

## 音楽 CD 市場におけるブランド力の構造分析

住田 潮, 齊藤 晃一, 高橋 一樹, 小池 雄平, 管谷 健人

## 1. はじめに

マーケティングにおけるマルコフ連鎖の活用は、1950年代に遡る。[1]によるマルコフ・モデルの開発に端を発し、[3]によるブランドスイッチングのマルコフ・モデル化で一つの成熟段階を迎える。しかし、すべての顧客が同一の推移確率行列に従って行動するという前提が足枷となり、現実データに対する適合性を得ることができず、マーケティング分析におけるマルコフ・モデル化はやがて衰退へ向かう。その後、[2][4][5]等に見られるように、拡散過程に基づくモデル化が消費者行動分析の主流として登場する。拡散過程は、マルコフ連鎖における顧客数を無限大まで極限化して得られる確率過程であり、個別的消費者行動が全体像の中で消滅してしまう一方、拡散方程式を基礎に様々な解析が可能となる点に特徴がある。

1990年代に入り、マーケット・セグメンテーション分析の重要性が注目されるようになると、各セグメントをそれぞれ異なる推移確率行列によって表現することにより、マルコフ連鎖の現実データに対する非適合性を克服する研究が現れる。[8]はマルコフ連鎖の有限な確率混合により、実データに適合するブランドスイッチングのマルコフ・モデル化に成功した。企業サイドからのマルコフ連鎖に基づく市場分析の例としては、[9]が挙げられる。企業を『リスク選好型』、『リスク中立型』、『リスク回避型』に3分類し、それぞれの市場参入・退出戦略行動を相互に依存する異なるマルコフ連鎖によって表現し、戦略類型のバランスの変化が製品ライフサイクルの様々なパターンを出現させることを示した。最近になって、購買に至る消費者の前段階行動を含むマルコフ・モデル化の研究が活

発化しており、例としては、[6][7]等が挙げられる。

本研究では、音楽CD市場を対象に、顧客の『アーティスト・ロイヤルティ』に関する分類として  $I = \{\text{Addict, Fan, Neutral}\}$ 、顧客の『市場に対する情報感度』に対する分類として  $J = \{\text{Ultra Sensitive, Sensitive, Normal, Insensitive}\}$ 、全体として  $|I| \times |J| = 12$  類型に基づくマーケット・セグメンテーションを考える。『アーティスト・ロイヤルティ』の3分類については、『未知』・『既知』・『興味』の3状態、興味から推移する『購買』、『既知』・『興味』の2状態から推移する『興味なし』の計5状態からなる離散時間マルコフ連鎖を導入する。状態間の推移構造は同じであるが、推移確率を5つのパラメータの関数として表現することにより、3分類にそれぞれ異なる推移確率行列を付与する。『市場に対する情報感度』は顧客の音楽CD市場に対する興味の度合を表し、異なる初期状態を与えることによって区別する。すなわち、Insensitiveは『未知』、Normalは『既知』、Ultra SensitiveとSensitiveは『興味』から出発する。Ultra SensitiveとSensitiveについては、6つ目のパラメータを導入し、推移確率の値を変化させることで区別する。各顧客は12類型のどれかに所属するものとし、その購買・非購買行動を所属類型に対応する推移確率行列と初期状態に基づいてマルコフ・モデル化し、そうした個別的顧客行動の総和によって市場全体を表現する。

音楽CD市場は、作品のリリース直後に売上が急上昇し、20週間前後でほぼ0に収束するという特異な商品ライフサイクルを持つ点に特徴がある。マーケティングにおけるマルコフ・モデルに関する既存研究に対し、マーケット・セグメンテーションを精緻化し、顧客の前段階行動をより詳細に捉えることにより、ほぼ完璧な形で現実データに対する適合性を獲得すると同時に、6つのパラメータを通して音楽CD市場における顧客行動やブランド力を構造的に把握することを可能にした点に本論文の独自性がある。

すみた うしお, さいとう こういち, たかはし かずき,  
こいけ ゆうへい, すがや たけと  
筑波大学 大学院システム情報工学研究科  
〒305-8753 つくば市天王台1-1-1  
受付06.7.19 採択06.11.15

本論文の構成は以下の通りである。第2節で分析の対象となるPOSデータの概要について述べ、第3節で12類型に基づく顧客階層マトリックスの定義を与え、各階層の顧客行動を表すマルコフ・モデルを導入する。第4節では、売上上位の5アーティストを対象に、顧客階層マトリックスをPOSデータに基づいて分析し、第5節で、マルコフ・モデル解析から得られる売上期待値と実際の売上データの時系列二乗距離を最小化するべく6つのパラメータを推定する方法論を確立する。第6節では、こうして得られる6つのパラメータを比較・検討することにより、5アーティストのブランド力の違いを浮き彫りにし、新たな視点からマーケティング戦略を提案する。

## 2. データ概要

本論文で使用するデータは、「平成17年度データ解析コンペティション」において提供されたもので、ある音楽CD販売チェーン店におけるハウスカードメンバーの音楽CD購買履歴データである。収録期間は2003年9月～2005年8月までの24ヶ月であり、店舗数は10店舗、うち少なくとも1店舗は都市部にあることが分かっている<sup>1</sup>。POSデータ期間内での売上金額上位5位のアーティストを分析対象とし、POSデータ期間内でリリースされ、かつ、リリース後20週間以上の販売データが存在する対象アーティストの曲を分析対象曲とする。したがって、分析対象データは、5アーティストの分析対象曲に対する顧客のCD購買履歴全体によって構成される。

### 対象アーティストと対象曲

- 1 Mr. Children (3曲)：掌/くるみ (MS<sup>2</sup>)、Sign (MS)、シフクノオト (AL<sup>3</sup>)、全3曲合計
- 2 ケツメイシ (4曲)：ケツノポリス3 (AL)、涙 (MS)、君にBUMP (MS)、さくら (MS)、全4曲合計
- 3 浜崎あゆみ (4曲)：Memorial address (AL)、INSPIRE (MS)、MY STORY (AL)、STEP you/is this LOVE? (MS)、全4曲合計
- 4 平井堅 (5曲)：Ken's Bar (AL)、瞳をとじて (MS)、キミはともだち (MS)、思いがかさなるその前に… (MS)、SENTIMENTALovers (AL)、全5曲合計

<sup>1</sup> 以後、このデータを単にPOSデータと呼ぶ

<sup>2</sup> マキシシングルの略

<sup>3</sup> アルバムの略

### 5 EXILE (3曲)：EXILE ENTERTAINMENT (AL)、SINGLE BEST (AL)、PERFECT BEST (AL)、全3曲合計

ここで、各アーティストにおける対象曲合計とは、各アーティストの対象曲すべての購買履歴データを1つの集合としてまとめることを意味する。したがって、例えば売上データは、各曲売上データの合計となる。

