

# POSデータを用いた消費者理想点モデルの研究

加藤 亮介\*<sup>1</sup>, 根木佐一\*<sup>2</sup>

## A Study of the Consumer Ideal Point Model by Using POS Data

by

Ryosuke KATO\*<sup>1</sup> and Saichi NEKI\*<sup>2</sup>  
(received on May7,2010 & accepted on June30,2010)

### Abstract

The retail company is needed to evaluate and calculate the brand value recognized as management resource on the modern market strategy even many product firms. According to those processes, the company can perform the store strategy and FSP (Frequent Shopper Program) to establish a liable relationship between customers.

In this paper, customer ideal point map is made in which brand was fixed as brand space, and brands and consumers are set their position together. By using this map, it can calculate consumer's brand select rate and market share. In addition, it can predict future consumer taste transition by Markov model,

**Keywords:** Ideal point, Single POS data, Consumer's segment, Brand position

**キーワード:** 理想点、シングル POS データ、消費者セグメント、ブランドポジション

## 1 研究目的

現代マーケティング戦略において、メーカー企業はもちろん、小売業においてもブランドを経営資源の一部として、市場においてのブランド価値を何らかの方法で測定、評価することが求められ、ブランドを指標とする店舗内戦略または FSP (Frequent Shopper Program)が必要となる。これによって他店との差別化を図り、顧客との他店を寄せつけない購買関係を築くことができる。

本研究では、POS データを利用して、ブランドがポジショニングされたブランド空間に、消費者が理想と考える水準（理想点：アイデアル・ポイント）を埋め込み、ブランドと消費者が同一空間上にポジショニングされたマップを作成する。そのマップから、消費者のブランド選択確率、マーケット・シェアを算出する。また、マルコフ・モデル (Markov model) を用いて、小売店での販売戦略に応じて移り変わる将来的な消費者の嗜好の推移を予測する。

## 2. 先行研究

POS データは、それぞれの消費者が、いつ、何の製品を、どのくらい購入したかを詳細に記録したマーケティングの分野での研究において、非常に有益な情報を提供するものである。

これまで POS データを利用した重要研究に Carroll J.D(1972)の理想点モデルがある。Carroll は、ブランド価値を決定するための基準として、消費者の理想点（アイデアル・ポイント）を用いた。このモデルは、アンケート調査から求められたブランド群がマップにポジショニングされ理想点を埋め込む。これにより、マップに各ブランドと消費者の理想点が同時に表現することができ、理想点とブランドの距離から、消費者のブランド選択確率およびブランドのマーケット・シェアを予測することが可能である[1]。

Carroll の理想点モデルでは、ブランドの意味や価値の測定にアンケート調査が必要であった。その流れから 1980 年代より POS データを用いた Carroll モデルを発展させたマッピング分析の研究が始まった。

片平 (1990) は、家計単位の POS データから、家計を各 18 パターンのセグメントに分類、各家計は、いずれかの消費者セグメントに確率的に所属し、それぞれのセグメントは一つの理想ベクトルを持つと仮定した[2]。セグメントに分類することで、膨大な数の消費者を 18 のセグメントで説明することが可能となる。片平のモデルを用いることで、消費者の意見や態度を見るアンケート調査に代わり、消費者行動の事実を示す POS データを用いてブランドのポジションと、各セグメントの理想ベクトルを同時に定めたプロダクト・マップが得られ、ブランド価値の基準とその重要度、家計間での異質性を理解することが出来るようになった。このモデルは、小売店舗の POS データを用いたことから、小売店舗の販売戦略または FSP について大いに役に立つ。

