいる場合 (McAlister and Pessimier 1984)、二つのブランドの使用サイクルが近かったり、小売がバンドル・サービスで製品を販売すれば、異なるブランドの同日複数購買が記録されるので、データの整理の仕方の影響を受けてスイッチが起こったように見える。したがって、厳密な議論をするためには、併買分析が必要になる。

第5節

(1) 評価モデルとしては TRACKER, NEWS, ASSESSOR などが代表的である。一般的な新製品予測モデルの紹介については、片平 (1987) を参照。また、日本における、TRACKER タイプの予測システムと事例については、棚橋・永長 (1989) に紹介されている。

(2) 新製品導入後、他ブランドの位置も変わっているので、時点別に3期(導入前、導入後第1期、導入後第2期)に分けてステイタス・マップを描くことがブランド比較の上で有効な場合もあるであろう。また、このステイタス・マップ上でのブランドの位置は、前節の全サンプルによるもの(図4.1)とやや異なっている。その理由は、新製品TRを旧OLから分離独立させたことと、推定サンプル期間が異なることである。

(3) F_E , G_E はそれぞれ (12×12) の正行列、 r_{TR}^0 , c_{TR}^0 , f_{TR}^0 , g_{TR}^0 は、 (1×12) の行ベクトルである。これらは、 (13×13) のスイッチングデータ行列から、適当な変換を施して得られる部分行列(ベクトル)である。

(4) これは、Holbrook, Moore and Winer (1982) の Pick-Any Data における、列ブランドと行ブランドの関係と同じ解釈である。

(5) Rマップ上のTRについてはCマップ上での他ブランドの布置を、Cマップ上のTRについてはRマップ上での他ブランドの布置をプロットしてある。もちろん、スイッチング・マップ上での他のブランド位置も変化しているの、別々のマップをR/Cマップ2枚ずつ作成することも可能である。

(6) 以下で述べる展開方向については、集計表を分析する場合同様に、ほぼ無制限の可能性が開けている。したがって、個別のケースはここでは掲載しないこととする。

(7) Cooper (1988) において、コーヒー・ブランドの On Sale vs Regular Schedule の比較がこれに対応している。スイッチング・マップの強みは、これを一枚のマップでブランドの相対的な位置関係を表現できることである。

第6節

(1) 期間の区切り方についてのコメントは、マーケティング・サイエンス学会で摂南大学の沢田豊教授か

ら出された質問(疑問)に対する応答でもある。

(2) これは、エルロッド教授のアイデアである。

【参考文献】

- Blattberg R.C. and K.J. Wisniewski (1989), "Price-Induced Patterns of Competition," *Marketing Science*, 8 (Fall), 291-309.
- Carpenter, G.S., L.G. Cooper, D.M. Hanssens, and D.F. Midgley (1988), Modeling Asymmetric Competition," *Marketing Science*, 7 (Fall), 393-412.
- Carroll, J.D., P.E. Green and C.M. Schaffer (1989), "Reply to Greenacre's Commentary on the Carroll-Green-Schaffer Scaling of Two-Way Correspondence Analysis Solutions," *Journal of Marketing Research*, 26 (August), 358-365.
- Colombo, R.A. and D.G. Morrison (1989), "A Brand Switching Model with Implications for Marketing Strategies," *Marketing Science*, 8 (Winter), 89-99.
- Cooper, L.G. (1988), "Competitive Maps: The Structure Underlying Asymmetric Cross Elasticities," *Management Science*, 34 (June), 707-723.
- Cooper, L.G. and M. Nakanishi (1988), *Market Share Analysis*, Kluwer Academic Publishers.
- Fraser, C. and J.W. Bradford (1983), "Competitive Market Structure: Principal Partitioning of Revealed Preference," *Journal of Consumer Research*, 10 (June), 15-30.
- Greenacre, M.J. (1984), *Theory and Applications of Correspondence Analysis*. Academic Press, London.
- Greenacre, M.J. (1989), "The Carroll-Green-Schaffer Scaling in Correspondence Analysis: A Theoretical and Empirical Appraisal," *Journal of Marketing Research*, 26 (August), 358-365.
- Grover, R. and V. Srinivasan (1987), "A Simultaneous Approach to Market