POSデータと全国市場の購買構造を比較するために、POSデータに加えてオリコン年鑑データ (オリコン年鑑2004年度・2005年度・2006年度データ版) を用いる。オリコンデータとは、CD週間販売枚数を、原則、毎週月曜からの7日間で集計したものである。EXILEのSINGLE BESTについては、売上枚数がオリコン年鑑に掲載されていないため、全国比較分析対象曲から外した。

## 3. モデル概要

### 3.1 顧客階層マトリックス

本研究では、音楽CD市場を対象に、『アーティスト・ロイヤルティ』と『市場に対する情報感度』の二つの軸から顧客を類型化する。『アーティスト・ロイヤルティ』とは、あるアーティストに対する顧客の選好度を示し、Addict, Fan, Neutralに3分類する。『市場に対する情報感度』は、顧客の音楽CD市場に対する関心度を意味し、Ultra Sensitive, Sensitive, Normal, Insensitiveの4分類を導入する。全体として $|I| \times |J| = 12$  類型に基づくマーケット・セグメンテーションを考えることになる。与えられたPOSデータから、各アーティストあるいはその対象曲毎に、前者は各顧客のCD購買枚数、後者はその購買スピード (CD発売から購買までの日数、複数曲購入の場合は最短のもの) に基づき、顧客を12類型に分類する。各セグメントに属する顧客の割合によってマーケット・セグメンテーションを構成し、結果として得られる表を顧客階層マトリックスと呼ぶことにする。Addict, Fan, NeutralとUltra Sensitive, Sensitive, Normal, Insensitiveの具体的な定義を以下の表1にまとめる。

ここで、表1のマーケット・セグメンテーションが少なくとも1枚のCDを購入した顧客集合に基づいて構成されていることに注意しておく。後述するマルコフ・モデルでは、顧客の購買前段階行動を考慮しており、分析対象となる顧客集合は未購入の顧客をも含むことを前提としている。その際、未購入の顧客を含む

表1 『アーティスト・ロイヤルティ』と『市場に対する情報感度』の定義

	対象曲合計	各曲:m
Addict	そのアーティストのCDを、対象曲のどれかを含めて3枚以上購入した顧客	そのアーティストのCDを、対象曲mを含めて3枚以上購入した顧客
Fan	そのアーティストのCDを、対象曲のどれかを含めて2枚購入した顧客	そのアーティストのCDを、対象曲mを含めて2枚購入した顧客
Neutral	そのアーティストのCDで、対象曲のどれか1枚を購入した顧客	そのアーティストのCDで、対象曲mのみを購入した顧客
	対象曲合計	各曲:m
Ultra Sensitive	そのアーティストのCDを、最短で3日以内に購入した顧客	そのアーティストの対象曲mのCDを、最短で3日以内に購入した顧客
Sensitive	そのアーティストのCDを、最短で4~14日以内に購入した顧客	そのアーティストの対象曲mのCDを、最短で4~14日以内に購入した顧客
Normal	そのアーティストのCDを、最短で15~28日以内に購入した顧客	そのアーティストの対象曲mのCDを、最短で15~28日以内に購入した顧客
Insensitive	そのアーティストのCDを、最短で29日以降に購入した顧客	そのアーティストの対象曲mのCDを、最短で29日以降に購入した顧客

顧客集合も、表1に基づいて得られるマーケット・セグメントの構成比を持つと仮定せざるを得ない。これは、未購入の顧客に関する情報を一切与えないPOSデータの限界によるものであり、不可避的な制約である。

この仮定の制約に対しては、まず、分析対象となる顧客集合を慎重に決定することが重要である。例えば、アーティストの全体的な比較分析においては、対象となるアーティストのCDを少なくとも1枚購入した顧客からなる集合をすべてのアーティストに共通の顧客集合として採用している。上述の仮定が無作為抽出に基づく顧客集合に対して成立するとは考えにくいだが、少なくともCD店に足を運びJ-POP系の音楽に興味を持つ顧客集合に対しては、それほど無理のない仮定であると思える。さらに、分析結果の活用においても、この仮定の限界に留意する必要がある。すなわち、様々なパラメータの推定値は値そのものとして絶対的な意味を持つのではなく、あくまでも相対的な比較分析の視点に立って考察を進めることが重要である。

### 3.2 顧客行動のマルコフ・モデル化

各顧客の購買・非購買行動をマルコフ・モデル化することを考える。まず、状態1（『未知』）、状態2（『既知』）、状態3（『興味』）、状態4（『購買』）、状態5（『興味なし』）の5つの状態からなる離散時間マルコフ連鎖によって各顧客の購買・非購買行動が表現されると仮定し、その状態推移は図1に従うものとする。

ここで、状態*i*から状態*i*への推移確率  $\alpha_i (i=1, 2, 3)$  は、各状態における顧客の逡巡の割合を表し、状態*i*から状態*i+1*への推移確率  $\beta_i (i=1, 2, 3)$  は、購買へ向けた関心の深まり具合を示す。状態*i*から状態

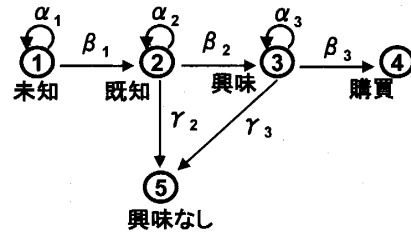


図1 状態推移図

5への推移確率  $\gamma_i (i=2, 3)$  によって、顧客は購買を諦めることになる<sup>4</sup>。状態4と状態5は吸収状態であり、これは音楽CDが繰返し購買の対象とはならないことによる。

後述するように、推移確率  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$  を5つの独立なパラメータの関数と考えることにより、『アーティスト・ロイヤルティ』の3分類それぞれに対する推移確率行列を構成する。『市場に対する情報感度』に関しては、Ultra Sensitive・Sensitiveは状態3、Normalは状態2、Insensitiveは状態1から行動を始めるものとする。Ultra SensitiveとSensitiveについては、6つ目のパラメータを導入し、推移確率の値を変えることで差別化する。このモデル化を通して計算される売上期待値の時系列と実際の売上時系列との二乗距離を考え、それを最小化するように6つのパラメータ値を決定し、その比較分析によって音楽CD市場における各アーティストの特徴を捉えることを目指す。

## 4. 顧客階層マトリックス分析

### 4.1 顧客階層マトリックスによる各アーティストの特徴

『アーティスト・ロイヤルティ』を表す集合  $I$  と、『市場に対する情報感度』を表す集合  $J$  を考える。  $I \in I, J \in J$  に対し、アーティスト  $a$  の対象曲  $m$  について、顧客グループ  $(I, J)$  に属する顧客数をPOSデータと表1より見出し、これを  $N_{IJ}(a, m)$  で表す。このとき、アーティスト  $a$  の対象曲  $m$  に対する顧客階層マトリックス  $\underline{Q}(a, m) \stackrel{\text{def}}{=} [Q_{IJ}(a, m)]$  を

$$Q_{IJ}(a, m) = \frac{N_{IJ}(a, m)}{\sum_{I \in I} \sum_{J \in J} N_{IJ}(a, m)}$$

