

ネットワーク流量推定による ブランド購買パターンからの知識発見

羽室 行信, 加藤 直樹

1. はじめに

企業のマーケティング活動において、自社ブランドに対する顧客の忠誠度を高めることは、安定した売上げと利益をもたらす、さらにはマーケティングコストの引き下げにも貢献すると言われており[1]、非常に重要なテーマと認識されている。一方で近年、小売店においては顧客の詳細な購買履歴データの蓄積が可能となっている。これらのデータを活用することによって、ブランド間の競合関係を把握し、顧客のブランド忠誠度を高めるためのマーケティングアクションを効果的にサポートすることが期待される。

そこで本稿では、時間の推移に伴って顧客の購買行動がどのように変化するか注目する。時間の推移に伴い、例えば、競合店を含めて様々なマーケティングアクション（価格変更など）が日々実行され、また季節の変化に伴い商品の消費量に変動が生じる。そこで、これらの時間の推移に伴った変化により、顧客のブランド選択がどのように変化するかを定量的に把握するための手法を提案する。

単純に顧客全体のブランドシェアの推移を見るだけでは、個々の顧客の購買情報が失われてしまう。そこで、時間の推移に伴い変化する顧客のブランド別購買数量に注目する。そして、その購買数量の変化をネットワーク流として表現し、顧客がどのブランドからどのブランドにどの程度流れていったかを推定する。そして、全顧客のネットワーク流を考慮に入れ、平均的な顧客についてのブランド「流出入確率」を推定する手法を提案する。ブランド流出入確率とは、あるブラ

ンドを購入していた顧客が、時間の推移に伴い、他のブランドにどの程度の確率で流れるかを示したものである。さらにこの流出入確率を利用することにより、顧客の各ブランドに対する忠誠度、またブランド間の競合度を測定する手法についても提案する。

そしてこれらの手法を、あるスーパーマーケットから提供されたID付きPOSデータ¹に適用する。商品カテゴリとして粉末洗濯洗剤に焦点をあてて分析を進めていき、提案する手法の有効性を検証していく。

2. ネットワーク流量の推定手法²

2.1 顧客別ブランド間流量

ある商品カテゴリにおけるブランド集合を $B = \{0, 1, 2, \dots, m\}$ とする。ただしブランド0は、次節で述べるように特別な意味を持つ。ある期 t において顧客 $i = \{1, 2, \dots, n\}$ が購買したブランド $j \in B$ の購買数量を $a_t^i(j)$ とする。ここで連続する二つの期 t_1, t_2 における全顧客の各ブランドの購買数量が与えられたとき、平均的な顧客が期 t_1 から t_2 においてブランド j から k へどの程度流れたかに関する流出入確率 $p(j, k)$ を推定する問題を考える。流出入確率を求めることにより、「期 t_1 でブランド j を購入していた顧客は、 $p(j, k)$ の確率で期 t_2 でブランド k を購入する」といったルールを得ることができ、ブランド選択に関する有用な知識の獲得が期待できる。

ここでまず、顧客 i が期 t_1, t_2 に購買した総数量 $a_{t_1}^i, a_{t_2}^i$ が等しいケースについて考えてみる。図1に例示されるように、期とブランドのペアで表される節点（節点内の数字は購買数量を表す）と、相続く期の節点間に枝集合を持つ有向グラフを考え、各節点の流量が既知のときの各枝を流れる流量 $f_t(j, k)$ を推定す

はむろ ゆきのぶ
大阪産業大学 経営学部
〒574-8530 大東市中垣内3-1-1
かとう なおき
京都大学 大学院工学研究科建築学専攻
〒615-8510 京都市西京区京都大学桂
受付 04.7.29 採択 04.9.5

¹ 日本マーケティングサイエンス学会 ID 付き POS データ活用研究会平成15年度データ解析コンペティションより提供されたデータを用いた。

² 文献[3]の研究に基づき発展させたものである。

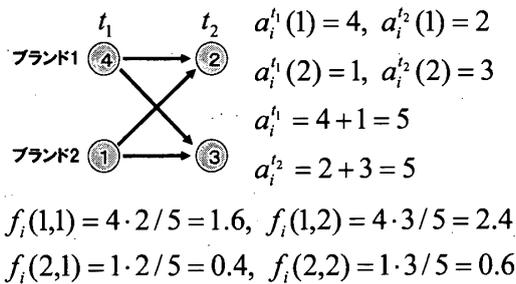


図1 ネットワーク流量の推定問題

る。

流量をどのように推定するかについての合理的な方法はないが、ここでは流量 $f_i(j, k)$ は、 t_1 におけるブランド j の購買数量が t_2 における各節点を通過する流量の割合に従って流れると定義し、

$$f_i(j, k) = a_i^{t_1}(j) \frac{a_i^{t_2}(k)}{a_i^{t_2}} \quad (1)$$

で求める。

式(1)で表される流量の含意は次のとおりである。例えば、図1の期 t_1 において4回の購入機会ブランド1を購入したが、期 t_2 においても同様に4回の購入機会があったと仮定すると、1.6回はブランド1の購入のために、2.4回はブランド2の購入のために費やされることが期待され、この顧客は t_1 におけるブランド1に費やされていた4回の購入機会のうち60%の2.4回が t_2 においてはブランド2に流れたと解釈できる。

