

プロダクトマップを用いた ブランド選択モデル

川端 浩之, 栗岩 寿一, 森口 剛, 中村 博, 能倉 広志, 寺崎 竜雄

2. モデルの考え方

1. はじめに

インスタントコーヒーは値引き等のセールスプロモーションが活発に行われており、データからも、多くの消費者はセールスプロモーション実施時のみに当該品を購入していることが確認された。

一方、基本的に毎日飲用するカテゴリーでもあり、そこには嗜好品の特徴である今回購入したブランドは前回購入したブランドの影響を強く受けることが推測される。すなわち、値引きの実施に刺激されてあるブランドを購入しても自己の好みに合わなければ、次回にそのブランドを再度購入する確率は低くなるであろうし、また、好みのブランドが特売されていれば家庭内在庫があっても購入する確率が高くなるであろう。

今回我々は、離散的選択モデルとして広く利用されているロジットモデル [1] をベースに、当期のセールスプロモーションの効果、及び従来のロジットモデルでは考慮されていなかった過去のブランド選択による影響を組み込んだモデルを構築した。過去のブランド選択による影響を取り込んだモデルは、従来のロジットモデルよりも統計的に当てはまりが良い結果となった。

ロジットモデルを利用し、価格やセールスプロモーションの効果进行分析しつつ市場シェアを予測した代表的な研究に Guadagni and Little [2] などがある。紙面の制約上詳細は割愛するが、彼らは購買ブランドを通常価格と値引率、プロモーションの有無、前回及び前回のプロモーション時に当該ブランドを購入したかのダミー変数 (1, 0)、ブランドロイヤルティとサイズロイヤルティ (いずれも過去の購買履歴からの平滑指数) で説明している。シェアの予測もおおよそ良好であった。

彼らも、過去2回のプロモーション時点にて、今回購入したブランドを購入しているかどうかを取り込んでいるが、結果としてさほどの影響は出なかった。我々は、今回の購買ブランドと過去の購買ブランドの関係に焦点をあて、必ずしも同じブランドの購買に拘らないこととした。すなわち、前回はAブランドを購入した消費者がインスタントコーヒーの購買を決めて来店したとしよう。店内ではBブランドとCブランドの特売があり、Aブランドはなかったとする。さらに、Bブランドは比較的Aブランドと似た味、似た製法であるとするならば、この消費者はBブランドを購入することが容易に想像されてこよう。また、仮にAブランドが通常売価であったとしても、Bブランドを選択するかも知れない (その場合はプロモーションの影響が強い場合であり、それでもCブランドの購買確率は低いであろう)。このように、過去の選択行動からの情報は何らかの影響を今回の選択行動に与えていそうである。

我々は、過去の選択行動は今回の購買ブランドに何らかの影響を与えると仮定し、前回の購買ブランドとの関係をプロダクトマップから導き出されたブランド

かわばた ひろゆき, くりいわ じゅいち サッポロ
ビール (株) 〒188 渋谷区恵比寿 4-20-1
もりぐち たけし, なかむら ひろし (財) 流通経
済研究所 〒141 品川区西五反田 7-23-1
くまくら ひろし (株) 東急エージェンシー
〒107 港区赤坂 4-8-18
てらさき たつお (財) 日本交通公社
〒100 千代田区丸の内 1-6-4

間の距離(類似性の尺度), すなわち, 過去の選択行動から受ける影響としてロジットモデルに組み込むこととした。つまり, 今回購買したブランドから得る効用は, 当該ブランド固有の魅力度, 当期のセールスプロモーションの効果, そして過去の選択行動から受ける影響といった3つの要素から成り立つものとした。これにより, ブランドロイヤルティ, プロモーションの効果, 各ブランド間の関係が把握でき, 効果的なプロモーション計画, 市場構造・競合構造の認知といったマーケティング者に対する実務的示唆を与えることが可能となる [3]。