によって定義する。同様に、対象曲合計に対する顧客階層マトリックスを定義し、これを  $\underline{Q}(a, All) \stackrel{\text{def}}{=} [Q_{IJ}(a, All)]$  と書く。

表2に、各アーティストの対象曲合計に対する顧客階層マトリックスを示す。Mr. Childrenに着目してみると、他のアーティストに比べ、Ultra Sensitive

表2 各アーティストの対象曲合計に対する顧客階層マトリックス

Mr.Children(全3曲)	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.083	0.011	0.003	0.007	0.104
Fan	0.105	0.030	0.010	0.019	0.164
Neutral	0.326	0.190	0.082	0.134	0.732
合計	0.514	0.231	0.095	0.160	1

ケツメイシ(全4曲)	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.038	0.017	0.005	0.028	0.088
Fan	0.046	0.038	0.022	0.069	0.175
Neutral	0.135	0.187	0.117	0.297	0.736
合計	0.219	0.242	0.144	0.394	1

浜崎あゆみ(全4曲)	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.103	0.022	0.004	0.005	0.134
Fan	0.090	0.046	0.013	0.014	0.163
Neutral	0.257	0.234	0.115	0.096	0.702
合計	0.450	0.302	0.132	0.115	1

平井堅(全5曲)	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.021	0.006	0.002	0.002	0.031
Fan	0.040	0.032	0.013	0.016	0.101
Neutral	0.202	0.257	0.148	0.282	0.869
合計	0.263	0.295	0.162	0.280	1

EXILE(全3曲)	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.036	0.012	0.002	0.004	0.054
Fan	0.051	0.025	0.008	0.012	0.096
Neutral	0.325	0.262	0.106	0.157	0.850
合計	0.412	0.298	0.116	0.173	1

の割合が0.514と非常に大きい点に特徴がある。音楽CD情報に常に高い関心を示し、リリース後は素早く購入する熱心なファン層を確立していることが分かる。また、Neutral層におけるUltra Sensitive+Sensitiveの割合が0.516と比較的大きいことから、購買の少ない顧客層にも認知されており、アーティストとしてのブランド力を確立していると言える。ケツメイシは、Ultra Sensitiveの割合が0.219と5アーティストの中で最も低く、かつInsensitiveの割合が0.394と最も高い。情報感度が鈍いファンが多いという事実は、ケツメイシが対象曲を複数のジャンルでリリースしていることによると思われる。すなわち、アーティストとしてのブランド力を各ジャンルで確立しているとは言い難く、CD購買が個別的な曲の魅力によって支えられていることを示唆する。複数のジャンルで異なる曲をリリースできる力を有することは独自の強みであり、それを維持する一方、積極的なプロモーションによって複数ジャンルの境界を超えるアーティスト・ブランド力の確立を目指すマーケティング戦略が有効である。浜崎あゆみは、Addictの割合(0.134)とUltra Sensitive+Sensitiveの割合(0.752)が最も高い点に特徴があり、熱狂的なファン層を獲得している強みを持っている。平井堅は、Neutralの割合が0.869と最も高く、かつ、Addictの割合が0.031と最も低い。曲に惹かれて購入する顧客が多く、アーティストとしてのブランド力確立が不十分であると言えよう。EXILEは、Addictの割合が0.054と低くNeutral層の割合が0.850と高いにも拘らず、Ultra

Sensitiveの割合が0.412と高くなっている。熱狂的ではないがCDリリース等のマーケット情報に敏感な顧客が多く、アーティスト・ブランド力の確立へ向けたプロモーションが着実に浸透しつつあると考えられる。

## 4.2 マトリックス距離による顧客構成の差異評価

4.1節では、対象曲合計に対する顧客階層マトリックスに基づいて各アーティストの特徴を論じた。本節では、各アーティストの顧客構成が対象曲毎に異なるか否かをマトリックス距離を導入することで検証する。アーティスト  $a$  の対象曲  $m_1$  と  $m_2$  に対する顧客階層マトリックスをそれぞれ  $\underline{Q}(a, m_1)$ ,  $\underline{Q}(a, m_2)$  とし、 $(a, m_1)$  と  $(a, m_2)$  のマトリックス距離を以下のように定義する。

$$d[(a, m_1), (a, m_2)] \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{\sum_{I \in I} \sum_{J \in J} \{Q_{IJ}(a, m_1) - Q_{IJ}(a, m_2)\}^2}$$

$d[(a, m_1), (a, m_2)] \leq \frac{1}{8}$  のとき、 $m_1$  と  $m_2$  の顧客構成は類似していると判断する。

表3に各アーティストのマトリックス距離をまとめ、対象曲別顧客構成の詳細の一例としてMr. Childrenのケースを表4に示す。他のアーティストに対しても同様の詳細分析を行い、顧客構成の類似性によって各アーティストの対象曲をグループ化したものを表5にまとめておく。

表5で、Group 1にリストされた曲は結果としてすべてアルバム(AL)であった。EXILEを除いては、Group 2の曲はマキシシングル(MS)であり、その一致率は80%である。Group 3は、結果としてシングルでも大ヒットした曲を選別している。表4を基に、Mr. ChildrenのGroup 1とGroup 2の差異を検討してみる。その特徴は、『シフクノオト』(AL)の購買が低いAddict層(0.143)と高いNeutral層(0.669)によって支えられていることに比べ、『掌/くるみ』や『Sign』(MS)は比較的高いAddict層(0.285と0.241)と比較的低いNeutral層(0.495と0.523)を持つ点にある。紙数制限上、他のアーティストの曲別顧客階層マトリックスの詳細を掲載することはできないが、Group 1とGroup 2を特徴づけるこの傾向は、ケツメイシ、浜崎あゆみ、平井堅にも見て取れる。ここで用いられたPOSデータによれば、『MSの購買顧客はALに比較してより高い割合で熱狂的ファン層を持つ』という命題が成立することになる。この事実は、ALの価格がMSの価格より3倍程度高値であることを考えると、直感に反するように思

表3 各アーティストのマトリックス距離

Mr.Children	掌/くるみ	Sign	シフク
掌/くるみ			
Sign	0.094		
シフク	0.198	0.151	

ケツメイシ	ケツノ	涙	君にBUMP	さくら
ケツノ				
涙	0.100			
君にBUMP	0.131	0.089		
さくら	0.148	0.145	0.111	

浜崎あゆみ	Memorial	INSPIRE	MY STORY	STEP you
Memorial				
INSPIRE	0.261			
MY STORY	0.061	0.275		
STEP you	0.170	0.120	0.190	

平井堅	Ken's Bar	瞳をとじて	キミは	思いが	SENTI
Ken's Bar					
瞳をとじて	0.301				
キミは	0.181	0.353			
思いが	0.136	0.326	0.100		
SENTI	0.124	0.356	0.289	0.242	

