

消費者のデモグラフィックス変数、 購買行動と新製品の採用時期

——パネルデータへのスプリット・ハザードモデルの適用——

濱 岡 豊

<要 約>

本研究では、パネルデータを用いることによって、新製品（新ブランド）の採用確率、採用時期と消費者の「行動レベル」での変数と「デモグラフィックス」変数との関係を分析した。具体的には、Sinha and Chandrashekar (1992) の Split Hazard モデルを用いて、重質洗剤の新製品の採用行動について、消費者のカテゴリの購入回数、バラエティシーキングの程度、メーカーへのロイヤリティ、年齢、家族サイズ、消費支出を説明変数として分析を行った。

この結果、すべての消費者が新製品を採用するとは限らないこと、メーカーロイヤリティが高い消費者は早期、最終的にも新製品を採用する確率が高いこと、メーカーロイヤリティが高い消費者は早期、最終的にも新製品のターゲットとなるが、年齢、支出、バラエティシーキングの程度は、早期と長期では逆転していることが示された。つまり、導入後、時間が経過するのに従ってターゲットを変更し、それに伴ってマーケティング行動も変更していかなければならないのである。

<キーワード>

ハザードモデル、パネルデータ、新製品の採用

1. はじめに

新製品の導入は企業のマーケティング行動上重要であり、早期に採用をしたり、他の消費者に影響を与える消費者の特徴の分析が数多く行われてきた。それらの研究方法・用いるデータは次の二つに大別される。

一つ目は、消費者に対して事後的にサーベイを行い、採用時期と消費者の意識、属性との関係を見いだすという方法である。例えば、Rogers (1962:1983) によるイノベーターの研究ではイノベーション採用者を採用時期によって革新的採用者、初期小数採用者、前期多数採用者、後期多数採用者、採用遅滞者に区分している。そして、革新的採用者などの早期採用者は後期採用者と比較して、学歴、読み書き能力、社会的地位などが高く、感情移入、抽象概念、知能などが優れているこ

と、社会参加、相互連結の度合いが高く、オピニオンリーダーシップが高いこと、マスメディア、個人間チャンネルとの接触が多いことなどが示されている。

マーケティングにおいても Sheth (1971) によるステンレス刃剃刀の採用者の分析、Engel et al. (1969) による自動車診断センター（これまでにない新しいサービス）の利用、Day (1971) の食品（新製品だけでなく既存品も含む）の購買といった分析がなされている。これらも事後的に消費者に対してアンケート調査を行ってデータを収集し、分析を行っている。

しかしながら、このように消費者に対してアンケート調査を行い回答させたデータを用いる方法については、回答の誤差、特に採用時期についての記憶が曖昧であることや、行動と回答との一貫性が保証できないこと、例えばバラエティシーキング傾向が強いと「回答した」消費者が、実際にバラエティシーカとして「行動」しているとは限らないことが問題として指摘できる。また、例えば Rogers は横軸に採用時期をとり、ヒストグラムを描くと正規分布になるとして、 $\pm 2\sigma$ 、 $\pm\sigma$ を基準にして区切っているが、いつまでに採用した者を早期採用者とするかといった区切り方についても理論的な根拠があるわけではない。

二つ目は普及パターンとの関係を論じるものである。これは Bass (1969) の「新製品の売上予測モデル」を拡張したものであり、新製品の売上というマクロなデータを用いるという特徴がある。Bass モデルは普及曲線を記述することによって初期購買（売上）を予測しようというものであるが、Gatignon, Eliashberg and Robertson (1989), Takada and Jain (1991) は、このモデルを用いて普及パターンの国際比較を行っている。また、Mahajan, Muller and Srivastava (1990), Dowling and Walsh (1990) は普及曲線の変曲点に着目して消費者の分類を試みている。また、山田 (1994) は行動科学的な見地に基く消費者の分類、製品カテゴリーの分類を行っている。しかしながら、このような方法では国や製品の違いによる普及パターンの相違といったマクロな比較はできても、早期に採用する消費者はどのような特徴を持つか？といったマーケティング上、より重要なインプリケーションが得られないという課題がある。