また里村 (2003) は、片平モデルでは家計の多様性追

\*1 工学研究科経営工学専攻

\*2 情報通信学部経営システム工学科教授

求的行動 (Variety seeking) を追従することができないため、マルコフ・モデルを使い各家計の所属セグメントの推移を推測することで、多様性追求行動を加味したモデルを考案した[3]。これら片平らの既存研究モデルの対象は、使用したデータの特性上、シングル・ソース (個人) データではなく、家計データしか用いることができない為、対象とするブランドが家計単位での購買商品であるインスタントコーヒーに限定されている。これは、セグメントの分類が可能となるような嗜好品しか対象になり得ないことに原因がある。既存研究に供与されたデータ条件から POS のシングル・ソース・データが適用できず、家計データとして用いるしかない為、モデルの適用商品範囲が限定的で一般的ではなかった。一般にデータ解析用に市販されている POS データは日用雑貨や家族共通の共有日用品が多く、ビールや酒・タバコなどの個人の嗜好品のデータはない。そこで人工的にデータを作成することとした。それにより本研究はセグメントの分類方法を再構築することで、シングル・ソース・データの適用を可能にし、適用範囲が広範で一般的な新たな理想点モデルを提案することを試みた。

### 3 人工 POS データの作成

本研究では、分析の対象とする仮想シングル POS データを、以下のようなルールに基づいて作成する。

ルール

- 1・仮想消費者100人の20期分の購買データを用いる。(原則として同パネルデータ)
- 2・対象のブランドは1～5までの全5ブランド
- 3・購買なしの場合は0としてカウントする。
- 4・仮想消費者の20期分の購買データが集められなかった場合、その消費者の最も多く嗜好したブランドを購買したとして補填する。

Table 1 は上記のルールを満たした消費者人工購買データ (以下、人工 POS データ) である。

Table 1 Artificial brand purchase data

	1期	2期	3期	4期	5期	6期	7期	8期	9期	10期	11期	12期	13期	14期	15期	16期	17期	18期	19期	20期
被験者1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
被験者2	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2
被験者3	1	1	1	2	2	3	3	3	3	1	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1
被験者4	1	2	1	2	1	1	3	3	3	4	1	2	1	2	1	1	3	3	3	1
被験者5	1	1	1	1	0	1	1	2	1	1	1	1	1	1	0	1	1	2	1	1
被験者6	1	4	1	2	2	3	3	3	3	1	1	4	1	2	2	3	3	3	3	2
被験者7	1	5	1	2	2	4	4	3	3	2	1	5	1	2	2	4	4	3	3	0
被験者8	1	1	1	2	2	5	3	3	3	3	1	1	1	2	2	5	3	3	3	3
被験者9	1	1	1	1	1	4	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	4	1	0	4
被験者10	1	1	1	2	2	1	3	3	3	5	1	1	1	2	2	1	3	3	3	1
被験者11	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	1	2	2	2	3	3	3	0
被験者12	1	1	1	2	2	2	3	3	3	2	1	1	1	2	2	2	3	3	3	2
被験者13	1	1	1	2	2	2	3	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3	3
被験者14	1	1	1	2	2	4	4	4	3	4	1	1	1	2	2	4	4	4	3	1
被験者15	1	1	1	1	1	0	1	1	1	3	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0

### 4 消費者のセグメント

抽出した仮想消費者100人を、いくつかのセグメントに分類する。消費者は、ブランド1から5までの、いずれかのブランドを嗜好するロイヤルユーザーであるか、あるいはどのブランドに対しても特に高いロイヤリティを持たないブランド不特定に分類され、本研究で定義す

るセグメントは、特定のブランドを嗜好するセグメント (ブランド1嗜好～ブランド5嗜好) と、特定のブランドを愛顧しない不特定派セグメントの6つに分類する。

消費者は、いずれかのセグメントに所属する。セグメント所属決定指標として、特定ブランドに対するロイヤリティの高さを用いる。消費者がどのブランドに高いロイヤリティを持ち、どのセグメントに属するかの決定要因は各ブランドの購買回数によって決められる。第1期～第19期までの特定ブランド選択回数が7回以上であれば、選択されたブランドに対してロイヤリティが高いと仮定し、消費者はそのセグメントに所属される。また、どのブランドに対しても選択回数が7回以上ない場合、あるいは7回以上購買していても、複数のブランドに対して購買回数と同じ場合はブランド不特定のセグメントに分類される。以上のルールに基づいて Table 1 のブランド購買データを分類し、集計した結果を Table 2 に示す。また、ロイヤリティの計算方法は、以下のように求める。

