

潜在クラス・ロジット・モデルを利用した ロイヤルティ・セグメンテーション

守口 剛

本稿では、潜在クラス・ロジット・モデルを基礎とした、ロイヤルティ・セグメンテーションのための新しいモデルを提示した。このモデルによって、対象ブランドそれぞれに対するロイヤル・セグメントと特売反応セグメント（ノン・ロイヤル・セグメント）の全体に対する構成比を把握するとともに、各消費者のそれぞれのセグメントへの所属ウェイトを捕捉することが可能である。スキャナー・パネル・データを利用した実証分析の結果、単純なデータ集計では明らかにならない、ロイヤル・セグメントと特売反応セグメントの特徴などが明らかになった。

キーワード：ブランド・ロイヤルティ、潜在クラス・モデル、多項ロジット・モデル

1. はじめに

近年、多くの企業においてブランドの重要性が強く認識されている。その一つのきっかけは、1980年代に登場した「ブランド・エクイティ」という概念が大きな注目を集めたことにある。特に、1991年に刊行されたアーカーの著書[1]は学界と実務界の双方に多大なインパクトを与え、ブランドに関する議論が活性化する大きな要因となった。

アーカーは、ブランド・エクイティの構成要素として、ブランド・ロイヤルティ、ブランド認知、知覚品質、ブランド連想、その他のブランド資産（特許、商標など）という五つをあげており、そのなかでもブランド・ロイヤルティはブランド・エクイティの核となることが多いとしている。ブランド・ロイヤルティとは、ブランドに対する顧客のこだわりの強さのことをいう。こだわりの強さは心理的な側面から捉えることも可能であるし、特定のブランドを繰り返し購入するという行動の側面からみることでもできる。

近年では、顧客の購買行動に関するデータの入手可能性が高まっており、行動的側面からブランド・ロイヤルティを捕捉し、それをブランド管理に活かしていくということが行いやすくなっている。その際に留意する必要があるのは、行動面に現れたロイヤルティが心理的なそれに裏付けられたものではない場合があるということである。例えば、ある消費者が同じブラン

ドを買い続けている理由がそのブランドの頻繁な特売の実施にある、ということもあり得る。特に、スーパーマーケットなどの店舗で日常的に購入される商品の場合、購買意思決定に対する値引きを中心とした店頭プロモーションの影響が大きいいため、上記のようなケースもかなり存在すると考えられる。このような場合には、プロモーションの影響を差し引いた上で、ブランド・ロイヤルティを把握することが求められる。

本研究では、上記の点を考慮した上で、ロイヤルティ・セグメンテーションを行うためのモデル構築を試みる。具体的には、潜在クラス・ロジット・モデル¹を基礎とし、各ブランドに対する潜在的なロイヤル・セグメントと特売反応セグメントを考慮したモデルを構築し、実証分析によってモデルの有効性を検証する。

2. ブランド・ロイヤルティの測定に関する既存研究

ブランドに関連するさまざまなテーマのうち、ブランド・ロイヤルティに関しては古くから研究が行われてきた。ロイヤルティの測定指標に関する包括的な整理は文献[5]で行われており、ブランド・ロイヤルティの尺度が、行動的側面からのもの、心理的側面からのもの、両者の合成によるものの三つに分類され、それまでに提示された指標が整理されている。このうち、行動面からのものについては、「購買比率尺度」「連続購買尺度」「購買確率尺度」「総合尺度」「その他の尺

もりぐち たけし
立教大学 社会学部
〒171-8501 豊島区西池袋 3-34-1

¹ 潜在クラス・ロジット・モデルはミクスチャー・ロジット・モデルなどとも呼ばれる。具体的なモデル構築と適用の例に関しては、文献[2~4]などを参照されたい。

度」という5種類に整理されている。

購買比率尺度では文字通り、消費者の対象ブランドの購買比率を基準とする。当該ブランドの顧客内シェアを尺度とする方法はその一つである。ある消費者が一定期間中に対象カテゴリの製品を10個買い、そのうち特定のブランドの購買数が7個であったとすれば、そのブランドに対するロイヤルティは70%という数値で表されることになる。このときに、顧客内シェア70%以上のロイヤルティを70%ロイヤルティと呼ぶことがある。もちろん、ここでの70%という数値は任意の値に置き換えられる。この場合には、例えば対象ブランドに対する70%ロイヤルティを有する顧客がどの程度存在するかということで、顧客全体でみたロイヤルティの強さを表すことができる。上記の顧客内シェアは、数量ベースでなく金額ベースで求めることも可能である。