このように新製品の採用に関する研究は消費者に回答させたマイクロなデータを分析する方法と、集計されたマクロなデータを分析するという二つに大別されるが、それぞれに問題がある。また、これらの研究に共通して、市場に長い間残っている、いわば成功した新製品について分析が偏ってしまうという問題もある。

そこで本研究では、消費者の行動を長期的に記録したパネルデータを用いて、新製品の採用についての分析を行う。パネルデータを上に示した二つの方法と比べると、消費者というマイクロなレベルでの購買（新製品の初購買も含む）行動を分析できること、新製品をいつ採用したかが正確に記録されていること、ロイヤリティ、バラエティシーキングといった指標を消費者の「回答」からでなく、観測された「購買行動」から構成できること、多数の製品をカバーしているため、成功した製

品だけでなく失敗した新製品についての分析もできるといった利点がある。ただし，パネルデータとして入手可能なのは，日用品に限られるという限界もある。

以下では，ある新製品についての採用時期に関して，スピリット・ハザードモデルを適用して，消費者の属性との関係を分析する。

2. モデル

1) hazard モデル

hazard モデルは「期間 duration」を分析するために開発されたモデルであり，工学分野においては製品が故障するまでの期間，医学分野においては発病までの期間の分析などに用いられてきた。その後，労働経済学 [Heckman and Singer (1984), Lancaster (1990)] へと応用範囲が広がり，マーケティングにおいてもリピート期間とマーケティング変数との関係の分析 [Gupta, Sunil (1991), Helsen and Schmittlein (1993), Jain and Vilcassim (1991), Vilcassim and Jain (1991)], 新製品の採用までの期間とマーケティング変数の分析 [杉田, 田島 (1993)] などに用いられている。しかしながら，新製品の採用と消費者の特性について行われた研究はないようである。そこで本研究では，新製品を採用するまでの期間データについて，Sinha and Chandrashekar (1992) が開発した split hazard モデルを適用して分析を行う。その前提として，Lancaster (1990) および Helsen and Schmittlein (1993) を参考にしながら hazard モデルについて概説しておく。

「期間」データには，観測が打ち切られる (censored) という特徴がある。つまり，観測期間中に新製品を採用した消費者については，「採用までの期間」がデータとして得られるのに対して，観測期間中に採用しなかった消費者については，「観測期間中には採用しなかった」という情報しか得られないのである。¹⁾

採用した消費者の採用期間のみを用いて分析すると推定にバイアスが生じることはいうまでもない。採用した者，採用しなかった者，両者のデータがもっている情報を利用して分析しようというのが hazard モデルである。

まず，採用までの期間 t の分布関数を $F(t)$ ，密度関数を $f(t)$ とする。 $F(t)$ を用いると， t まで新製品を採用していない確率 $S(t)$ は次式で表される。この $S(t)$ は生存関数 survival function と呼ばれる。

$$S(t) = 1 - F(t)$$

1) これは右側打ち切りであるが，左側打ち切り（新製品が導入されて数週間たった後，観測が開始された）が生じる可能性もある。ただし，今回のデータでは新製品の導入前から観測されているため，左側打ち切りを考慮する必要はない。

hazard 関数 $h(t)$ とは、密度関数 $f(t)$ を生存関数 $S(t)$ で除したものであり、時間 t において採用していない消費者が、時間 t において新製品を採用する瞬間確率を示す。

$$h(t) = f(t)/S(t) = f(t)/[1 - F(t)]$$

また、分布関数と密度関数の定義より、 $f(t) = F(t)'$ であることから、次の関係が成立する。なお' は t による微分を示す。

$$h(t) = f(t)/[1 - F(t)] = -(\log S(t))'$$

この式の両辺を $0 \sim t$ までの間で積分し、指数の上に乗せることによって $S(t)$ は次式で算出できる。

$$S(t) = \exp\left[-\int h(u) du\right]$$

つまり、 $h(t)$ 、 $f(t)$ 、 $S(t)$ のどれか一つが求められれば、他の関数を求めることができるわけである。分布関数 $F(t)$ は $0 \sim 1$ の値しかとれず、密度関数 $f(t)$ については、非負の値をとり、積分すると 1 とならなければならないといった制約がある。これに対して、 $h(t)$ については、非負の値をとればよく、分布関数、密度関数よりも制約が緩やかであり、計算が容易となるという特徴がある。