ロイヤリティの計算

$$\text{ロイヤリティ} = \frac{\text{消費者}i\text{のブランド}j\text{購買回数}}{\text{消費者}i\text{の総購買回数}}$$

特定のブランドに対してロイヤリティが 0.36 以上であれば、そのブランド嗜好セグメントに分類される。

Table 2 は、第1期～第19期までの消費者100人の総購買回数をセグメント毎にどのブランドを購買したかを分類したものである。各行が、消費者が所属するセグメント、各列が選択したブランドである。

Table 2 Consumer's segment

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	合計
ブランド1嗜好	338	116	99	13	8	574
ブランド2嗜好	123	192	121	9	11	456
ブランド3嗜好	121	128	202	12	12	475
ブランド4嗜好	11	16	7	60	1	95
ブランド5嗜好	10	12	7	0	28	57
ブランド不特定	62	66	64	18	18	228

Table 2 のセグメント別のブランド購買集計データから、セグメント毎の購買発生率を、第1期から第19期までの総購買回数との割合から算出する。Table 3 に計算結果を示す。

Table 3 Purchase occurrence rate for each segment (1st period～19th period)

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	シェア
ブランド1嗜好	0.1793103	0.0615385	0.0525199	0.0068966	0.004244	0.3045093
ブランド2嗜好	0.065252	0.1018568	0.064191	0.0047745	0.0058355	0.2419098
ブランド3嗜好	0.064191	0.0679045	0.1071618	0.006366	0.006366	0.2519894
ブランド4嗜好	0.0058355	0.0084881	0.0037135	0.0318302	0.0005305	0.0503979
ブランド5嗜好	0.005305	0.006366	0.0037135	0	0.0148541	0.0302387
ブランド不特定	0.0328912	0.0350133	0.0339523	0.0095491	0.0095491	0.1209549

Table 3 のシェアから、サンプルの全消費者 (100名) のうち、ブランド1～3嗜好派が大半を占め、ブランド4嗜好、5嗜好派は少数派となっている。どのブランド嗜好派にも属さないブランド不特定は全体の12%である。このような割合で消費者はセグメントに所属している。

## 5 因子分析によるプロダクト・マップの作成

各セグメントのブランド購買発生率から因子分析を実行すると、各ブランドが意味空間上にポジショニングされたプロダクト・マップが作成される。Fig.1 に作成されたマップを示す。

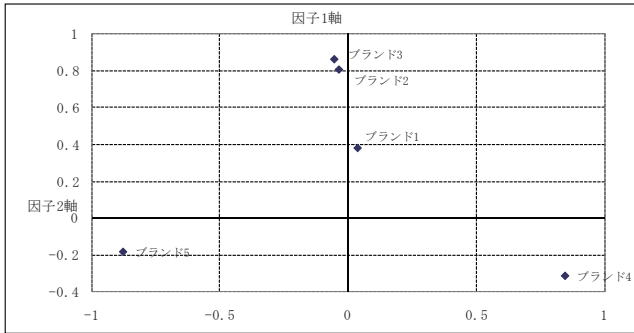


Fig.1 Brand positioning

Table 4 は各ブランドの因子負荷量を、Table 5 は各因子の固有値および累積寄与率である。

Table 4 Load amount of factor for each brand

	因子1	因子2	因子3
ブランド1	0.38216	0.037787	0.662078
ブランド2	0.808381	-0.03491	0.398883
ブランド3	0.864349	-0.05332	0.229606
ブランド4	-0.31218	0.846202	-0.21895
ブランド5	-0.18154	-0.87631	-0.23125

Table 5 Factor contribution rate

因子No.	固有値	寄与率(%)	累積(%)
1	2.236072	44.72144	44.72144
2	1.473479	29.46957	74.19101
3	0.208548	4.170965	78.36197