EXILE	EXILE ENT	SINGLE	PERFECT
EXILE ENT			
SINGLE	0.221		
PERFECT	0.286	0.096	

表4 Mr. Childrenの曲別顧客階層マトリックス

シフク/オト	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.108	0.019	0.004	0.011	0.143
Fan	0.118	0.034	0.010	0.026	0.188
Neutral	0.334	0.162	0.064	0.110	0.669
合計	0.559	0.212	0.079	0.146	1

掌/くるみ	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.185	0.051	0.017	0.032	0.285
Fan	0.103	0.05	0.022	0.045	0.22
Neutral	0.168	0.116	0.069	0.143	0.495
合計	0.456	0.217	0.108	0.219	1

Sign	Ultra Sensitive	Sensitive	Normal	Insensitive	合計
Addict	0.164	0.047	0.012	0.017	0.241
Fan	0.131	0.056	0.022	0.027	0.236
Neutral	0.202	0.166	0.07	0.084	0.523
合計	0.497	0.269	0.105	0.128	1

表5 顧客構成の類似性

	Group1	Group2	Group3
Mr.children	シフク/オト	掌/くるみ、Sign	
ケツメイシ	ケツノ/ボリス3	涙、君にBUMP	さくら
浜崎あゆみ	Memorial address、MY STORY	INSPIRE、STEP you、is this LOVE?	
平井堅	Ken's Bar、SENTIMENTAL Lover	キミはともだち、思いがかさなるその前に...	瞳をとじて
EXILE	EXILE ENTERTAINMENT	SINGLE BEST、PERFECT BEST	

える。しかし、よく考えてみると、1・2曲のみを含むMSがより高い割合で熱狂的ファン層によって購入され、多数の曲を含むALがその割安感でNeutral層を惹きつけるという解釈も自然である。

Group 3の曲はMSでも大ヒットした曲であり、その曲に惹かれたNeutral層が主役を担っている点に特徴がある。その割合は、『さくら』の場合で0.722、『瞳をとじて』の場合で0.762である。EXILEの対象曲は全てALであるが、『SINGLE BEST』と『PERFECT BEST』は発売日が同時であり、そのインパクトによって『EXILE ENTERTAINMENT』よりや

や強くNeutral層を捉えたことにより差異が生じたと考えられる。

## 5. 格子探索によるマルコフ・モデルの最適パラメータ特定

本節では、 $|I| \times |J| = 12$  類型のそれぞれについてマルコフ・モデルの推移確率行列を確定する方法論について述べ、実証データ分析を実行するアルゴリズムを確立する。まず、 $I$ の3分類に関し、図1に示された状態推移確率  $\alpha_i (i=1, 2, 3)$ ,  $\beta_i (i=1, 2, 3)$ ,  $\gamma_i (i=2, 3)$  が表6に従うものと仮定する。ここで、 $I = \text{Addict, Fan or Neutral}$ の差別化のために、 $r_{add} > r_{fan} > r_{neu}$  という制約を課する。

これらのパラメータ構造を決定するに際して出発点となるのは、購買へ向けた関心の深まり具合を表す  $\beta_i$  の決定である。この推移確率が高いと、売上立上がりのスピードが速まると考えられる。各顧客グループの特徴に照らして、 $\beta_i$  は Addict, Fan, Neutralの順に単調減少するのが自然であるが、その割合を  $0.8p, 0.6p$  とした。0.8や0.6といった数字を用いる代わりにパラメータ化し、その最適値を決定することは可能である。しかし、全体の計算量を制御するためパラメータ数を6つ程度に抑える必要があり、 $\beta_i$  に関しては  $p$  のみをパラメータとして採用し、単調減少の割合は簡単な数値実験の結果0.8と0.6を採用することにした。また、最終的に購買に踏み切る決断は、知識を入手し興味を持つ方向への関心の深まりに比して逡巡の割合がやや高いと思われ、 $\beta_3$  に対してはパラメータ  $\xi (< \xi \leq 1)$  を導入する。

関心が深まる方向へ推移しない場合の残余確率  $1 - \beta_i$  に対し、購買を諦めてしまうのではなく保留する割合を示すパラメータが  $r$  である。一般的に、 $r$  の値が高いと売上が持続する傾向が強まり、Fat Tail現象が出現する。各顧客グループの特徴から、 $r_{add} > r_{fan} > r_{neu}$  という順序が成立すると思われる。 $J$ の4分類については、原則として初期状態によって差別化するが、 $J = \text{Ultra Sensitive}$  の場合は  $p - p + \xi$  という変更を付け加える。したがって、すべての推移確率行列が、 $p, r_{add}, r_{fan}, r_{neu}, \xi, \xi$  の6つのパラメータによって決定されることになる。以下、パラメータ決定に至るまでの過程をアルゴリズムの形でまとめる。

### STEP 1. 顧客規模の確定

アーティスト  $a$  の曲別分析を行うための顧客規模

表6  $\alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i$  の定義

	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$
Addict	$1-p$	$r_{add}(1-p)$	$r_{add}(1-p \cdot \zeta)$
Fan	$1-0.8p$	$r_{fan}(1-0.8p)$	$r_{fan}(1-0.8p \cdot \zeta)$
Neutral	$1-0.6p$	$r_{neu}(1-0.6p)$	$r_{neu}(1-0.6p \cdot \zeta)$

	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
Addict	$p$	$p$	$p \cdot \zeta$
Fan	$0.8p$	$0.8p$	$0.8p \cdot \zeta$
Neutral	$0.6p$	$0.6p$	$0.6p \cdot \zeta$

	$\gamma_2$	$\gamma_3$
Addict	$(1-r_{add})(1-p)$	$(1-r_{add})(1-p \cdot \zeta)$
Fan	$(1-r_{fan})(1-0.8p)$	$(1-r_{fan})(1-0.8p \cdot \zeta)$
Neutral	$(1-r_{neu})(1-0.6p)$	$(1-r_{neu})(1-0.6p \cdot \zeta)$

$N_{Pos}(a)$  を、POS データ上でアーティスト  $a$  の曲を少なくとも一枚買った顧客数とすると、 $N_{Pos}(\text{Mr. Children})=11,983$ ,  $N_{Pos}(\text{ケツメイシ})=6,876$ ,  $N_{Pos}(\text{浜崎あゆみ})=6,675$ ,  $N_{Pos}(\text{平井堅})=11,458$ ,  $N_{Pos}(\text{EXILE})=6,432$  である。各アーティストの対象曲合計を分析する際には、POS データ上で5アーティストの曲を少なくとも一枚買った顧客を共通の対象とし、その顧客規模を  $N_{Pos}$  とすると、 $N_{Pos}=37,654$  である。

STEP 2. 顧客階層マトリックスの算出

表1に従って、POS データより、アーティスト  $a$  の対象曲  $m$  に対する顧客階層マトリックス  $Q(a, m)$  を求める。さらに、アーティスト  $a$  の対象曲合計に対する顧客階層マトリックス  $Q(a, All)$  を求める。