- Segmentation and Market Structuring," *Journal of Marketing Research*, 24 (May), 139-153.
- Grover, R. and V. Srinivasan (1989), "An Approach for Tracking Within-Segment Shifts in Market Shares," *Journal of Marketing Research*, 26 (May), 230-236.
- Hoffman, D.L. and G.R. Franke (1986), "Correspondence Analysis: Graphical Representation of Categorical Data in Marketing Research," *Journal of Marketing Research*, 23 (August), 213-227.
- Holbrook, M.B., W.L. Moore, and R.S. Winer, (1982), "Constructing Joint Spaces from Pick-Any Data: A New Tool for Consumer Analysis," *Journal of Consumer Research*, 9 (June), 99-105.
- Kamakura, W.A. and G.J. Russell (1989), "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure," *Journal of Marketing Research*, 26 (November), 379-390.
- Kahn, B.E., M.U. Kalwani, and D.G. Morrison (1989), "Nicheing Versus Change-of-Pace Brands: Using Purchase Frequencies and Penetration Rates to Infer Brand Positionings," *Journal of Marketing Research*, 25 (November), 384-390.
- Kalwani, M.U. and D.G. Morrison (1978), "A Parsimonious Description of the Hendry System," *Management Science*, 23, 467-477.
- 陸正 (1988) 『マーケティング情報システム』 誠文堂新光社。
- 片平秀貴 (1987) 『マーケティング・サイエンス』 東京大学出版会。
- Lebart, L., A. Morineau, and K.M. Warwick (1984), *Multivariate Descriptive Statistical Method*, John Wiley & Sons.
- McAlister, L. and E. Pessimier (1982), "Variety Seeking: An Interdisciplinary Review," *Journal of Consumer Research*, 9 (December), 311-322.
- 中島望 (1988) 「COMMIX: ブランド間の競合分析モデル」 『マーケティング・サイエンス』 31巻, 19-33。
- 小川孔輔 (1987) 「コレスポネンシス分析の基礎理論と2つの応用事例」 『経営志林』 24巻1号, 33-61。
- 小川孔輔ほか (1989) 「歯磨市場における新製品の導入事例: Z社ブランドAの挑戦」 『マーケティング・コース/グループ研究報告書』 日本生産性本部経営アカデミー。
- Rao, V.R. and D.J. Sabavala (1981), "Inference of Hierarchical Choice Process from Panel Data," *Journal of Consumer Research*, 8 (June), 85-96.
- Russell, G.J. and R.N. Bolton (1988), "Implications of Market Structure for Elasticity Structure," *Journal of Marketing Research*, 25 (August), 229-241.
- 棚橋菊夫, 永長亥佐夫 (1989) 「新製品のプリテスト市場予測」 『オペレーションズ・リサーチ』 34巻, 477-481。
- Totten, J.C. and T. Elrod (1988), "A Complete System for Inferring Market Definition and Market Structure from Panel Data," Working Paper. Vanderbilt University (March).
- Tucker, L.R. (1966), "Some Mathematical Notes on Three-Mode Factor Analysis," *Psychometrika*, 31 (September), 279-311.
- Urban, G.L., P.L. Johnson, and J.R. Hauser (1984), "Testing Competitive Market Structures," *Marketing Science*, 3 (Spring), 83-112.
- van der Heijden, P.G.M. and J. de Leeuw (1985), "Correspondence Analysis Used Complementary to Loglinear Analysis," *Psychometrika*, 50 (December), 429-447.
- 八木滋 (1989) 「マーケティング実務でのシングルソースデータの利用」 『オペレーションズ・リサーチ』 34巻, 482-488。