連続購買尺度は、特定のブランドを何回連続して購買するかということをも基準とするものである。特定ブランドの連続購買数の平均値をブランド・ロイヤルティの尺度とするものは、その一つである。購買確率尺度は、消費者の対象ブランドの購買確率をロイヤルティの基準とする。基本的な考え方は、消費者の購買行動を1次のマルコフ過程として捉え、ブランド・スイッチ行列からリピート購買確率や平均滞留時間(回数)を捕捉するというものである。消費者の購買の連続性に着目した指標であるという意味では、前述した連続購買基準と基本的には同様の考え方である。

上述した以外には、価格をブランド・ロイヤルティの尺度とするものがある。例えば文献[6]は、対象ブランドから他ブランドへのスイッチが発生する価格差をロイヤルティの尺度としている。小さな価格差で他ブランドにスイッチしてしまう場合には、ロイヤルティが低いと考えられ、スイッチする価格差が大きくなるほど、ロイヤルティが高いと捉えられる。また文献[7]は、消費者の購買履歴データを利用し、特定ブランドの購買が発生する価格の閾値を個人別に捕捉するモデルを提示している。そして、このモデルで捕捉される、各消費者の価格の閾値を、価格尺度で測ったブランド・ロイヤルティとして捉えている。

上記とは少し異なるアプローチによるブランド・ロイヤルティの尺度として、ブランド選択モデルで扱われるブランド・ロイヤルティ変数にも言及しておく必要があるだろう。ブランド選択モデルでは、販売価格、広告、店頭プロモーションなどのさまざまなマーケテ

ィング変数が考慮される。ブランド選択モデルの構築に際しては、これらのマーケティング変数以外に、それぞれの消費者のブランド選択を大きく左右する変数として、ブランド・ロイヤルティが考慮されることが多い。代表的なものは、文献[8]によるブランド・ロイヤルティ変数であり、 t 期における世帯 k のブランド i に対するロイヤルティ BL_{ik}^t を、

$$BL_{ik}^t = \lambda BL_{ik}^{t-1} + (1-\lambda)y_{ik}^{t-1} \quad (1)$$

で表現する。ここで、 y_{ik}^{t-1} は世帯 k が $t-1$ 期にブランド i を購入した場合に1、しなかった場合に0をとる2値変数であり、 λ は平滑係数である。ここで、各ブランドに関する BL_{ik}^t の初期値は、 $\sum_i BL_{ik}^{t=0} = 1$ となるように設定するため、(1)式から明らかなように、この指標は購買時期で重み付けされたブランド i のシェアとなる。 λ の値が小さいほど、直近の購買のウェイトが高くなる。

このほかの、ブランド選択モデルで利用されるブランド・ロイヤルティ変数としては、前述した購買比率基準や連続購買基準を利用したものがある。例えば文献[9]は、それぞれの消費者の購買履歴から判断し、特定のブランドの購買比率が50%を超えている場合に、そのブランドに対するロイヤルティを有するものとし、それ以外はロイヤルティがないと規定して変数化している。また文献[10]は、消費者のバラエティ探索行動のモデル化に際して、特定ブランドの連続購買数を変数の一つとして取り込んでいる。

3. モデル

(1) アプローチの方法

先述した目的に沿って、分析対象ブランドに対するロイヤルティを基準としたロイヤルティ・セグメンテーションを行うため、ここでは、次のようなアプローチによってモデル構築を行う。まず、消費者セグメントとして、いずれかのブランドに対してロイヤルティを有するロイヤル・セグメントと、どのブランドにもロイヤルティを持たず、購買時の特売などを考慮して購入ブランドを決定する特売反応セグメント(ノン・ロイヤル・セグメント)とを想定する。仮に、対象とするブランド数が五つであれば、五つのブランド・ロイヤル・セグメントと一つの特売反応セグメントからなる六つのセグメントを考慮することになる。