なお、ハザード関数 $h(t)$ については次式の比例ハザードモデル proportional hazard model を用いる。

$$h(t) = h_0(t) \exp[\beta z + \delta x(t)]$$

ただし、

$h_0(t)$: base line hazard

z : 時間に依存しない共変量

β : z の重み。

$x(t)$: 時間依存の共変量

δ : $x(t)$ の重み。

である。

つまり、base line hazard 関数 $h_0(t)$ が共変量（消費者の購買行動の特徴、デモグラフィクス変数、マーケティング変数）によって引き上げられたり引き下げられたりするというモデルである（base line hazard 関数の中には z や x が入っていないことに注意）。共変量 z 、 $x > 0$ とすると β もしくは $\delta > 0$ の場合には、その共変量は時間 t における採用確率を高くするということになるので、これら説明変数と採用期間との関係の有無を統計的に検定できるわけである。

ここで問題になるのは、base line hazard 関数の定式化である。例えば Sinha and Chandrashekar (1992) は、対数正規分布、ワイブル分布を用いて推定を行った結果、対数正規分布の方がデータへのフィットが良好であることを示している。このようにどのような分布を仮定するかによって結果が異なる可能性があるため、本研究では指数分布、ワイブル分布、ゴンペルツ分布、アーラン2分布を nest した、よりフレキシブルな Box-Cox formulation を用いる [Jain and Vilcassim (1991)]。これは次式のように表せる。

$$h_0(t) = \exp(\gamma_0 + \gamma_1 t + \gamma_2 \ln(t) + \gamma_3 t^2)$$

これらを用いると次式の尤度関数を計算できることになる。

$$L = \prod f(t_i)^{1-c_i} \times S(t_i)^{c_i} = \prod [h(t_i)S(t_i)]^{1-c_i} \times S(t_i)^{c_i}$$

なお、 i は消費者の番号であり、 c_i は消費者 i が観測期間中に採用した場合には $c_i = 0$ 、採用しなかった場合には $c_i = 1$ となるダミー変数である。また、 t_i は期間であるが、観測期間中に採用した場合には「新製品発売から採用までの期間」、採用しなかった場合には「新製品発売から観測終了までの期間」となる。上式は直感的には、観測期間中に採用した場合には期間そのものの情報を密度関数を通じて用い、さらに観測期間中に採用しなかった場合についても、観測期間中には採用しなかったという情報を生存関数を通じて用いていると解釈できる。

2) Split Hazard モデル

上記の Hazard モデルは、サンプルを分割しておらず最終的にはすべての消費者が新製品を採用するというモデルである。これに対して、Sinha and Chandrashekar (1992) は、すべての消費者が新製品を採用するわけではないことを考慮した Split Hazard モデルを開発した。つまり、消費者が「最終的に新製品を採用する消費者」と「最終的に採用しない消費者」に分類できるとしたのである。そして、「最終的に消費者が採用する確率」を次式のロジットモデルで定式した。

$$P(\text{最終的に消費者 } i \text{ が新製品を採用}) = 1/[1 + \exp(\alpha z_i)] = \eta_i$$

ここで z_i は消費者の属性ベクトルであり、 α はその重みである。

つまり、観測期間中に採用しなかった消費者というのは、「期間中には採用しなかったが最終的には採用する消費者」と、「最終的に採用しない消費者」に分類できるわけである。

このことを踏まえると、観測期間中に採用した消費者については次式が成立する。

$$P(\text{消費者 } i \text{ が最終的に新製品を採用する, 消費者 } i \text{ が新製品を期間 } t_i \text{ で採用}) = \eta_i f(t_i)$$

一方、観測期間中に採用しなかった消費者については次式が成立する。

$$\begin{aligned} & P(\text{消費者 } i \text{ は観測期間中に採用しなかった}) \\ &= P(\text{消費者 } i \text{ は最終的に新製品を採用しない}) \\ &+ P(\text{消費者 } i \text{ は最終的に新製品を採用する, 消費者 } i \text{ は観測期間以降に採用}) \\ &= 1 - \eta_i + \eta_i S(t_i) \end{aligned}$$

これらを用いると上と同様に尤度関数を構成することができる。

$$L = \prod [\eta_i f(t_i)]^{1-\eta_i} \times [1 - \eta_i + \eta_i S(t_i)]^{\eta_i}$$