2.2 各期の総購入個数が異なるケースの扱い

次に、図2(a)に例示するような $a_i^{t_1} \neq a_i^{t_2}$ であるケースについて考える。対象とする期によって商品の消費量に変化が生じることは一般的である。変化の理由としては、他店での購買や季節的な消費量の変化、お中元お歳暮などの祭事による一時的な購買量の増加などが考えられる。

$a_i^{t_1} < a_i^{t_2}$ の場合、その差である $a_i^{t_2} - a_i^{t_1}$ は、上記のような理由で生じた購買量の変化を表している。ここで、この変化量を期 t_2 において「ブランド $0 \in B$ 」を購入したものとして考える。ブランド0の購買数量 $a_i^{t_2}(0)$ は次の式で求められる。

$$a_i^{t_2}(0) = \begin{cases} a_i^{t_2} - a_i^{t_1}, & \text{if } a_i^{t_1} < a_i^{t_2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$a_i^{t_1}(0) = \begin{cases} 0 & \text{if } a_i^{t_1} < a_i^{t_2} \\ a_i^{t_1} - a_i^{t_2}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$a_i^{t_2}(0)$ を導入することにより、流量の計算は $a_i^{t_1} = a_i^{t_2}$ のケースと同様に扱うことが可能となる (図2(b)に例

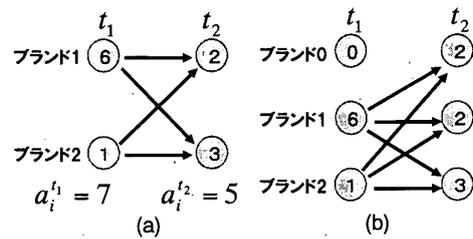
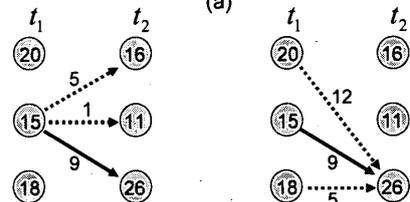
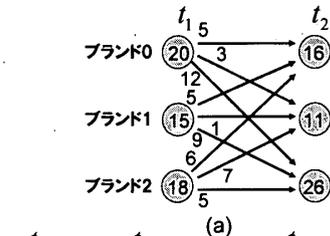


図2 期の合計購買数量が異なるケース



$$p^{out}(1,2) = \frac{9}{15} = 0.60 \quad p^{in}(1,2) = \frac{9}{26} = 0.35$$

図3 流出確率と流入確率

示)。

2.3 流量サポートと流出入確率

以上のようにして求めた各顧客のブランド間流量から全体としてのブランド間流量の傾向を見るための指標として、流出入確率と流量サポートを定義する。

まず、全顧客の各ブランド間の流量合計は

$$f(j, k) = \sum_k f_i(j, k) \quad (3)$$

で求められる (図3(a))。このブランド間流量を、 k に関して合計すれば、期 t_1 におけるブランド j の総購入数量 $a_i^{t_1}(j)$ となり、 j に関して合計すれば、期 t_2 におけるブランド k の総購入数量 $a_i^{t_2}(k)$ となる。さらに k, j に関して合計すれば、全ブランドの総購入数量 a となる。

$$a_i^{t_1}(j) = \sum_k f(j, k) \quad (4)$$

$$a_i^{t_2}(k) = \sum_j f(j, k) \quad (5)$$

$$a = \sum_k \sum_j f(j, k) \quad (6)$$

ここで、 t_1 におけるブランド j から t_2 におけるブランド k への流出確率 $p^{out}(j, k)$ (図3(b))、また t_2 におけるブランド k に対する、 t_1 におけるブランド j からの流入確率 $p^{in}(j, k)$ (図3(c)) を次のように定義する。

$$p^{out}(j, k) = \frac{f(j, k)}{\sum_{k=0}^m f(j, k)} = \frac{f(j, k)}{a_i^{t_1}(j)} \quad (7)$$

$$p^{in}(j, k) = \frac{f(j, k)}{\sum_{j=0}^m f(j, k)} = \frac{f(j, k)}{a^{t_2}(k)} \quad (8)$$