消費者によっては複数のブランドにロイヤルティを持っている場合もある。ここでは、こうした消費者は

複数のロイヤル・セグメントに確率的に属すると考える。すなわち、ある消費者が特定の時点においてどのセグメントに属するかは、さまざまな要因によって確率的に変動すると想定する。例えば、ある消費者が二つのセグメントをいったりきたりしており、ある時点においていずれかのセグメントに属している確率はそれぞれ0.5であるということも考えられる。このことを分析期間を通して捉えれば、その消費者が二つのセグメントに0.5ずつのウェイトで同時に所属していたと解釈することもできるだろう。ここでは、上記のような解釈を行い、複数セグメントへの所属確率に関して、所属ウェイトという用語を利用する。それぞれの消費者は、ウェイト1で特定のブランドのロイヤル・セグメントに所属するかもしれないし、複数のセグメントにそれぞれのウェイトで同時に属するかもしれない。消費者によっては、特定のブランドのロイヤル・セグメントと特売反応セグメントに同時に所属することもあり得る。

このとき、それぞれの消費者がどのセグメントに属するかということを知ることができないし、セグメントのサイズ（構成比）を事前に規定することはできない。そこで、ここでは、潜在クラス（潜在的セグメント）を考慮したブランド選択モデルを構築することによって、この問題に対応する。ただし、潜在的セグメントの数とそれぞれの特徴は上述した通り事前に規定する。

後述するように、世帯別購買履歴データに潜在クラス・ロジット・モデルを適用した結果から、各世帯のそれぞれのセグメントへの所属確率を事後的に求めることができる。すなわち、各セグメントの全体の構成比を事前確率とし、消費者別の購買履歴データを利用して、各消費者がそれぞれのセグメントに帰属する事後確率を求めることが可能である。本研究では、こうして求められた帰属確率を上記のように解釈し、求められた数値をそれぞれの消費者の各セグメントへの所属ウェイトであると考え、

なお、文献[2]をはじめとする既存研究における潜在クラス・ロジット・モデルでは、セグメント数の異なるいくつかのモデルを想定し、各モデルの尤度やAIC、BICなどの値によってデータに最もフィットするセグメント数のモデルが選択される。また、各セグメントがどのような特徴を有するかということは、セグメントごとに推定されたパラメータの値によって解釈される。これに対し、本研究のモデルでは、ア・プ

リオリにセグメント構造（セグメント数と各セグメントの特徴）を規定している点が、従来のモデルとの相違である。

(2) 定式化

まず、セグメント s に属する消費者 h の購買機会 t におけるブランド i の選択確率を、

$$P_s^{ht}(i) = \frac{\exp(V_{is}^{ht})}{\sum_j \exp(V_{js}^{ht})} \quad (2)$$

のように、ロジット・モデルを基礎として定式化する。さらに、確定効用 V_{is}^{ht} を、

$$V_{is}^{ht} = D_{is}\theta + \sum_k \beta_k X_{ki}^{ht} \quad (3)$$

のように規定する。ここで、 θ はブランド・ロイヤルティ係数であり、 D_{is} はセグメント s のロイヤル・ブランドが i である場合に1、それ以外は0をとる2値変数である。この D_{is} によって、それぞれのブランドのロイヤル・セグメントの確定効用だけに、ブランド・ロイヤルティ係数 θ が加算されることになる。したがって、特売反応セグメントではいずれのブランドの確定効用にも θ が加算されないことになる。

また、 X_{ki}^{ht} は消費者 h の購買機会 t におけるブランド i の変数 k の値であり、 β_k は変数 k の影響を表すパラメータである。ここから、消費者 h の購買機会 t におけるブランド i の選択確率は、

$$P^{ht}(i) = \sum_s \pi_s P_s^{ht}(i) \quad (4)$$

のように定式化される。ここで π_s はセグメント s の構成比であり、 $\sum_s \pi_s = 1$ という制約をおく、このため π_s を

$$\pi_s = \frac{\exp(\lambda_s)}{\sum_z \exp(\lambda_z)} \quad (5)$$

で定式化し、パラメータ λ_s を推定する。

なお、(3)式のように、ブランド・ロイヤルティ係数 θ の値はセグメント間で（すなわちブランド間で）共通だと仮定している。この値については、セグメント間で異質だと仮定して推定することも可能であるが、共通の値だと仮定したのは次の理由による。本研究では、分析対象となる各ブランドのロイヤルティを基礎としてセグメンテーションを行うことを目的としている。ここで、ある消費者が特定のブランドに対するロイヤル顧客か否かを識別するには、一定の基準が必要となる。例えば、同じ顧客内シェアを指標とする場合にも、顧客内シェア50%以上をロイヤル顧客と定義する場合もあれば、60%以上とすることもある。どの指標のどの水準を利用するかは、商品や目的によって