この尤度関数を最大化することによって、パラメーター α , β , δ を推定できるわけである。

3. 仮説

分析に先立って、最終的な採用確率（ロジットの部分）や採用時期（hazardの部分）と説明変数との関係についての仮説を設定する。なお、ここではオピニオンリーダーシップの度合い、といった入手できない変数についての仮説は設定せず、実証に際して入手可能な変数に限定して仮説を設定する。

● サンプルの異質性

すべての消費者が新製品を採用するわけではない。つまり、最終的に新製品を採用する消費者と、最終的に新製品を採用しない消費者に大別できる (H_0)。

● カテゴリ購入回数

Rogersはオピニオンリーダーであるか否かと言った心理的な次元とは別に、単に購買頻度が高い者は新製品を早期に購入する傾向が強いことを示している。よってカテゴリ購入頻度が高いほど、採用時期は早くなるだろう (H_1)。

● バラエティシーキング度

バラエティシーキング variety seeking 度とは、多様性を追求する程度を示す。多様なブランドを求めるほど、つまりバラエティシーキング度が高いほど、採用確率も高く (H_{2-1})、採用時期も早いであろう (H_{2-2})。

● メーカーロイヤリティ

Guadagni and Little (1983) 以降、パネルデータにロジットモデルを用いてパラメータを推定するという研究では、説明変数として前回にそのブランドを購入したか否かを表すダミー変数（ブラン

ロイヤリティ変数) が用いられ、高い t 値を示している。

しかしながら、新製品の採用に関しては、このブランドロイヤリティ変数を定義することはできない。よって、ここではメーカーへのロイヤリティを説明変数として用いることにする。つまり、新製品を発売するメーカーへのロイヤリティが高いほど、採用する確率は高く (H_{3-1})、採用時期も早くなるだろう (H_{3-2})。

●年齢

年齢が高いほど採用時期は遅くなるだろう (H_4)。

●家族人数

家族人数が多いということに関しては次の二つの効果が考えられる。一つは消費量を増大させることであり、二つ目は家計の中にいる個人が多いほど、多様な製品へのニーズが生じることである。これらはともに、採用確率を高め (H_{5-1})、採用時期を早くする効果をもつだろう (H_{5-2})。

●消費支出

消費支出の大きさについても、二つの効果が考えられる。一つは価格感度を低下させ高価格な製品を購入する確率を高めるということである。新製品のプライシングには浸透価格 (はじめから低価格で販売し一気に浸透率を高める) や、スキミング (はじめは高めにしておき、価格感度が低い者に購入させる。後に価格を低下させ、価格感度が高い消費者に購入させる) などがある。この製品カテゴリでは、スキミングが行われることが多い。つまり、消費支出は採用時期を早めると考えられる。

二つ目の効果は、購入量を増大させるということである。

これら二つの効果は、ともに採用確率を高め、採用時期を早くするだろう。つまり消費支出金額が多いほど、採用確率は高くなり (H_{6-1})、採用時期も早くなるだろう (H_{6-2})。

4. 分析と結果

1) データ

推定に用いたデータはビデオリサーチ社の週次パネルデータである。²⁾ 記録期間は1988年1月から1989年末までであり、製品カテゴリは重質洗剤である。同社のパネルデータは1000家計を対象に収集されているが、上記の期間中に6回以上購入した246家計に限定して分析を行った。

データに含まれているブランド数は13であるが、1988年40週以降に導入された新製品は次の3つである。なお、同一ブランドで異なるサイズがある場合には同一ブランドに集計されている。また実際には、より多くのブランドが存在するがシェアが低いブランド群についてはその他ブランドと一括されている。

2) パネルデータについては八木 (1991)、法政大学産業情報センター、小川編 (1993) を参照。

1988年40以降の新発売ブランド	発売時期	1989年52週までの採用家計数 (浸透率)
P社・ブランドU	88/10月	87家計 (35.3%)
L社・ブランドD	89/3月	30 (12.1%)
K社・ブランドZ	88/10月	38 (15.4%)