式(1), (3)より,

$$p^{out}(j, k) = \frac{\sum_i (a_i^{t_1}(j) \cdot a_i^{t_2}(k) / a_i^{t_2})}{\sum_i a_i^{t_1}(j)} \quad (9)$$

$$p^{in}(j, k) = \frac{\sum_i (a_i^{t_2}(k) \cdot a_i^{t_1}(j) / a_i^{t_1})}{\sum_i a_i^{t_2}(k)} \quad (10)$$

となる。

流出入確率は、次に示す別の観点からも導出可能である。顧客 i のブランド j から k への流出確率 $p_i^{out}(j, k)$ は、ブランド j の購入数量に関係なく t_2 におけるブランド k の購入割合 $a_i^{t_2}(k)/a_i^{t_2}$ として考え、平均的な顧客の流出確率を式(10)の解 x として定義する。

$$\text{minimize } \sum_i a_i^{t_1}(j) (p_i(j, k) - x)^2 \quad (11)$$

この式の含意は次の通りである。平均的な顧客の流出確率を各顧客の流出確率からの差の重み付き二乗和を最小化するような値として求める。ブランド j の購入数量を重みとして利用するため、期 t_1 にブランド j を多く購入した顧客の購買行動が強く反映されるように計算される。

式(11)における最適解は、式(11)を微分することによって得られる方程式(12)を解くことによって求められる。

$$2x \sum_i a_i^{t_1}(j) - 2 \sum_i a_i^{t_1}(j) p_i(j, k) = 0 \quad (12)$$

変形すると式(9)に示される流出確率が求められる（流入確率についても同様の手順で式(10)が求められる）。

次に、全流量に対する各枝の流量の割合を流量サポートと呼び、次のように定義する。

$$\text{support}(j, k) = \frac{f(j, k)}{\sum_j \sum_k f(j, k)} = \frac{f(j, k)}{a} \quad (13)$$

流出入確率が高くても、流量サポートが低ければ経営的に重要とは言えない。

6. 洗濯洗剤におけるケーススタディ

前節にて示した流出入確率および流量サポートを利用して、スーパーマーケットにおける粉末洗濯洗剤のブランドに関する分析を進めていく。今回利用したデータは、2001年7月から2003年6月までの2年間のID付POSデータである。ただし、このデータには複数店舗のデータが混在しており、店を特定できるIDが含まれていない。また洗濯洗剤を含め五つのカテゴリのデータのみ含まれている。

このようなデータから粉末洗濯洗剤のトランザクションのみを抜き出し利用した。そのトランザクション件数は約15万件、顧客数は約5万人である。

3.1 洗濯洗剤市場に関する基礎分析

粉末洗濯洗剤は1990年代からコンパクトタイプの普及により順調に売上げを伸ばし、途中、液体洗剤にシェアを奪われながらも、最近では漂白剤や柔軟剤などが配合された高機能商品が開発され、再び売上げを伸ばしている。このような中、日本における洗濯洗剤は花王、ライオン、P&Gの3社で90%以上の市場占有率に達しており、これら3社間のしのぎを削る競争が展開されている[4]。

今回利用したデータには、ブランドを識別するコードが含まれておらず、価格や内容量などの商品情報から推測し8ブランドを識別した。そのうち二つのブランドには、明らかに価格帯の異なる商品が含まれており、それぞれ別ブランドとして扱うことにした。これらの計10ブランドについて、本稿で利用する記号および分類を表1に示す。

次の分析では、メーカーT社の立場をとり、T社のブランドT1, T2, D1についての知見を得ることを目的とする。

図4は粉末洗濯洗剤の売上数量の推移、およびこのスーパーに来店した顧客延べ数³を月別で示している。洗剤の売上数量は月によって変動が激しいが、来店顧客数との関連で見ると、最後の4か月を除きおおむね連動しており（二変量間の相関係数：0.65）、また特に大きな季節変動もなさそうである。最後の4か月の

表1 ブランドの記号と分類

メーカー	主要ブランド	高機能ブランド	低価格ブランド
A社	A1		N1, S
T社	T1	T2	D1
R社	R1	R2, B1	
X社	X		

※同一行は同一メーカーと推測される。

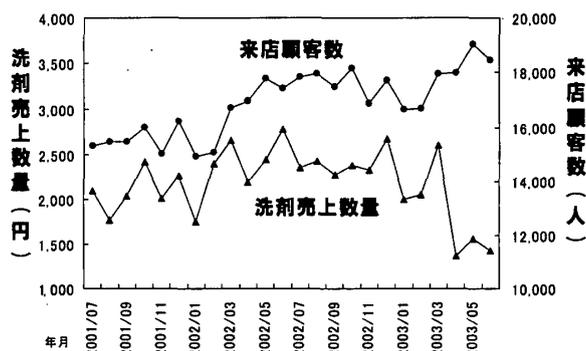


図4 洗剤の売上推移と来店顧客数推移

³ 来店顧客数は洗濯洗剤を含む5カテゴリのデータより求めた。

洗剤の落ち込みは、このスーパーで販売方法を大きく変更したことによる影響と推測できる。

次に、図5は全10ブランドの月別平均単価の推移を示している⁴。X1を除き、月による変動は激しいが、おおまかに $X1 < S1 < D1 \approx N1 < A1 \approx T1 \approx R2 < B1 < T2 < R1$ の関係が認められる。X1は低価格でほとんど変動がなく、このスーパーのストアブランドではないかと推測できる。