STEP 3. 推移確率行列の算出

顧客グループ  $(I, J)$  における顧客の推移確率行列を  $a_{IJ}$  とすると、図1より、

$$a_{IJ} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_2 & \beta_2 & 0 & \gamma_2 \\ 0 & 0 & \alpha_3 & \beta_3 & \gamma_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

となり、表6より推移確率が確定される。

STEP 4. 離散時間確率ベクトルの算出

第  $\tau$  週に顧客グループ  $(I, J)$  の顧客が状態  $n(n=1, 2, 3, 4, 5)$  にいる確率を  $p_{IJ:n}(\tau)$  とする。その確率ベクトルを  $\underline{p}_{IJ}^T(\tau)=[p_{IJ:1}(\tau), \dots, p_{IJ:5}(\tau)]$  とすると、

$$\underline{p}_{IJ}^T(\tau+1) = \underline{p}_{IJ}^T(\tau) a_{IJ}(\tau=0, 1, \dots, 19)$$

となる。ここで、初期確率ベクトル  $\underline{p}_{IJ}(0)$  は

$$\underline{p}_{IJ}^T(0) = \begin{cases} [1, 0, 0, 0, 0] & \text{if } J=\text{Insensitive} \\ [0, 1, 0, 0, 0] & \text{if } J=\text{Normal} \\ [0, 0, 1, 0, 0] & \text{if } J=\text{Sensitive} \\ & \text{or Ultra Sensitive} \end{cases}$$

とする。

STEP 5. 各週の売上枚数期待値の算出

図1より購買を表す状態4が吸収状態であることに注意すると、アーティスト  $a$  の対象曲  $m$  に関し、第  $\tau+1$  週における顧客グループ  $(I, J)$  による売上枚数の期待値  $S_{IJ:a,m}(\tau+1)$  は、

$$S_{IJ:a,m}(\tau+1) = N(a) \cdot Q_{IJ}(a, m) \{p_{IJ:4}(\tau+1) - p_{IJ:4}(\tau)\}$$

で与えられる。したがって、アーティスト  $a$  の対象曲  $m$  の第  $\tau+1$  週における総売上枚数の期待値は

$$S_{a,m}(\tau+1) = \sum_{I \in I} \sum_{J \in J} S_{IJ:a,m}(\tau+1)$$

となる。同様に、アーティスト  $a$  の対象曲合計に関しては、

$$S_{IJ:a,All}(\tau+1) = N \cdot Q_{IJ}(a, All) \{p_{IJ:4}(\tau+1) - p_{IJ:4}(\tau)\}$$

$$S_{a,All}(\tau+1) = \sum_{I \in I} \sum_{J \in J} S_{IJ:a,All}(\tau+1)$$

が成立する。

STEP 6. 二乗誤差の算出

アーティスト  $a$  の対象曲  $m$  に関し、第  $\tau$  週におけるPOSデータ上の売上枚数を  $d_{a,m}(\tau)$  で表す。第20週までの総売上枚数  $D_{a,m}(20)$  は、

$$D_{a,m}(20) = \sum_{\tau=1}^{20} d_{a,m}(\tau)$$

で与えられる。このとき、POS データとマルコフ・モデルの期待値の相対誤差を

$$\epsilon(a, m) = \sqrt{\frac{\sum_{M=1}^{20} \{ \sum_{\tau=1}^M S_{a,m}(\tau) - \sum_{\tau=1}^M d_{a,m}(\tau) \}^2}{D_{a,m}(20)^2}}$$

と定義する。同様に、

$$\epsilon(a, All) = \sqrt{\frac{\sum_{M=1}^{20} \{ \sum_{\tau=1}^M S_{a,All}(\tau) - \sum_{\tau=1}^M d_{a,All}(\tau) \}^2}{D_{a,All}(20)^2}}$$

と書く。

STEP 7. 格子探索による最適パラメータ特定

6つのパラメータ  $(p, r_{add}, r_{fan}, r_{neu}, \zeta, \xi)$  が与えられたとき、STEP 6までを実行し、 $\epsilon(a, m)$  と  $\epsilon(a, All)$  を計算することができる。ここでは、格子探索によってそれぞれの相対誤差を最小にするパラメータ値の特定法について述べる。値  $v$  から値  $w$  まで刻み幅  $c$  で格子探索することを、 $[v, w](c)$  によって表す。本論文では、最適パラメータを特定するために、格子探索を2段階で行う。

第1段階： $p, r_{add}, r_{fan}, r_{neu}, \zeta$  に関しては  $[0.1, 0.9](0.1)$ ,  $\xi$  に関しては  $[0, 0.09](0.01)$  のすべての組合せについて計算を実行する。ただし、制約条件  $r_{add} > r_{fan} > r_{neu}$  を満たさない組合せについては排除する。その結果、相対誤差を最小にする  $(\bar{p}, \bar{r}_{add},$

$\tilde{r}_{fan}, \tilde{r}_{neu}, \tilde{\zeta}, \xi^*$  を特定する。

第2段階:  $\xi^*$  を除き,  $\tilde{f} = \bar{f}, \tilde{r}_{add}, \tilde{r}_{fan}, \tilde{r}_{neu}$  or  $\tilde{\zeta}$  のそれぞれについて,  $[\tilde{f}-0.1, \tilde{f}+0.1](0.02)$  で発生するあらゆる組合せに対し, 計算を実行する. 第1段階と同様に, 制約条件  $\tilde{r}_{add} > \tilde{r}_{fan} > \tilde{r}_{neu}$  を満たさない組合せについては排除する. その結果, 相対誤差を最小にする ( $p^*, r_{add}^*, r_{fan}^*, r_{neu}^*, \zeta^*, \xi^*$ ) を特定する.

第2段階で求まる最小相対誤差が  $\frac{1}{8}$  以下であるとき, POS データ上の顧客行動は本論文で提案されたマルコフ・モデルによって説明可能であると定義する. 実際の計算では, 対象アーティストと対象曲のすべてについて, マルコフ・モデルによる説明可能性が成立した.

## 6. 分析結果

### 6.1 POS データ分析結果

第5節で述べたアルゴリズムを実装し, POS データを分析した結果について論じる. 紙数の制約により, 各アーティストの対象曲合計についての分析に絞る. 相対誤差の最大値は,  $\epsilon^*(\text{Mr. Children}, All) = 0.0761$ , 最小値は,  $\epsilon^*(\text{EXILE}, All) = 0.0141$  であった. この2つの場合について, 週毎の売上枚数期待値と実際の売上枚数をグラフ化したものを図2に示す. また, 特定された最適パラメータの値を表7にまとめる.