作成されたマップは、因子1軸と2軸で7割強、説明される。わかりやすいマップとして、寄与率の低い3軸を除き、1軸と2軸でマップを作成した。マップから明らかのように、ブランド2とブランド3は、接近した位置にポジショニングされ、消費者に同じように知覚される競合ブランドである。1軸上では、これら2ブランドと、ブランド4とブランド5が全く逆の位置にポジショニングされ、2軸上では、ブランド4とブランド5が正反対にポジショニングされている。ブランド1は、マップのほぼ中央にポジショニングされ、5つのブランドの中間に位置する特性を持ったブランドであるといえる。

## 6 理想点モデル

### 6.1 パワー変換重心法

因子分析により与えられた既知のプロダクト・マップに、個人の選好を表現する理想点をポジショニングする。本研究では、理想点のポジショニングをする為、朝野(1990)が考案した多次元空間上に、消費者の理想点Mを求めるパワー変換重心法を用いる[4]。

$B$ :  $r$  次元空間における  $m$  個のブランドの座標を表す行列

$p$ :  $n$  人の消費者の  $m$  個のブランドに対する選好度を表すデータ行列

ここで、選好度をパワー変換するためにパラメータを導入する。これはべき乗の指数であるパワー・メトリック  $P$  を用いる。 $P$  は、1から5までの5段階程度に留めて変化させて、シミュレーションを行っていく。

理想点は、 $B$  の重みづきの平均として以下の(1)式で求められる。

$M$ :  $r$  次元空間における  $n$  人の消費者の理想点

$$M_{ii} = \frac{1}{\sum_j p_{ij}^p} \sum_j p_{ij}^p b_{ij} \dots \dots \dots (1)$$

消費者  $i = 1, 2, \dots, n$

ブランド  $j = 1, 2, \dots, m$

次元  $t = 1, 2, \dots, r$

(1)式より、設定したパワー・メトリック  $P$  の数だけ理想点  $M$  が算出されるが、そのうちのどのパワー・メトリックが選択するにふさわしいか判断するため、理想点  $M$  と各ブランドの距離の逆数と、 $p_{ij}^p$  の間で相関係数を計算して、どの  $M$  が、当てはまりが良いのか判断する

### 6.2 理想点の算出

消費者の人工 POS データから、第1期～第19期間の、詳細なブランドごとの購買データの一部を Table 6 に示す。ここから、Table7 の第1期～第19期での期間内のブランド選択確率を算出する。

Table 6 Brand purchase data on each consumer (1st period~19th period)

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	購買回数	嗜好ブランド
消費者1	0.842105	0.157895	0	0	0	19	1
消費者2	0.894737	0.105263	0	0	0	19	1
消費者3	0.315789	0.315789	0.368421	0	0	19	3
消費者4	0.421053	0.210526	0.315789	0.052632	0	19	1
消費者5	0.882353	0.117647	0	0	0	17	1
消費者6	0.263158	0.210526	0.421053	0.105263	0	19	3
消費者7	0.210526	0.263158	0.210526	0.210526	0.105263	19	0
消費者8	0.315789	0.210526	0.368421	0	0.105263	19	3
消費者9	0.882353	0	0	0.117647	0	17	1
消費者10	0.421053	0.210526	0.315789	0	0.052632	19	1
消費者11	0.368421	0.315789	0.315789	0	0	19	1
消費者12	0.315789	0.368421	0.315789	0	0	19	2
消費者13	0.315789	0.315789	0.368421	0	0	19	3
消費者14	0.315789	0.210526	0.105263	0.368421	0	19	4
消費者15	0.941176	0	0.058824	0	0	17	1

本研究では、第1期～第19期での期間内のブランド選択確率を、消費者の選好度とする。既知である各ブランドの座標から、(1)式より消費者の理想点が算出される。Table 8 は算出された理想点の軸ごとの座標である。その一部を示す。

Table7 Brand select rate on each consumer (1st period~19th period)