最後の4か月を見ると、T1とD1の価格が大幅に上昇しており、また最後の1か月でT2の価格が大幅に下降し、B1の価格が上昇している。その結果、ブランド間の価格の関係が、 $X1 < S1 < N1 < A1 \approx D1 \approx B1 \approx T2 \approx T1 < R2 < R1$ と変化している。

これらの価格変動を考慮に入れ、次にブランドシェアの推移を見てみる(図6)。月による変動はあるが、いずれのブランドシェアも、最後の4か月を除きおおむね一定である。T2、R2、B1は期間の途中で新発売になったものと推測される。最後の4か月においては、T1、D1の価格上昇とあいまってシェアは下降しており、相対的に安くなったN1、T2がシェアを

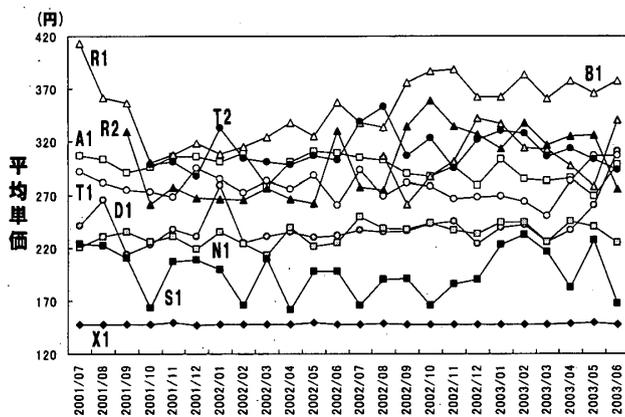


図5 10ブランドの単価推移

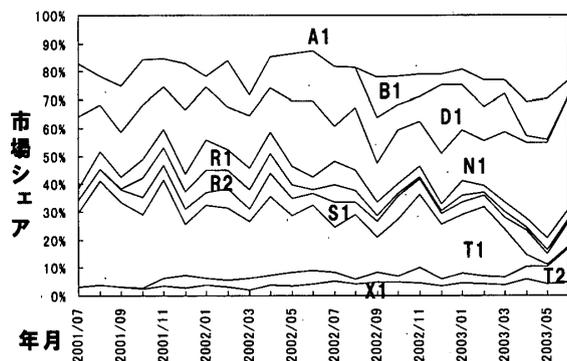


図6 ブランド数量シェア

⁴ 単価は、ブランドや商品により容量が異なるため、1kgあたりの単価を利用している。

伸ばしている。

3.2 ブランド流量分析

以上見てきた基礎分析を考慮に入れ、節2で示したブランド流量推定手法を適用する。次では、ブランドシェアの変動が激しい2003年3月から6月までの4か月を除いた20か月の期間を2か月ごとの10期に分割したデータに基づき分析を進めていく。

3.2.1 ブランド流入流出確率の算出

まず各期間の流量サポートおよび流入流出確率を求めた。一例として、表2にブランドT1からその他9ブランドおよびブランド0への流量 $f(T1, k)$ 、流出確率 $p^{out}(T1, k)$ 、流入確率 $p^{in}(T1, k)$ そして流量サポート $support(T1, k)$ を示している。

例えば、T1からA1への流出量は49.7個と推定され(流量)、A1への流出確率は4.4%で、A1からの流入確率は5.8%、流量サポートは0.74%である。表2を見て分かるようにブランド0および同一ブランドT1との流入流出確率が、他の流入流出確率に比べて極めて高いことが観察される。

同一ブランドへの流入流出確率が高いということは、そのブランドに対する忠誠度の高い顧客が多いと考えられる。そこで次にブランド忠誠度の測定法を定義し、各ブランドの忠誠度を比較する。

3.2.2 ブランド忠誠度

忠誠度を測定するブランド j についての流出確率 $p^{out}(j, k)$ および流入確率 $p^{in}(k, j)$ を考えると、 $j=k$ のとき、その k を同一ブランド(ブランドの記号名もしくは記号「同」で表す)と呼ぶことにする。また、ブランド0と同一ブランド以外のすべてのブランド k を同じグループのブランドとして扱い他ブランド(記号「他」で表す)と呼ぶことにする。