Mr. Children vs. 浜崎あゆみ: Addict の割合が比較的高く Ultra Sensitive+Sensitive の割合が極めて高いという点で, Mr. Children と浜崎あゆみは共に傑出している. これは, 熱狂的ファン層を中核としてアーティスト・ブランド力を確立していることを意味し, CD リリース後の売上立上りの速さを説明している. このスピードに関して2人は拮抗しているが, 強いて言えば Mr. Children は浜崎あゆみよりリリース後の売上スピードは速い ( $p^*: 0.42$  vs.  $0.38$ ). このスピードの速さは, Mr. Children が大きな  $p^* \times \zeta^*$  の値を持つことにも表れている ( $p^* \times \zeta^*: 0.41$  vs.  $0.24$ ). 表8より, 実際の POS データで検証してみると, CD リリース直後2週間の売上枚数は, Mr. Children が 11,240 枚 (全売上の 78.4%), 浜崎あゆみが 6,383 枚 (全売上の 77.5%) となっており, パラメータによる分析結果と一致している.

しかし, 2人の本質的な違いは, むしろピーク以後の売上持続力に表れており, Mr. Children が Fat Tail

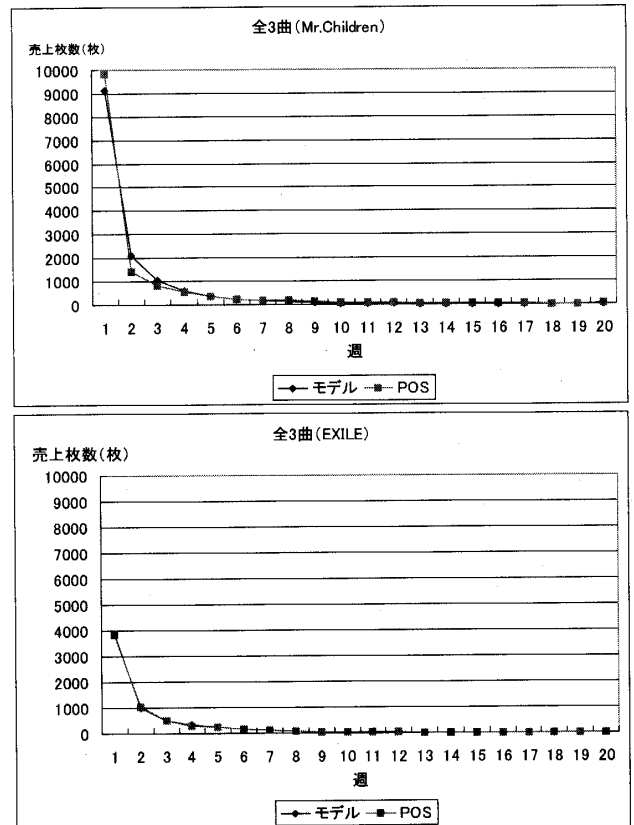


図2 Mr. Children (上) と EXILE (下) の売上時系列

表7 各アーティスト別パラメータ分析結果

	Ultra Sensitive	Addict	Insensitive
Mr.Children(全3曲)	0.514	0.104	0.161
ケツメイシ(全4曲)	0.219	0.088	0.394
浜崎あゆみ(全4曲)	0.450	0.134	0.116
平井堅(全5曲)	0.263	0.031	0.280
EXILE(全3曲)	0.412	0.054	0.173

	$\xi^*$	$\zeta^*$	$p^*$	$r_{add}^*$	$r_{fan}^*$	$r_{neu}^*$	$\epsilon^*$
Mr.Children(全3曲)	0.09	0.98	0.42	0.86	0.84	0.02	0.0761
ケツメイシ(全4曲)	0.09	0.84	0.22	0.88	0.80	0.16	0.0152
浜崎あゆみ(全4曲)	0.03	0.68	0.36	0.84	0.36	0.02	0.0228
平井堅(全5曲)	0.02	0.86	0.38	0.98	0.88	0.56	0.0693
EXILE(全3曲)	0.08	0.44	0.46	0.92	0.66	0.10	0.0141

を持つのに比べ, 浜崎あゆみは5人のアーティストの中でも最小の Thin Tail となっている ( $r_{fan}^*: 0.84$  vs.  $0.36$ ). この違いが, 売上枚数の差異を説明していると思われる (14,340 枚 vs. 8,235 枚). 表9より, 最後の10週間の売上を実際の POS データで見ると, Mr. Children は 480 枚 (全売上の 3.3%), 浜崎あゆみが 198 枚 (全売上の 2.4%) となっており, 上述の分析結果が実証されている.

Mr. Children は売上の立上りが速くかつ Fat Tail を持つという最強のパターンを示している. この地位をさらに強化するためには, 曲に惹かれた顧客層を熱狂的ファンへと変貌させ, 中核的ファン層の土

表8 各アーティストにおける第1~2週目の売上枚数

Mr.Children(全3曲)				ケツメイシ(全4曲)			
週	1	2	売上枚数	週	1	2	売上枚数
売上(枚)	9806	1434	14340	売上(枚)	2634	962	6566
累積売上(枚)	9806	11240		累積売上(枚)	2634	3596	
売上割合	0.684	0.1		売上割合	0.401	0.147	
累積売上割合	0.684	0.784		累積売上割合	0.401	0.548	

浜崎あゆみ(全4曲)				平井堅(全5曲)			
週	1	2	売上枚数	週	1	2	売上枚数
売上(枚)	5126	1257	8235	売上(枚)	5206	2054	12486
累積売上(枚)	5126	6383		累積売上(枚)	5206	7260	
売上割合	0.622	0.153		売上割合	0.417	0.165	
累積売上割合	0.622	0.775		売上累積割合	0.417	0.581	

EXILE(全3曲)			
週	1	2	売上枚数
売上(枚)	3836	1021	6539
累積売上(枚)	3836	4857	
売上割合	0.587	0.156	
累積売上割合	0.587	0.743	

表9 各アーティストにおける第11~20週目の売上枚数

Mr.Children(全3曲)											
週	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	売上枚数
売上(枚)	103	73	59	57	47	42	27	22	20	30	14340
累積売上(枚)	103	176	235	292	339	381	408	430	450	480	割合合計(11~20週)
売上割合	0.007	0.005	0.004	0.004	0.003	0.003	0.002	0.002	0.001	0.002	0.033

ケツメイシ(全4曲)											
週	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	売上枚数
売上(枚)	121	103	70	63	62	44	46	36	26	17	6566
累積売上(枚)	121	224	294	357	419	463	511	547	573	590	割合合計(11~20週)
売上割合	0.018	0.016	0.011	0.01	0.009	0.007	0.007	0.005	0.004	0.003	0.09

浜崎あゆみ(全4曲)											
週	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	売上枚数
売上(枚)	16	27	21	15	20	23	19	14	26	17	8235
累積売上(枚)	16	43	64	79	99	122	141	155	181	198	割合合計(11~20週)
売上割合	0.002	0.003	0.003	0.002	0.002	0.003	0.002	0.002	0.003	0.002	0.024