異なるが、ブランド間でロイヤルティを比較するためには、同一の指標、水準を用いる必要がある。上記の理由から、本研究ではロイヤルティ係数の θ をセグメント間（ブランド間）で同一としている。

(3) 推定

推定に際しては、(6)式の対数尤度を最大化するパラメータを最尤法によって推定する。

$$LL = \sum_n \log \left[\sum_s \pi_s \prod_i (P_s^{nt}(i))^{y_i^{nt}} \right] \quad (6)$$

潜在クラス・ロジット・モデルにおけるパラメータ推定には、最尤法の他にEM (Expectation-Maximization) アルゴリズムが用いられる。前者の場合には、セグメントの構成比を規定するパラメータ（ここでは、 λ_s ）および確定効用 V を規定するパラメータ（ここでは、 β_k, θ ）を同時に推定する。これに対し後者は、セグメントの構成比と V を規定するパラメータとを交互に探索するアプローチである。前者には、収束までの反復回数が比較的少ないなどの長所がある反面、尤度関数が複雑な形状をしている場合には収束しないなどの短所があるため、後者が利用される場合が多い[11]。しかし、本研究で提示したモデルは、上記に示されたように非常にシンプルなものであり、確定効用 V を規定するパラメータ (β_k, θ) がセグメント間で同一であるため、最尤法による推定が適用可能である²。

4. 実証分析

4.1 データ

実証分析のためのデータには、首都圏に立地する大手スーパーマーケットのスクアナ・パネル・データを利用した³。データの概要は、下記の通りである。対象カテゴリはインスタントコーヒーであり、1993年の1年間にわたる世帯別の購買履歴を捕捉している。対象ブランドはカテゴリ内の上位4ブランドおよび「その他ブランド」である。「その他ブランド」は、上位4ブランド以外のすべてのブランドからなっている。なお、利用したデータにおける上位4ブランドの数量ベースでのシェアは62.6%となる。また、各ブランドは、それぞれ異なるサイズの製品を有しているが、ここではサイズの相違は無視し、ブランド単位での購

² 第4の実証分析では、ニュートン・ラフソン法を用い、初期値を変えて何度か推定を行ったが、各パラメータの値はすべて同一に推定された。

³ データは財流通経済研究所が収集・提供しているものを利用していただいた。記して感謝の意を表したい。

入を捕捉している。分析対象世帯は、期間中4回以上インスタントコーヒーを購入した322世帯である。

分析上考慮したマーケティング変数は、価格掛け率と特別陳列の二つである。価格掛け率は通常価格を1としたときの販売価格の掛け率であり、10%引きの販売であれば0.9になる。上述したように、それぞれのブランドはサイズの異なる複数の製品を有しており、サイズによって販売価格が異なる。このため、価格の変数として販売価格そのものではなく価格掛け率を利用した。なお、同じブランドで同一期間における各サイズの価格掛け率が異なる場合には、次の方法によって代表値を設定した。まず、ある世帯が対象ブランドのいずれかのサイズを購入した場合には、購入したサイズの価格掛け率を適用する。その世帯が他ブランドを購入した場合には、そのブランドの各サイズのうち最も低い価格掛け率を適用する。

特別陳列は、当該日における当該ブランドの特別陳列の有無（2値変数）によって捉えた。特別陳列についても、価格掛け率と同様に同一ブランドの複数のサイズごとに特別陳列の有無が異なる場合がある。ここでは、次の方法によって代表値を設定した。まず、ある世帯が対象ブランドのいずれかのサイズを購入した場合には、購入したサイズの特別陳列の有無を採用する。その世帯が他ブランドを購入した場合には、そのブランドのいずれかのサイズの特別陳列があれば1、それ以外は0とした。