3. モデル式

個人 j が t 期にブランド i を購買することによって得られる効用を U_{ijt} とする。また, 1 購買機会に 1 ブランドを 1 単位購買すると仮定する。

$$U_{ijt} = V_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

V_{ijt} は観測可能な確定的効用, ε_{ijt} を誤差項とする。 ε_{ijt} に独立で同一な第 1 種極値分布を仮定すると, ブランド i の選択確率は

$$P_{ijt} = \frac{\exp\{V_{ijt}\}}{\sum_i \exp\{V_{ijt}\}} \quad (2)$$

となる。さらに, 確定的効用 V_{ijt} を次式で表すことにする。

$$\begin{aligned} V_{ijt} = & \alpha_i \\ & + \beta_1 \times \text{price}_{ijt} \\ & + \beta_2 \times \text{end}_{ijt} \\ & + \beta_3 \times \text{fly}_{ijt} \\ & + \beta_4 \times \text{disx}_{ijt} \\ & + \beta_5 \times \text{disy}_{ijt} \\ & + \beta_6 \times \text{repeat}_{ijt} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで,

price: 各購買時点における各ブランドの価格掛け率
 end: 各購買時点における各ブランドのエンド有無
 fly: 各購買時点における各ブランドのチラシ有無
 また, ブランド間の関係を把握するためにプロダクトマップを作成し, 前回購買ブランドと今回購買したブランドの距離を第 1 軸上 (disx), 第 2 軸上 (disy) で表すこととする。さらに, 前回と今回が同じブランドの場合 (リピート), 各軸上の距離が 0 となることへの

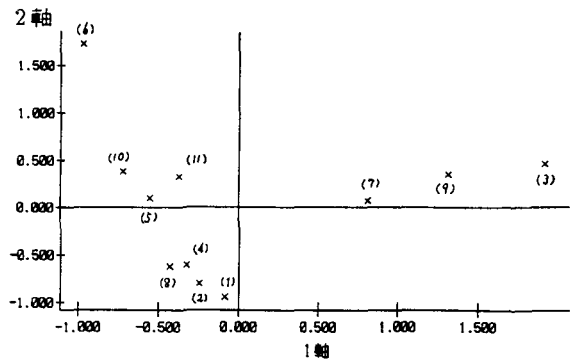


図 1: プロダクトマップ

対応のため repeat という変数で対応することとする。

$\alpha_i, \beta_1 \sim \beta_6$ はパラメータであり,

$\alpha_{11} = 0$ (その他ブランドは便宜的に 0 とする)

$\beta_1, \beta_4, \beta_5 < 0$

$\beta_2, \beta_3, \beta_6 > 0$

であることが想定される。

パラメータ数は 17 個, 推定すべきパラメータは 16 個である ($\alpha_{11} = 0$ で固定)。すなわち, 購買ブランド固有の魅力度が α_i , プロモーション効果が $\beta_1 \sim \beta_3$, 過去の選択行動の影響が $\beta_4 \sim \beta_6$ で把握できることになる。

4. プロダクトマップの作成

期間中におけるパネラー別の各ブランドの購買頻度を変数とし, コレスポネンス分析 (質的データの正準相関分析で, SAS の CORRESP プロシジャを使用) を行った。各軸のブランドスコアから距離を求めている。尚, 解釈が容易となるように 2 次元で行っており, また全パネラーに共通なプロダクトマップとすることにより, 同じパネラーに買われ易いブランドが近くに布置されることになる。図 1 が作成されたプロダクトマップである。寄与率は 1 軸で 17%, 2 軸で 16% であった。ブランドナンバーとブランド名は次頁のとおりである。

表 1 はコレスポネンス分析から得られたスコアから算出した各ブランド間のユークリッド距離である。また, 表 2 は前回, 今回のブランドスイッチング行列である。興味深いのはブランド間の距離がスイッチング行列と類似している点である。すなわち, 確率が

1	ネスカフェGB150g
2	ネスカフェGB100g
3	ネスカフェエクセラ 250g
4	AGF マキシム 100g
5	AGF マキシム 2 カップコーヒー
6	ネスカフェカプチーノ 10g×8P
7	AGF プレンディ250g
8	UCC ザ・ブランド 144/100g
9	ネスカフェエクセラ 150g
10	AGF マキシム 30g
11	その他