次に、ブランド集合 {同, 他, 0} についての $p^{out}(j, k)$ と $p^{in}(k, j)$ を比較することによってブランド忠誠

表2 T1に関する9期から10期への流量

ブランド(k)	流量	流出確率	流入確率	流量サポート
0	619.2	54.4%	23.4%	9.28%
A1	49.7	4.4%	5.8%	0.74%
B1	19.3	1.7%	6.4%	0.29%
D1	67.4	5.9%	11.7%	1.01%
N1	65.6	5.8%	9.5%	0.98%
R1	8.9	0.8%	5.6%	0.13%
R2	6.8	0.6%	10.0%	0.10%
S1	5.2	0.5%	3.0%	0.08%
T1	279.9	24.6%	30.0%	4.20%
T2	12.4	1.1%	10.4%	0.19%
X1	4.5	0.4%	2.5%	0.07%

度を定義していく。ここで、 j を対象ブランド、 k を参照ブランドと呼ぶことにする。

図7は対象ブランドT1について、他ブランドへの流出確率と他ブランドからの流入確率をそれぞれ図解している。 $p^{out}(T1, 他) > p^{in}(他, T1)$ の時、T1のシェアが期 t_1 と t_2 において同程度であれば、T1から他ブランドへの流出量が、他ブランドからT1への流入量を上回り、結果としてT1のシェアが減ることとなる。

図8は各ブランド(A1~X1の10ブランド)をそれぞれ対象ブランドとしたときのブランド0, 他ブランド, 同一ブランドへの流出入確率に関する散布図を示している。それぞれの散布図のX軸は流出確率, Y軸は流入確率である。黒丸はブランド0, 灰丸は他ブランド, 白丸は同一ブランドを表しており、それぞれ10期の間の値(9点)がプロットされている(B1, R2, T2は、期間の途中で新発売されたと考えられ、プロット数も少ない)。

ブランド0(黒丸)はいずれの散布図においても右上に固まって位置しており、ブランド0との流出入確率がいずれのブランドにおいても高いことが分かる。他ブランドと同一ブランドとの関係はブランドによっ

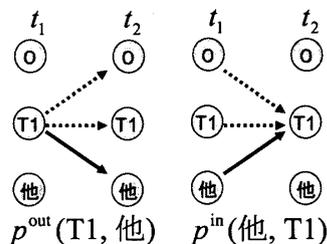


図7 二つのブランド間の流出確率と流入確率

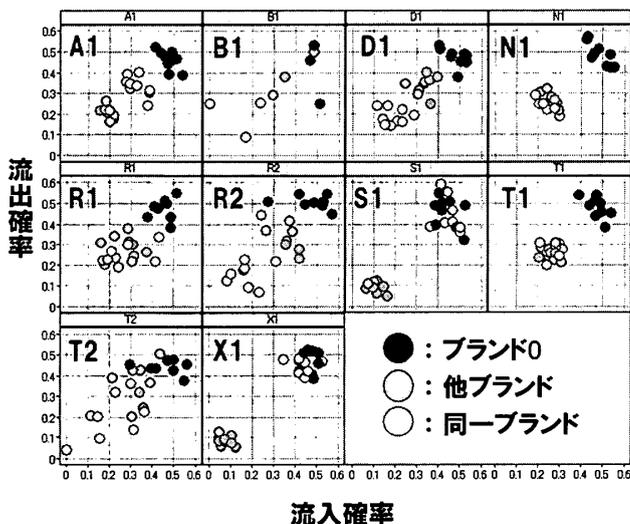


図8 ブランド流出入確率

て異なり、例えばS1, X1, A1は、他ブランドとの流出入が少なく、同一ブランド間の流出入が多い。すなわち忠誠度が高いブランドであるといえる。D1, R2, T2は逆に同一ブランドへの流出入が比較的低く、忠誠度が低いブランドであるといえる。

そこで、同一ブランド(白丸)の9点を一つのクラスターと考え、その重心を代表点とし、原点からその代表点までの距離をブランド忠誠度として定義することにする。

ブランド忠誠度と平均単価をそれぞれX軸, Y軸として全ブランドをポジショニングした(図9)。

S1, X1は他のブランドに比べかなり低い単価設定になっており、そのためかブランド忠誠度も群を抜いて高いことが分かる。またN1, D1およびA1, T1, R2の同一価格帯のブランドを見ても、それらのブランド忠誠度には違いがある。A社のA1, N1, そしてT社のT1, D1を比較すると、T社のいずれのブランドもA社のブランドより忠誠度において劣っていることが分かる。