4.2 推定結果

推定結果は表1に示される。ロイヤルティ係数と、価格および特売陳列の効果パラメータとの間には、

$$3.449 \approx 0.855 + (-7.294) \times (-0.356)$$

または、

$$3.449 \approx (-7.294) \times (-0.473)$$

という関係がみられる。すなわち、このロイヤルティ係数は、特売陳列プラス35.6%の値引きと同等の効果をもっているという解釈できるし、47.3%の値引きと同じ効果をもっているとみることもできる。このように、ここでのロイヤルティ係数は、価格と特別陳列の効果パラメータとの比較によって、価格換算尺度（あるいは、価格と特別陳列の双方によって換算した尺度）として捉えることが可能である。さらに言えば、(3)式における θ の値を β_1 および β_2 の関数として規定することによって、任意の水準の価格換算尺度としてブランド・ロイヤルティを操作的に規定することも可能である。

表1 推定結果

パラメータ	推定値	t値	p値
θ (ブランド・ロイヤルティ)	3.449	21.282	0.0000
$\beta 1$ (価格)	-7.294	-15.346	0.0000
$\beta 2$ (特別陳列)	0.855	9.032	0.0000
$\lambda 1$	-0.369	-1.678	0.0943
$\lambda 2$	-1.439	-4.974	0.0000
$\lambda 3$	-2.723	-4.793	0.0000
$\lambda 4$	-2.511	-5.601	0.0000
$\lambda 5$	-0.625	-2.784	0.0057
$\lambda 6$	0に固定	—	—
対数尤度	-1660.584		

4.3 セグメントの構成比

λ_s の値からそれぞれのセグメントの構成比を求めると表2のようになる。比較のために、分析で利用した購買履歴データから、各ブランドに対して70%ロイヤルティを有する世帯の比率をみたものが表3である。なお、ここでロイヤルティの基準として70%ロイヤルティを採用したのは、表2との比較のためである。70%ロイヤルティで比率を算出したときに、ノン・ロイヤル・セグメント（どのブランドに対する顧客シェアも70%に達しない世帯からなるセグメント）の構成比が0.388となり、表2の特売反応セグメント（ノン・ロイヤル・セグメント）の数値とほぼ等しくなる。

ブランドCについて表2と表3の数値を比較してみると、表3の数値が0.062であるのに対し、表2の数値は0.025となっている。このことは、ブランドCに関しては、購買履歴データを単純に集計するとロイヤル顧客がある程度いるようにみえるが、実際にはロイヤル顧客がごく少数しか存在しないということを示している。

4.4 セグメント内のシェア

世帯 h のセグメント s への所属ウェイト θ_s^h は、

$$\theta_s^h = \frac{\pi_s L_s^h}{\sum_z \pi_z L_z^h} \quad (7)$$

で求められる。ここで L_s^h は、世帯 h がセグメント s に（ウェイト1で）所属しているという条件のもとで、特定の購買履歴が得られる条件付き尤度である。(7)式で求めた世帯別のセグメント所属ウェイトによって各世帯の購買結果を重み付けし、各ブランドのセグメント内シェアを算出した結果が表4である。

例えば、Aロイヤル・セグメント内ではブランドAが0.769のシェアを得ており、Bロイヤル・セグメント内では、ブランドBが0.855のシェアを得て

表2 推定結果から求めた各セグメントの構成比

セグメント	構成比
Aロイヤル	0.265
Bロイヤル	0.091
Cロイヤル	0.025
Dロイヤル	0.031
Eロイヤル	0.205
特売反応	0.383
計	1.000

表3 購買データから求めた70%ロイヤルティ・セグメントの構成比

セグメント	構成比
Aロイヤル	0.217
Bロイヤル	0.109
Cロイヤル	0.062
Dロイヤル	0.012
Eロイヤル	0.211
ノンロイヤル	0.388
計	1.000

いる。このように、各ブランドはそれぞれのロイヤル・セグメントにおいて高いシェアを有しているが、その中で、ブランドDのロイヤル・セグメント内でのシェアが相対的に低くなっている。表2の結果とあわせて考えると、ブランドDの全体でのシェアの低さは、ロイヤル・セグメントのサイズが小さく、かつ、ロイヤル・セグメント内でのシェアが低いことに起因していることが分かる。