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.000	0.045	1.653	0.069	6.488	0.735	0.552	0.146	1.051	0.430	0.082
2	0.045	0.000	1.608	0.024	6.443	0.690	0.507	0.101	1.006	0.385	0.037
3	1.653	1.608	0.000	1.584	4.835	0.918	1.101	1.507	0.602	1.223	1.571
4	0.069	0.024	1.584	0.000	6.419	0.667	0.483	0.078	0.982	0.362	0.013
5	6.488	6.443	4.835	6.419	0.000	5.753	5.936	6.342	5.437	6.058	6.406
6	0.735	0.690	0.918	0.667	5.753	0.000	0.183	0.589	0.316	0.305	0.653
7	0.552	0.507	1.101	0.483	5.936	0.183	0.000	0.406	0.499	0.122	0.470
8	0.146	0.101	1.507	0.078	6.342	0.589	0.406	0.000	0.905	0.284	0.064
9	1.051	1.006	0.602	0.982	5.437	0.316	0.499	0.905	0.000	0.621	0.969
10	0.430	0.385	1.223	0.362	6.058	0.305	0.122	0.284	0.621	0.000	0.348
11	0.082	0.037	1.571	0.013	6.406	0.653	0.470	0.064	0.969	0.348	0.000

表 1: 各ブランド間の距離

きいセルでは距離は短くなっている。この点は今後の検討課題である。

5. パラメータの推定

パラメータの推定を最尤法で行った。(2)式の尤度関数Lは、

$$L = \prod_i \prod_j \prod_t (P_{ijt})^{b_{ijt}} \quad (4)$$

ここで、 b_{ijt} は各ブランドを購入したかどうかの判定フラグ(1,0)である。また、対数尤度関数LLは、

$$LL = \sum_i \sum_j \sum_t b_{ijt} \log P_{ijt} \quad (5)$$

で表される。従って(5)式が最大になるようにパラメータを推定すればよい。推定にはSASのNLPプロシジャを利用した。結果は次の通りである(表3)。

モデル1はプロモーション効果の他に、前回の選択行動の影響を取り込んだモデルであり、モデル2はそれをはずしたモデルである。AICの値がモデル1の方が小さく、過去の選択行動の影響を取り込んだモデルの方が、統計的には当てはまりの良いことが確認でき

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.408	0.227	0.056	0.077	0.003	0.019	0.035	0.020	0.017	0.009	0.129
2	0.255	0.271	0.040	0.188	0.000	0.038	0.011	0.020	0.011	0.011	0.154
3	0.087	0.043	0.563	0.027	0.004	0.016	0.062	0.006	0.091	0.004	0.097
4	0.157	0.172	0.028	0.301	0.004	0.030	0.017	0.051	0.019	0.017	0.204
5	0.029	0.014	0.000	0.014	0.565	0.014	0.014	0.043	0.000	0.029	0.275
6	0.038	0.045	0.021	0.038	0.000	0.567	0.005	0.002	0.007	0.017	0.260
7	0.109	0.051	0.199	0.058	0.000	0.022	0.304	0.014	0.011	0.004	0.228
8	0.098	0.135	0.005	0.212	0.005	0.000	0.026	0.187	0.016	0.016	0.301
9	0.062	0.037	0.290	0.043	0.006	0.025	0.025	0.006	0.315	0.019	0.173
10	0.015	0.052	0.030	0.119	0.015	0.059	0.007	0.044	0.000	0.378	0.281
11	0.071	0.065	0.039	0.078	0.011	0.072	0.042	0.033	0.018	0.023	0.549