以上のことよりT社のブランドについて次のようなことが分かる。

知見1) すべてのブランドにおいて言えることであるが、ブランド0に対する流出入確率が極めて高い。

知見2) T1, D1の忠誠度はライバルメーカーのA1, N1と比較して低い。

3.2.3 ブランド競合度

次に、前節と同様の手法をその他ブランドに含まれる8ブランドについて適用する。前節では同一ブランドの流出入確率の高さで忠誠度を定義づけたが、ここでは他ブランドとの流出入確率に注目する。他ブラン

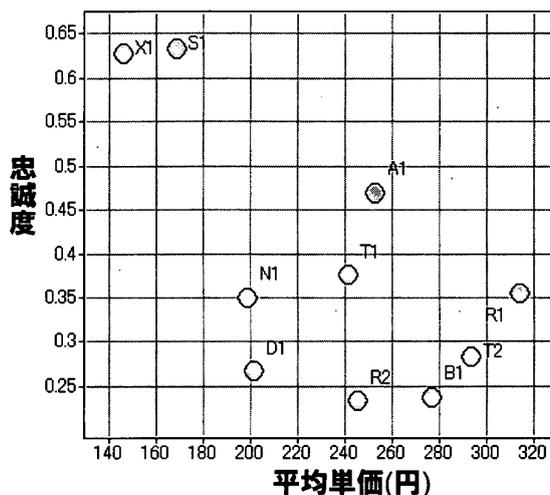


図9 平均単価とブランド忠誠度

ドとの流出入確率が高いということは、それだけ代替品として利用されやすいことを意味しており、競合の強さを示しているといえる。そこで、他ブランドとの流出入確率の高さを、ここではブランド競合度と呼ぶことにする。

図10に図8と同様に、各ブランドについての流出入確率をプロットしている。ただし、各点は9期を一つのクラスタとしたときの重心点を表している。

原点から離れるほど競合度が高いことを意味している。このような図を用いることにより、ブランド間の競合度を一瞥して理解することが可能となる。

図10より、T社のブランドD1, T1, T2について次のようなことが分かる。

知見3) T2は同じメーカーのT1との競合度が非常に高い。

知見4) D1はT1, N1との競合度が非常に高い。

知見5) T1は、すべてのブランドに対して、平

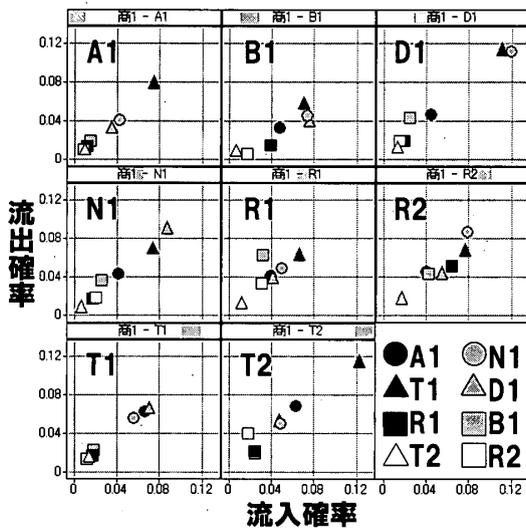


図10 ブランド競合度

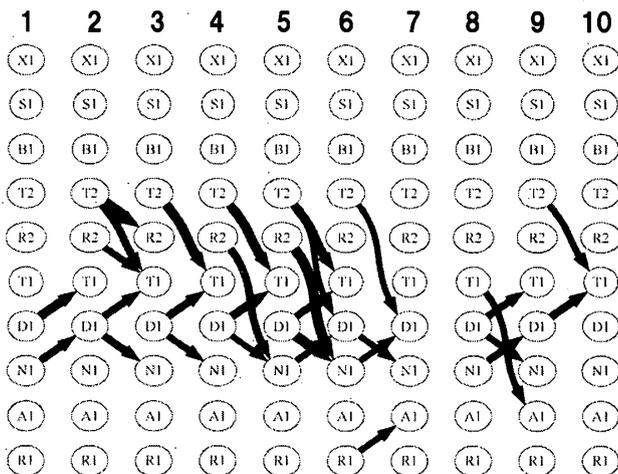


図11 時系列でみたブランド流出確率

均的に競合度が高い。

3.2.4 時系列でみたブランド流出確率

次に、ブランド間の流出入の動きを時系列で見たい。図11は相続く各期の各ブランド間流出確率を矢印の太さとして表している。ここでは流出確率が0.1以上の線のみ表示している。

前節での結果からも導かれることであるが、忠誠度の高いX1, S1, A1などのブランドからは矢印が出ておらず、忠誠度の低いブランド間に矢印が多い。

図8にも示されているが、他ブランドとの流出確率は期によって大きく変動しているブランドもある。そこで、次に期によるこれらの変動が単価の変動によってどの程度説明可能かを調べていくことにする。