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	購買回数	嗜好ブランド
消費者1	16	3	0	0	0	19	1
消費者2	17	2	0	0	0	19	1
消費者3	6	6	7	0	0	19	3
消費者4	8	4	6	1	0	19	1
消費者5	15	2	0	0	0	17	1
消費者6	5	4	8	2	0	19	3
消費者7	4	5	4	4	2	19	0
消費者8	6	4	7	0	2	19	3
消費者9	15	0	0	2	0	17	1
消費者10	8	4	6	0	1	19	1
消費者11	7	6	6	0	0	19	1
消費者12	6	7	6	0	0	19	2
消費者13	6	6	7	0	0	19	3
消費者14	6	4	2	7	0	19	4
消費者15	16	0	1	0	0	17	1

Table 8 Consumer ideal point

	因子1	因子2	因子3	嗜好ブランド
消費者1	0.44946	0.02631	0.62052	1
消費者2	0.42703	0.03013	0.63437	1
消費者3	0.69440	-0.01874	0.41963	3
消費者4	0.58762	0.03626	0.42373	1
消費者5	0.43230	0.02923	0.63111	1
消費者6	0.60183	0.06922	0.33184	3
消費者7	0.39032	0.07345	0.22226	0
消費者8	0.59020	-0.10730	0.35330	3
消費者9	0.30047	0.13289	0.55843	1
消費者10	0.59449	-0.05440	0.42308	1
消費者11	0.66903	-0.01394	0.44239	1
消費者12	0.69146	-0.01777	0.42854	2
消費者13	0.69440	-0.01874	0.41963	3
消費者14	0.26684	0.31073	0.23656	4
消費者15	0.41052	0.03243	0.63664	1

選好度の変換パラメータであるパワー・メトリック  $P$  を1から5まで1ずつプラスさせて、それぞれの  $P$  から求めた理想点の適合度を Table9 に示す。

Table9 Fitting degree for ideal point

	P=1	P=2	P=3	P=4	P=5
相関係数	0.7138169	0.6782564	0.5693743	0.5278792	0.4837222

$P = 1$  の場合に、適合度が最も高くなっているため、パワー・メトリック 1 で求めた理想点を既知のブランド・マップにポジショニングする。

### 6. 3 理想点のポジショニング算出

求めた消費者ごとの理想点を、ブランド1嗜好からブランド5嗜好、ブランド不特定派の各セグメントに分類し、それぞれのセグメント別の理想点を算出した。各因子の理想点の座標を Table10 に示す。

Table10 Ideal point on each segment

	因子1	因子2	因子3
ブランド1嗜好	0.52425	0.014108	0.5048105
ブランド2嗜好	0.6622687	-0.023092	0.3975641
ブランド3嗜好	0.6702906	-0.023217	0.3624139
ブランド4嗜好	0.0450105	0.5197861	0.0200423
ブランド5嗜好	0.2542008	-0.437738	0.1147323

各セグメントの理想点を、既知の各ブランドがポジショニングされたブランド・マップにポジショニングする。各ブランドと、各セグメントを指す理想点がポジショニングされたマップが完成する。これを Fig.2 に示す。

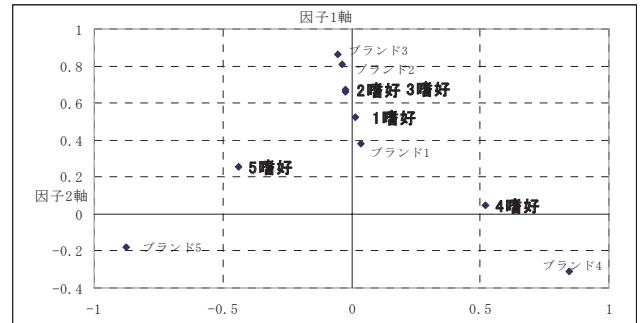


Fig.2 Product map

Fig.2 の理想点がポジショニングされたブランド・マップでは、各セグメントの理想点の配置が、各ブランドの配置に近ければ近いほど、そのブランドの選好性が高く、選択される可能性が高い。ブランド1嗜好派は、ブランド1に最も強いロイヤリティを持っていることがマップからも理解できる。また、ブランド1から心変わりして、ブランド2やブランド3でも選好性がある程度強そう傾向がある。ブランド2嗜好とブランド3嗜好は、ほぼ隣接してポジショニングされているため、同じような選好性を持っている可能性がある、ブランド4嗜好は、ブランド1とブランド4の中間の位置で、両方の選好性を持っている。ブランド5嗜好は、ブランド5よりやや離れた位置であり、むしろブランド1に対して選好性が高そうである。