表 2: スイッチング行列

る。また、いずれのモデルも価格プロモーションの影響を強く受けていることが分かる。

6. ブランドシェアの予測

93年度のデータから推定されたパラメータを使用して、94年度7月までのブランドシェアを予測することとした。購買時点ごとに P_{ijt} を算出し、その結果から案分した値を*i*ブランドのシェア S_i とする。すなわち、

$$S_i = \frac{\sum_j \sum_t P_{ijt}}{\sum_j \sum_t P_{ijt}} \quad (6)$$

また、各ブランドの予測シェアは、先のモデル1について2方式の方法、及びモデル2に基づく方式と合計3方式にて実施した。

- (1) モデル1a:各購買時点におけるプロモーション効果パラメータ、及び前回購買したブランドとの距離算出のための前回ブランドは実現値を使用する。
- (2) モデル1b:(1)と同様。ただし、前回購買ブランドは予測から得られたブランドを使用する。
- (3) モデル2:プロモーション効果パラメータのみ使用し、前回購買ブランド情報は使用しない。

予測の結果、タイトルの不一致係数の値が小さかったのはモデル2であった。先の分析からモデル自体の統計的な当てはまりは、前回の購買ブランドの影響を取り入れたモデル1が優れていたものの、予測精度は劣

パラメータ	モデル1	モデル2
α_1	0.15	-0.05
α_2	0.28	0.08
α_3	-0.05	-0.67
α_4	-0.89	-1.05
α_5	0.14	-0.29
α_6	1.47	0.84
α_7	-1.42	-1.86
α_8	-1.25	-1.56
α_9	-0.25	-0.95
α_{10}	-0.81	0.35
α_{11}	0.00	0.00
β_1 (価格)	-8.99	-8.88
β_2 (エンド)	0.96	0.87
β_3 (チラシ)	0.68	0.55
β_4 (前回距離)	-0.73	
β_5 (前回距離)	-0.58	
β_6 (リピート)	0.68	
AIC	12862	16036

表 3: 推定されたパラメータ値

ブランド	実現値	モデル 1a	モデル 1b	モデル 2
1	14.9	15.7	17.6	15.9
2	11.5	15.1	18.1	15.1
3	10.1	9.5	6.9	9.2
4	9.2	10.8	10.9	10.6
5	0.2	1.2	1.1	1.1
6	8.6	8.4	6.6	7.9
7	4.3	2.7	2.0	2.9
8	2.6	2.8	3.1	2.8
9	5.4	4.7	3.1	4.4
10	1.4	2.2	1.9	2.1
不一致係数		0.084	0.115	0.074

表 4: ブランドシェアの予測結果 (単位%)

るといった逆転現象が起こっている。その原因の一つとしては、異なる(遠くに布置される)ブランドにスイッチするパネラーと、類似した(近くに布置される)ブ

ランドにスイッチするパネラーがいるが、これらをまとめてパラメータの推定を行ったことが考えられる。そこで、パネラーのクラスタリングを行って、クラスター毎にパラメータの推定を行う必要がある。

7. まとめと今後の課題

従来の、セールスプロモーション効果を扱ったロジットモデルに、プロダクトマップから測定された前回のブランド選択行動から受ける影響を組み込んだモデルの構築を行った。モデルの統計的な当てはまりは向上したものの、予測精度の向上は見られなかった。しかし、パネルのクラスタリングを行うことにより向上する可能性があると思われる。

また、データを詳細に見ると、一時的にブランドをスイッチするが、しばらくして元のブランドに戻るパネラーが多く観察されたので、これらに対応するために、前回以前の選択行動から受ける影響をも加味したモデルにすることが必要であり、今後の課題としたい。

参考文献

- [1] 片平秀貴: マーケティング・サイエンス, 東京大学出版会, 1987.
- [2] Guadagni and Little, A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data, *Marketing Science*, 1983.
また、プロモーションとブランドシェアの動きを動的に捉えたものとして、Carpenter and Lehmann, A Model of Marketing Mix, Brand Switching, and Competition, *Journal of Marketing Research*, Aug 1985.
- [3] プロモーションの理論や分析手法等, 実務家にも分かりやすく解説したものとして、恩蔵直人, 守口剛: セールスプロモーション, 同文館, 1994.