3.3 ブランド流出入確率と平均単価の関係

対象ブランド j の参照ブランド k に対する流出入確率の差を流入確率ゲイン $g(j, k)$ と呼び、次のように定義する。

$$g(j, k) = p^{in}(j, k) - p^{out}(j, k) \quad (14)$$

流入確率ゲインが大きいほどブランド k からブランド j に流れる確率が高くなる。

次に価格について考える。期 t でのブランド j の単価を $s_t(j)$ で表す。対象ブランド j と参照ブランド k について、相続く二つの期 t_1 から t_2 で単価がどのように変動したかについて考える。対象ブランド j の単価が期 t_1 から t_2 にかけてどの程度下がったか、その下落幅を $\Delta s(j) = s_{t_1}(j) - s_{t_2}(j)$ とし、参照ブランド k の単価下落幅を $\Delta s(k) = s_{t_1}(k) - s_{t_2}(k)$ とする。このとき、参照ブランドの単価下げ幅に対して対象ブランドの単価下げ幅の大きさを示す相対単価下げ幅 $\Delta s(j, k)$ を次のように定義する。

$$\Delta s(j, k) = \Delta s(j) - \Delta s(k) \quad (15)$$

図12に相対単価下げ幅の計算例を示す。対象ブランド j の単価下げ幅が参照ブランド k の下げ幅より大きければ、相対単価下げ幅の値も大きくなる。

以上に示した流入確率ゲインと相対単価下げ幅との相関を見てみる。図13では、対象ブランドをD1,

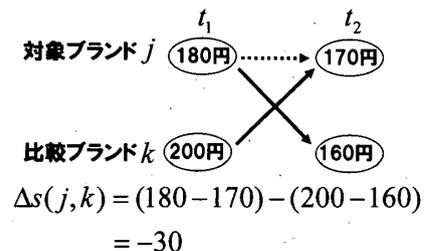


図12 価格変動の計算例

参照ブランドをN1として、流入確率ゲインをX軸に、相対単価下げ幅をY軸にとり、10期の間の値(9点)をプロットしている。D1はN1に対して価格を下げれば下げるほどN1からの流入確率が高くなる傾向にあることが分かる。

次に各ブランド間の流入確率ゲインと相対単価下げ幅との相関係数を求めた結果を表3に示している。各行は対象ブランドを示し、各列は参照ブランドを示している。また各セルの上段は相関係数を、下段は流量サポート(%)を示している。X1, S1は他ブランドとの流出入が少ないために省いている。また、B1は観測データ数が少ないために省いている。

相関係数の幅は-0.6から0.9までの範囲に広がっており、相関の高いブランドもあればそうでないブランドも様々である。そこで有意水準5%で有意となる相関係数を持つセルを黒枠強調で示し、流量サポートが0.4%以上のセルを網掛けで示している。

このような表を利用し、流量サポートがある程度高く、流出入確率ゲインと相対価格下げ幅との相関のあ

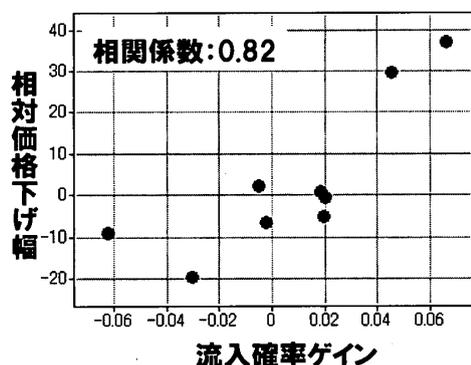


図13 流入確率ゲインと相対価格下げ幅の相関

表3 対象ブランド別の相関係数と流量サポート

	A1	D1	N1	R1	R2	T1	T2	0
A1		0.79 0.45	0.75 0.53	-0.21 0.16	0.87 0.12	-0.11 0.99	0.59 0.15	0.78 6.05
D1	0.82 0.45		0.82 1.11	0.63 0.18	0.71 0.19	0.32 1.08	0.85 0.14	0.80 4.67
N1	0.89 0.53	0.28 1.11		0.52 0.21	0.76 0.28	-0.37 0.89	0.56 0.11	0.64 6.19
R1	-0.46 0.16	0.36 0.18	0.59 0.21		0.17 0.14	-0.50 0.28	0.50 0.06	0.64 1.89
R2	0.65 0.12	0.39 0.19	0.71 0.28	-0.61 0.14		0.53 0.22	0.29 0.04	-0.30 1.43
T1	0.43 0.99	0.48 1.08	0.23 0.89	0.02 0.28	0.94 0.22		0.89 0.26	0.52 7.64
T2	0.44 0.15	0.85 0.14	0.30 0.11	0.20 0.06	-0.39 0.04	0.65 0.26		0.35 1.00