### 6. 4 ブランドと理想点との距離

本研究では、消費者（セグメント）は、自身のポジションに近い製品ほど選好すると仮定する。これは、選好性の尺度とするため、ブランド・マップの各ブランド嗜好のセグメントの理想点と、ブランドの配置から、多次元空間での2点間の距離を算出する。

多次元でのセグメント  $i$  の理想点を  $c_i$ 、製品  $j$  の位置を  $b_j$  とすると、求める距離行列  $d_{ij}$  は、以下のようにベクトルの内積で求められる。

$$d_{ij} = (c_i - b_j)'(c_i - b_j) \dots \dots \dots (2)$$

②式で求めた  $d_{ij}$  を、Table 11 に示す。

Table 11 Matrix range

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5
ブランド1嗜好	0.04548	0.09435	0.19595	1.91582	1.83277
ブランド2嗜好	0.15213	0.02149	0.06996	2.08531	1.83540
ブランド3嗜好	0.17654	0.02054	0.05620	2.05912	1.80582
ブランド4嗜好	0.75820	1.03394	1.04369	0.29125	2.06357
ブランド5嗜好	0.54208	0.55013	0.53325	2.08063	0.50192

## 7 理想点モデルとマーケット・シェア



本研究の仮定として、消費者は選好の度合いに応じてブランドを選択するものとする。選好は、ブランドと理想点の距離の逆数に比例すると定式化すると、(2)式で求めた距離行列からブランド選択確率を求めることが可能である。さらに、そのブランド選択確率を全嗜好セグメントで積み上げて、各ブランドのマーケット・シェアを算出することができる。

ブランド1~5を、A、B、C、D、Eとし、それぞれのブランドの理想点からの距離を、 $d_A, d_B, d_C, d_D, d_E$ とする。ここで、距離の逆数は選好度に比例する推定値であり、これら距離の逆数の合計がブランド選択確率の1になるように、ウェイト  $W$  を定める。ブランド1~5までの距離の逆数の合計を  $d_{sum}$  とする。

$$d_{sum} \cdot w = 1 \text{ から、}$$

$$w = \frac{1}{d_{sum}} \dots \dots \dots (3) \text{ となる。}$$

したがって、ブランド選択確率は、次のような比例配分で求められる。ブランド1の選択確率は、以下の式で求められる。

$$p_A = \frac{1}{d_A} \cdot w \dots \dots \dots (4)$$

(4)式と同様にして、ブランド2~5のブランド選択確率も求められる。

求めたブランド選択確率から、各ブランドのマーケット・シェアを算出する。各嗜好セグメントについてそれぞれ  $p$  を計算し、その合計値  $X_m$  を全嗜好セグメントで割れば、シェアが求まる。

$$X_m^* = \frac{X_m}{n} \dots \dots \dots (5)$$

Table 12 は各嗜好セグメントのブランド選択確率である。

Table 12 Brand select rate (by each segment)

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5
ブランド1嗜好	0.5673037	0.2734699	0.1316796	0.0134683	0.0140786
ブランド2嗜好	0.0960641	0.6800654	0.2088996	0.0070084	0.0079626
ブランド3嗜好	0.0773912	0.6653139	0.2430939	0.0066352	0.0075658
ブランド4嗜好	0.1841454	0.1350367	0.1337756	0.4793828	0.0676595
ブランド5嗜好	0.2302823	0.2269147	0.2340962	0.0599974	0.2487093