平井堅(全5曲)											
週	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	売上枚数
売上(枚)	127	136	88	71	83	58	57	46	49	33	12486
累積売上(枚)	127	263	351	422	505	563	620	666	715	748	割合合計(11~20週)
売上割合	0.01	0.011	0.007	0.006	0.007	0.005	0.005	0.004	0.004	0.003	0.06

EXILE(全3曲)											
週	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	売上枚数
売上(枚)	42	24	18	18	13	10	10	12	18	17	6539
累積売上(枚)	42	66	84	102	115	125	135	147	165	182	割合合計(11~20週)
売上割合	0.006	0.004	0.003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.002	0.003	0.003	0.028

台を拡大するマーケティング戦略が有効である。浜崎あゆみに関しては、熱狂的なファン層を維持・強化しつつ、曲の魅力によって購買するファン層を拡大し、売上の急速な立上げと Fat Tail 化の同時実現を目指すマーケティング戦略が重要となる。

ケツメイシ vs. 平井堅：ケツメイシと平井堅は、Addict と Ultra Sensitive+Sensitive の割合が比較的低いという特徴を持つ。これは、個別的な曲の魅力に惹かれた顧客層が売上を支えていることを意味し、自立したアーティストとしてのブランド力が未だ確立されていないと思われる。CDリリース後の売上立上がりの遅さと、その分大きな Fat Tail を維持している点が2人の共通点である。前者に関しては、ケツメイシが平井堅よりやや遅い ( $p^*$ : 0.22 vs. 0.38)。後者に関しては、両者とも大きな  $r_{fan}$  を持つという特徴を有しているが、 $p^*$  の値の小ささによってケツメイシの Fat Tail は5アーティストの中で最大となっている。表2から見ると、ケツメイシの弱さは Neutral 層における Ultra Sensitive+Sensitive の割合が極端に低い点にも表れており、購買の少ない顧客層には殆

ど認知されていない。

様々なジャンルで音楽 CD をリリースするという現在の路線を維持するとするならば、ケツメイシに必要なことは、曲のジャンルを好む顧客とケツメイシの曲を好む顧客を分別し、それぞれに対応する別個のマーケティング戦略を実施することである。また、ジャンルを跨ぐキャンペーンを展開し、購買の少ない顧客層に認知されるべくアーティストとしてのブランド力の確立を目指すことが有効である。平井堅に関しては、曲に惹かれて購買する顧客が多数を占めるという現状に対し、平井堅を好む中核的ファン層を育成するマーケティング戦略が必要である。

EXILE: EXILE は、 $p^*$ (0.46), Ultra Sensitive+Sensitive の割合 (0.71) の値の大きさにより、Mr. Children と浜崎あゆみに次ぐリリース後の売上スピードの速さを実現している。しかし、 $p^* \times \xi^*$  の値 (0.20) は5アーティストの中でケツメイシに次いで低い。ケツメイシの場合、 $p^*$  値の低さによって  $p^* \times \xi^*$  の値が小さくなっているが、EXILE は5アーティストの中で最大の  $p^*$  値を持ちながら最小の  $\xi^*$  値を持つことで積の値を小さくしている点に特徴がある。これは、顧客が EXILE の曲に対して興味を持つスピードは速いが、最終的に購買に至る可能性は低いことを意味し、ケツメイシや平井堅とは異なる理由で2人に次ぐ Fat Tail を実現している。この事実は、表2より Neutral 層における Ultra Sensitive+Sensitive の割合 (0.57) が5アーティストの中で最大であるのにも拘わらず、売上枚数が最小である (6,539 枚) 点にも表れている。

購買の少ない顧客層にも比較的認知されているという現在の強みをさらに強化し、中核的ファン層を育成するマーケティング戦略が有効である。特にリリース後のプロモーションを最大限に強化し、興味を持った顧客を購買に導くことが重要である。

## 6.2 ORICON データ分析結果

本節では、各アーティストの対象曲合計について、POS データに基づく第6節の分析結果が全国市場においても有効であるか否かを、ORICON データを用いることによって検証する。ORICON データは週毎の売上データを提供するのみで、全国市場における顧客の個別的購買履歴データがないため、厳密な意味で比較分析を行うことには無理があるが、以下の大胆な仮説を前提に、可能な範囲で比較・検討することを試みる。



仮説1:アーティスト  $a$  の対象曲合計に対する顧客階層マトリックスに関し, POS データに基づく  $Q(a, All)$  は ORICON データに対しても有効である.

仮説2: ORICON データによる5アーティストの対象曲合計に対し, リリース日から第20週までの売上枚数を  $S_{ORI}$  とし, POS データに対して  $S_{POS}$  を同様に定義する. このとき, ORICON データにおける顧客規模  $N_{ORI}$  は, 第5節 STEP1 で論じられた POS データに基づく顧客規模  $N_{POS}$  より, 次式によって与えられる.

$$N_{ORI} = \frac{S_{ORI}}{S_{POS}} \times N_{POS}$$

仮説1・2を採用することにより, 第5節で述べたアルゴリズムを ORICON データに適用することが可能となる. 相対誤差の最大値は  $\varepsilon^*$ (平井堅,  $All$ ) = 0.0399, 最小値は  $\varepsilon^*$ (ケツメイシ,  $All$ ) = 0.0115 であった. これらの場合について, 週毎の売上枚数期待値と実際の売上枚数をグラフで示したものが図3である. また, 結果として得られた最適パラメータの値を, 表10にまとめる.

Mr. Children vs. 浜崎あゆみ: ORICON データにおいても, CDリリース後の売上立上がりのスピードが他のアーティストに比べて速いという2人に共通の特徴を見て取ることができる. しかし, POS データに見られる Mr. Children の抜群の立上がりスピードは ORICON データでは相当程度の鈍化を見せ ( $p^* \times \xi^*$  について POS vs. ORICON: 0.41 vs. 0.24), Fat Tail もやや小さくなっている ( $r_{fan}^*$  について POS vs. ORICON: 0.84 vs. 0.74). 他のアーティストに対し, 立上がり速かつ Fat Tail を持つという Mr. Children の最強パターンは ORICON データにおいても顕著であるが, POS データに比較するとその度合は弱化していると言えよう. これに対し, 浜崎あゆみの Addict と Fan 層による CD 売上構造は, ORICON データにおいても POS データにおいても殆ど変わらない ( $p^* \times \xi^*$  について POS vs. ORICON: 0.24 vs. 0.24;  $r_{fan}^*$  について POS vs. ORICON: 0.36 vs. 0.44). しかし, Neutral 層の購買行動に大きな違いが見られ ( $r_{neu}^*$  について POS vs. ORICON: 0.02 vs. 0.38), 5アーティストの中で最小の Thin Tail を持つという POS データにおける弱点をかなり克服していることが分かる. ORICON データにおける浜崎あゆみの売上枚数 (2,811,884 枚) が Mr. Children の売上枚数 (2,723,512 枚) を上回り, POS データに