る商品間の単価を操作することによってブランドスイッチを誘発し、特定のブランドの売上げをある程度コントロールすることが可能となるであろう。

例えばA1, N1の関係を見ると、 $g(A1, N1)$, $g(N1, A1)$ ともに、相対単価下げ幅との相関が高く、また流量サポートも高い。このことによりA1とN1はその時の単価により選択している顧客が多いことが分かる。

次にD1, N1の関係を見ると、 $g(D1, N1)$ の相関は高い(0.82)が、 $g(N1, D1)$ の相関は低い(0.28)。これは、D1の単価をN1より安くした場合、N1からD1への流入は期待できるが、N1の単価をD1より安くした場合、D1からN1への流入は期待できないことを意味している。

表3より、T社のブランドD1, T1, T2について次のようなことが分かる。

知見6) D1は、T1以外について相関が高く、特にN1, A1, 0に対しての流量サポートも高い。

知見7) T1の高機能商品T2, R2に対する相関が高い。ただし流量サポートが少ない。その他のブランドとの相関は総じて低い。

知見8) T2はD1とT1との相関が高い。

3.4 考察

以上で得られた知見に基づいて、T社のブランドD1, T1, T2に関する考察を行う。

ブランドD1: 同じ価格帯のブランドN1との競合度が高く(知見4)、単価と流出入確率の相関も高く、また流量サポートも高い(知見6)。そこでD1の単価をN1よりも低く設定することによりN1からのブランドスイッチを誘発できることが期待できる。ただし、ブランド忠誠度はN1よりも低く(知見2)、ブランド0への流出入が高く(知見1)、またそれは単価設定が大きく影響している(知見6)。極端に言えば、安くなければブランドD1は購入されないと解釈でき、機能の改善を含めたブランドの改良によりブランド忠誠度を高めることが望まれる。

ブランドT1: すべてのブランドに対する競合度が高い(知見5)一方で、R2, T2を除いて単価と流出入確率の相関は低い(知見7)。このことより価格設定に関係なく広く支持されているブランドであると考えられる。しかし、すべてのブランドとの競合度が高いということは逆に、明確なブランドイメージを確立できていないのではないかと考えられる。さらに、ブランド忠誠度はライバルブランドであるA1より

低い(知見2)。このことより、機能の改善を含めたブランドの改良を行うことによりブランドイメージを高め忠誠度を高めることが望まれる。

ブランドT2:高機能ブランドであるT2は、特にT1とは競合度が高い(知見3)。これは、同じメーカー内でのブランドの棲み分けができていない(洗濯の目的で使い分ける)とも解釈できる。しかし、ブランドT1、D1との単価-流出入確率の相関が高い(知見8)ことを考えると、一般洗剤との機能の違いを明確に受け入れてもらえていないとも解釈でき、高機能ブランドとしてのイメージをより明確に打ち出す必要があると考えられる。

4. むすび

本稿では、顧客購買履歴データより個々の顧客のネットワーク流量を定義し、そこから全体としてのブランド流出入確率を推定する手法を提案した。そしてブランド流出入確率を用いて、ブランド忠誠度やブランド間競合度を定義し、各ブランドをポジショニングする方法も提案し、そこから有用な知見(知見1~5)を得ることができた。さらに価格設定との相関分析からも有用な知見(知見6~8)を得られることが分かった。これらの知見は、単なるブランドシェアの推移からは得ることができず、本稿で提案する手法を用いることによって初めて発見可能となるものであり、本手法の有効性が示された。

しかしながら、今回提供されたデータの制約から、店ごとの価格設定の情報を得ることができなかった。もし価格設定に関する詳しい情報があれば、顧客単位での価格反応モデルも構築可能であり、この点については今後の課題としたい。

謝辞 本稿で用いたいくつかのグラフ(図8, 図9, 図10, 図13)は、スポットファイアージャパン(株)より提供いただいたデータ視覚化ソフト Spotfire により作成した。

本研究の一部は、平成16年度科学研究費補助金(基盤研究(C)(1))によって行った。

参考文献

- [1] D. A. Aaker: *Building Strong Brand*, The Free Press, New York, 1996.
- [2] Y. Hamuro, N. Katoh, and K. Yada: "A Machine Learning Algorithm for Analyzing String Patterns Helps to Discover Simple and Interpretable Business Rules from Purchase History," *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol. 2281, Springer, pp. 565-575, 2001.
- [3] N. Katoh, Y. Hamuro, and K. Yada: "Discovering Purchase Association among Brands from Purchase History," *Proceedings of SSGRR 2002w*, in CD-ROM, 2002.
- [4] <http://www.sekkenshinpo.com/>