Table 13 に、Table 12 の各嗜好セグメントから算出した、各ブランドのマーケット・シェアを示す。

Table 13 market share (unit%)

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5
シェア	23.103734	39.616011	19.030897	11.329841	6.9195164

## 8 マルコフ分析

### 8.1 マルコフ・モデル

マルコフ・モデルはマーケティング分野において、マーケット・シェアの予測に用いられる。マルコフ分析において、マーケット・シェア率に関わる3つの要因が存

在する。消費者が特定のブランドを選択する保持率、特定のブランドから他の競合ブランドに乗り換える転出率、他の競合ブランドから、自身のブランドに乗り換える転入率の3つである。保持率、転出率、転入率の3つの要因が絡み合っ、マーケット・シェアが算出される。3つの要因の比率の状態推移を推定することによって、将来のマーケット・シェアが予測される[5]。

マルコフ分析では2つの仮定を大前提としている。一つは、選択の際、直前時点における選択行動が将来も継続されると仮定する。これは一位マルコフ過程と呼ばれる。直前時点の選択行動ではなく、もっと遡っての選択行動の影響を受ける場合は、高位マルコフ過程と呼ばれる。もう一つの仮定は、ブランド選択が規則的な時間間隔を置いた離散の状態であるとしている。

一位マルコフ過程での将来的なマーケット・シェアの推定までの過程を以下で説明する。

$V_t$  : 時刻  $t$  の所属確率

$p$  : 状態推移確率

$$V_{t+1} = pV_t \dots \dots \dots (6)$$

$$V_t = pV_0 \dots \dots \dots (7)$$

$p^*$  : 将来的な状態推移確率

$V_\infty$  : 将来的な所属確率

$$V_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} pV_0 = p^* V_0 \dots \dots \dots (8)$$

$$p^* = \lim_{t \rightarrow \infty} p \dots \dots \dots (9)$$

ただし、極限が存在するとき。

### 8.2 セグメント間の推移

本研究では、マルコフ分析における一位マルコフ過程を用いて、消費者の各セグメント間の推移を予測し、将来的な消費者の所属するセグメントを予測する。今期と前期での保持率、転出率、転入率の三つの比率から、消費者の多様性追求の行動を説明することができる。つまり、前期にある特定のセグメントに所属していた消費者が、今期に価格の変化やブランドからのブランド間に影響を与える FSP などによるアプローチによって、どうセグメントが移動するのか、追求することができる。これによって、小売店の販売戦略や、プロモーションの影響の測定が可能になる。

(6)~(9)式の手順によって、将来的なセグメントの所属確率を求める。Table 14 は、前期の各セグメントの所属人数を示している。

Table 14 one's segment (unit : person)

ブランド1嗜好	ブランド2嗜好	ブランド3嗜好	ブランド4嗜好	ブランド5嗜好	不特定
31	24	25	5	3	12

今期の消費者の保持、転入、転出人数を集計したとこ

る各セグメントのシェアは Table 15 のとおりになった。

Table 15 Transfer table for hold・move in・move out

	前期	今月保持	今月失う	今月獲得	賞味増減	今期	シェア
ブランド1嗜好	31	25	6	5	-1	30	0.3
ブランド2嗜好	24	18	6	5	-1	23	0.23
ブランド3嗜好	25	21	4	4	0	25	0.25
ブランド4嗜好	5	2	3	4	1	6	0.06
ブランド5嗜好	3	1	2	3	1	4	0.04
不特定	12	8	4	4	0	12	0.12
	100	75	25	25	0	100	1

ブランド1嗜好派は、今月になってシェアを1%下げている。各セグメントの消費者の増減を、Table 16 Table 17 に示す。

Table 16 Move in for each segment

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	不特定
ブランド1	0	2	1	1	1	0
ブランド2	1	0	2	1	0	1
ブランド3	0	2	0	1	0	1
ブランド4	1	0	1	0	1	1
ブランド5	0	2	0	0	0	1
不特定	4	0	0	0	0	0