特売反応セグメント内におけるシェアを比較すると、ブランドCの値が相対的に高くなっている。先述したように、ブランドCのロイヤル・セグメントのサイズは非常に小さい。それにもかかわらず全体におけるシェアが0.134と比較的高いシェアを得ている大きな理由が、特売反応セグメントにおけるシェアの高さにあると考えられる。

表4 各ブランドのセグメント内シェア

セグメント	ブランド					計
	A	B	C	D	E	
Aロイヤル	0.769	0.098	0.078	0.007	0.048	1.000
Bロイヤル	0.040	0.855	0.023	0.035	0.048	1.000
Cロイヤル	0.086	0.070	0.765	0.009	0.070	1.000
Dロイヤル	0.024	0.127	0.079	0.572	0.197	1.000
Eロイヤル	0.056	0.008	0.018	0.006	0.912	1.000
特売反応	0.273	0.105	0.246	0.075	0.302	1.000
計	0.294	0.145	0.134	0.053	0.374	1.000

5. まとめ

本研究では、ブランド・ロイヤルティの測定とロイヤルティ・セグメンテーションのための新しいモデルを提示した。このモデルによって、対象ブランドのそれぞれに対するロイヤル・セグメントと特売反応セグメント（ノン・ロイヤル・セグメント）の全体に占める構成比を把握することができる。また、本稿では紙幅の関係で推定結果の提示と検討を割愛したが、それぞれの消費者の各セグメントへの所属ウェイトを捕捉することも可能である。上記の2点から、ブランドのロイヤルティ構造を立体的に把握することができることが本研究で提示したモデルの利点である。

本研究では、ブランド・ロイヤルティ係数 θ をブランド間で共通とした。その理由は上述した通りであるが、そのため本研究のモデルでは、ブランド力の違いに関するさまざまな要素がすべて、セグメント・サイズを規定するパラメータ λ_s に吸収されていると考えられる。このように λ_s に吸収されている、ブランド力に関するさまざまな要素を適切に切り分けて推定することを、今後の課題としたい。

参考文献

- [1] Aaker, D. A., *Managing Brand Equity*, The Free Press, 1991 (邦訳: 陶山計介・中田善啓・尾崎久仁博・小林哲訳, 『ブランド・エクイティ戦略: 競争優位をつくりだす名前, シンボル, スローガン』, ダイアモンド社, 1994年).
- [2] Kamakura W. A. and G. J. Russel, "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure", *Journal of Marketing Research*, Vol. 26, 379-390, 1989.
- [3] Bucklin R. E. and S. Gupta, "Brand Choice, Purchase Incidence, and Segmentation: An Integrated Modeling Approach", *Journal of Marketing Research*, Vol. 29, 201-215, 1992.
- [4] Bucklin R. E., S. Gupta and S. Siddarth, "Determining Segmentation in Sales Response Across Consumer Purchase Behaviors", *Journal of Marketing Research*, Vol. 35, 189-197, 1998.
- [5] Jacoby, J. and R. W. Chestnut, *Brand Loyalty: Measurement and Management*, John Wiley & Sons, 1978.
- [6] Pessemier, E. A., "A New Way to Determine Buying Decisions", *Journal of Marketing*, Vol. 24, No. 2, 41-46, 1959.
- [7] 守口剛, 「項目反応理論を用いた市場反応分析: 価格プロモーション効果とブランド選好度の測定」, 『マーケティング・サイエンス』, Vol. 2, No. 1・2, 1-14, 1993.
- [8] Guadagni, P. M. and J. D. C. Little, "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data", *Marketing Science*, Vol. 2, No. 3, 203-238, 1983.
- [9] Krishnamurthi, L. and S. P. Raj, "An Empirical Analysis of the Relationship Between Brand Loyalty and Consumer Price Elasticity", *Marketing Science*, Vol. 10, No. 2, 172-183, 1991.
- [10] Bawa, K., "Modeling Inertia and Variety Seeking Tendencies in Brand Choice Behavior", *Marketing Science*, Vol. 9, No. 3, 263-278, 1990.
- [11] 阿部誠, 「連載講座マーケティング・サイエンス2 消費者行動のモデル化: 消費者の異質性」, 『オペレーションズ・リサーチ』, Vol. 48, No. 1, 2003.