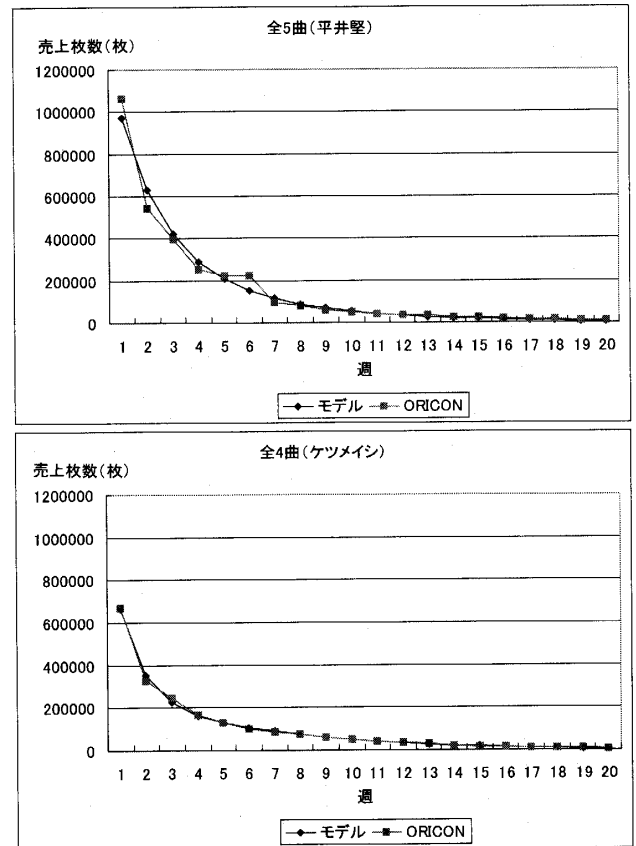


図3 平井堅(上)とケツメイシ(下)の売上時系列

表10 各アーティスト別パラメータ分析結果 (ORICON)

	$\xi^*$	$\zeta^*$	$p^*$	$r_{add}^*$	$r_{fan}^*$	$r_{neu}^*$	$\varepsilon^*$
Mr.Children(全3曲)	0.04	0.86	0.28	0.98	0.74	0.04	0.0394
ケツメイシ(全4曲)	0.09	0.56	0.32	0.96	0.72	0.40	0.0115
浜崎あゆみ(全4曲)	0.06	0.84	0.28	0.88	0.44	0.38	0.0307
平井堅(全5曲)	0.06	0.80	0.30	0.90	0.88	0.68	0.0399
EXILE(全2曲)	0.03	0.96	0.28	0.86	0.82	0.12	0.0130

における関係を逆転している理由がこの点にあると思われる.

ケツメイシ vs. 平井堅: POS データで観察された『CDリリース後の売上立上がりが遅くその分大きな Fat Tail を維持している』という2人の特徴は, ORICON データではより強化されている. ケツメイシの  $p^* \times \xi^*$  は, POS データでは 0.185 であるが ORICON データでは 0.179 とやや小さくなっている. この変化を平井堅で見ると, 0.327 から 0.240 とやはり小さくなっていることが分かる. 同様に Fat Tail の度合に正の影響を与える  $r_{neu}^*$  で比較してみると, ケツメイシは 0.16 から 0.40, 平井堅は 0.56 から 0.68 と共に増大している.

EXILE: POS データにおける『 $p^*$ (0.46) が最大であるにも拘らず  $\xi^*$ (0.44) が最小であることにより,

## 参考文献

ケツメイシに次いで2番目に低い $p^* \times \zeta^*$ (0.202)を持つ』という特徴は、ORICON データにおいては、『 $p^*$ (0.28) が最小であるにも拘らず $\zeta^*$ (0.96) が最大であることにより、最大の $p^* \times \zeta^*$ (0.269)を持つ』という形に逆転している。これを言葉で表現すると、POS データに見られた『顧客が EXILE の曲に対して興味を持つスピードは速いが、最終的に購買に至る可能性は低い』という特徴が、ORICON データにおいては『顧客が EXILE の曲に対して興味を持つスピードは遅いが、一度興味を持てば購買に至る可能性は高い』という特徴に変化していることになる。真の理由を探るにはデータが不十分であるが、注目に値する現象と言えよう。

POS データと ORICON データの比較においては、一般的に、『前者は CD リリース後の売上立上がりスピードがより速く、後者はより大きな Fat Tail を持つ』という現象が観察された。POS データのうち、少なくとも1店舗は都市部にあることが判明しているが、もし POS データが都市部における音楽 CD 市場をより色濃く反映しているとするならば、ORICON データとの比較は農村部を含む音楽 CD 市場との比較を意味し、本節で展開された様々な論点は、より鮮やかな彩りを持つ可能性を孕んでいることになる。

**謝辞** 2名の査読者の提言により論文が著しく改善されたことを、心より感謝申し上げます。また、データ解析コンペティションを通じお世話になった日本オペレーションズ・リサーチ学会マーケティング・インテリジェンス研究部会の皆様、特に、多くの質問に丁寧に対応してくださり有意義なアドバイスを頂いた生田目崇先生には、心からの謝意を表します。本研究は文部科学省科学研究費補助金(基礎研究(C)17510114)の助成を受けております。

- [1] T. W. Anderson and L. A. Goodman: "Statistical Inference about Markov Chains," *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 28, pp. 89-110 (1957).
- [2] F. M. Bass: "A New Product Growth Model for Consumer Durables," *Management Science*, Vol. 15, pp. 215-227 (1969).
- [3] A. S. C. Ehrenberg: "An Appraisal of Markov Brand-Switching Models," *Journal of Marketing Research*, Vol. 2, No. 4, pp. 347-362 (1965).
- [4] D. Horsky and L. S. Simon: "Advertising and the Diffusion of New Products," *Marketing Science*, Vol. 2, No. 4, pp. 1-17 (1983).
- [5] D. Horsky: "A Diffusion Model Incorporating Product Benefits, Price Income and Information," *Marketing Science*, Vol. 9, No. 4, pp. 342-365 (1990).
- [6] A. L. Montgomery, S. Li, K. Srinivasan and J. C. Liechty: "Modeling Online Browsing and Path Analysis Using Clickstream Data," *Marketing Science*, Vol. 23, Issue. 4, pp. 579-595 (2004).
- [7] O. Netzer, J. M. Latten and V. Srinivasan: "A Hidden Markov Model of Customer Relationship Dynamics," Stanford University Research Paper Series No. 1904 (2005).
- [8] C. S. Poulsen, "Mixed Markov and Latent Markov Modeling Applied to Brand Choice Behaviour," *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 7, pp. 5-19 (1990).
- [9] U. Sumita, T. Ise and K. Yonezawa: "Stochastic Analysis of Number of Corporations in a Market Derived from Strategic Policies of Individual Corporations for Market Entry and Retreat," *Journal of the Operations Research Society of Japan*, Vol. 49, No. 1, pp. 1-18 (2006).