以上の結果を比率で表した結果を、Table 18 で示す。

Table 17 Move out for segment

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	不特定
ブランド1	0	1	0	1	0	4
ブランド2	2	0	2	0	2	0
ブランド3	1	2	0	1	0	0
ブランド4	1	1	1	0	0	0
ブランド5	1	0	0	1	0	0
不特定	0	1	1	1	1	0

Table 18 Rate of hold and acquisition of consumer

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	ブランド5	不特定
ブランド1	0.8064516	0.08333333	0.04	0.2	0.3333333	0
ブランド2	0.0322581	0.75	0.08	0.2	0	0.08333333
ブランド3	0	0.08333333	0.84	0.2	0	0.08333333
ブランド4	0.0322581	0	0.04	0.4	0.3333333	0.08333333
ブランド5	0	0.08333333	0	0	0.3333333	0.08333333
不特定	0.1290323	0	0	0	0	0.6666667

Table 18 のデータ行列は、今期における状態推移確率  $p^t$

である。この行列の意味することは、各ブランド嗜好派における行が保持率と転入率を、列が保持率と転出率を表している。このような状態が、来期以降もずっと続いていくとすると、極限状態における各セグメントのシェアは (6) ~ (9) 式に従って算出される。Table 19 は、算出された各セグメントの将来的なシェアである。

Table 19 Each segment share in future

ブランド1嗜好	ブランド2嗜好	ブランド3嗜好	ブランド4嗜好	ブランド5嗜好	不特定
0.2934156	0.217284	0.26234568	0.0720165	0.041358	0.1135802

一位マルコフ過程の前提条件に従っていくと、将来的なセグメントのシェアは Table 19 に示すとおりになると予測される。ブランド1嗜好、ブランド2嗜好はわずかにシェアを他のセグメントに奪われ、ブランド3嗜好のシェアが上昇し、同程度のシェアであったブランド2嗜好とブランド3嗜好に差が開いている。また、最もシェアの小さいブランド5嗜好派は、シェアを延ばしている。

このように、消費者の多様性追求的行動を一位マルコフ過程で加味し、各セグメントの所属確率の変化を追従することができる。

## 9 結論

本研究では、人工 POS データから消費者を特定ブランドに対して高いロイヤルティを持つブランド嗜好派という観点でセグメントに分類し、次に理想点モデルを用いることによってプロダクト・マップを作成した。POS データの扱いに関して、既存研究モデルでは、家計データを基にセグメント分類しているため、家計データしか用いることが出来なかったが、本研究のモデルにおいてはシングル・ソース・データの適用を試みた。このことにより、クロス購買履歴を追従することが可能となり、より変遷する将来的な消費者のセグメント作成が可能となった。つまりマルコフ分析の適用からセグメントの推移を見ることが出来る。これは、小売店の販売戦略に有効である。例えば、小売店において消費者に対してレイアウトの変更や価格の値下げ、クーポンの配布などのアプローチを行った際のセグメントのシェアの変化から、その効果を測定することができる。セグメントの推移の変化を本研究のモデルに組み込むと、各セグメントの理想点が変わり、新たなマップを作成することが可能になる。しかし、現時点で特定のセグメントに所属する消費者が、将来、具体的にどのセグメントに移動するかを推定することが困難である。この点をどう考慮して推定を容易にするかが、本研究の今後の課題である。

### 参考文献

- 1)Carroll J.D.(1972) Individual differences and multidimensionalscaling. InR.N. shepard, et al. (eds), MultidimensionalScaling, Vol. I. NewYork: Seminar Press. pp105-155.
- 2)片平秀貴 (1990) マッピングを伴う市場反応モデル, マーケティング・サイエンス, 36, 13-27.
- 3)里村卓也 (2003) マッピングを利用した市場反応の動的解析, マーケティング・サイエンス, vol.12, No1・2, 1-23.
- 4)朝野熙彦 (1990) マーケティング・シミュレーション, 同友館
- 5)根木佐一 (1984) マーケティング情報システム研究, 御茶の水書房