以下では、3つの新製品の中で浸透率が高いP社のブランドUの採用について分析を行う。

2) モデル

このデータに関して前述の Split Hazard モデルで推定を行う。仮説で設定した、購買行動の特性およびデモグラフィック変数を説明変数としたが、デモグラフィック変数については1988年1週時点のデータである。購買行動の特性については、1988年1週目～40週までの購買行動を集計することによって、カテゴリ購入頻度、バラエティシーキング度、メーカー別のロイヤリティを下記のよう³⁾に定義した。

購入頻度＝上記期間中に購入した回数

バラエティシーキング度＝上記期間中に購入したブランド数

メーカーロイヤリティ＝各メーカーのブランドを購入した回数/購入頻度

年齢＝世帯主年齢

家族人数＝パネル家計の家族人数

消費支出＝1ヶ月の平均消費支出金額 (全製品カテゴリ)

なお、メーカーロイヤリティに関しては、ブランドUを発売したP社だけでなく、競合相手であるK社、L社についても説明変数として加えた。説明変数間の相関については、カテゴリの購入回数と購入ブランド数との間が0.56、L社へのメーカーロイヤリティとK社へのメーカーロイヤリティとの間が-0.65と若干高かった。しかし、この他の変数間の相関は高くても0.2程度であった。

パラメーターの推定には1988年40週以降のデータを用いた。推定にはTSP³⁾のMLプロシジャ⁴⁾を用い、数値積分については積分点を10点とした Gauss 積分を用いた。

3) TSPについては和合、伴 (1995) を参照。

4) 数値積分については例えば長嶋 (1986)、渡部ら監修 (1989)、Press, et al. (1992) を参照。

3) 推定結果

ハザードモデル ($\alpha = 0$ としたモデル) とスプリットハザードモデルについて推定を行った。推定結果を図表1に示す。A I Cをみるとハザードモデルの949に対して，スプリットハザードモデルでは938となっており，スプリットハザードモデルの方がデータへのあてはまりが良好である。このことより，「 H_0 :最終的に新製品を採用する消費者と，最終的に新製品を採用しない消費者に大別できる。」は支持される。

よって，以下ではスプリットハザードモデルの推定結果に注目して仮説を検証していく。

- H_1 : カテゴリ購入頻度が高いほど，採用時期は早くなる。

この仮説に対応するパラメーターの推定値は-0.1941とマイナスであり，5%水準で有意である。よって，この仮説は棄却された。つまり，カテゴリの購入回数が多い消費者ほど，このブランドを採用する時期は遅くなっているのである。このことは，ヘビーユーザーをとらえることができなかったという，このブランドの問題点を示しているといえる。

図表1 ブランドU (P社) 採用時期についての推定結果

説明変数		モデル	ハザード	スプリットハザード		仮説	
				採用確率 (ロジット部分)	採用時期 (ハザード部分)	採用確率	採用時期
パターン 購買	カテゴリ購入回数		-0.2233**	0.131	-0.1941**		H_1 : +
	購入ブランド数 (バラエティシーキング)		0.7519***	-1.502**	0.6713***	H_{2-1} : +	H_{2-1} : +
ロイヤリ ティ	K社		2.0996**	-2.6135	2.2713***		
	L社		1.2948	-0.061	1.0198		
	P社 (発売元メーカー)		2.8541**	14.293***	2.3737**	H_{3-1} : +	H_{3-2} : +
デモ グラフィ クス	世帯主年齢		-0.0208	0.1297**	-0.0355**		H_4 : -
	家族人数		-0.0114	-0.7398	0.0463	H_{5-1} : +	H_{5-2} : +
	支出		-0.2757***	0.6659**	-0.3419***	H_{6-1} : +	H_{6-2} : +
ハザ ード イン	γ_0		-6.6229***	-6.0902***			
	γ_1		-0.1702**	-0.1977**			
	γ_2		1.8907***	1.9589***			
	γ_3		1.65E-03*	1.72E-03**			
LL		-462.78	-449.14				
A I C		949.56	938.27				

注) *** 1%有意 ** 5%有意 * 10%有意
 仮説の欄には各仮説で期待されるパラメーターの符号を示した。

• H_{2-1} : バリエーションシーキング度が高いほど、採用確率は高い。

H_{2-2} : バリエーションシーキング度が高いほど、採用時期は早い。

バリエーションシーキングの採用確率に対するパラメータは -1.05 と負であり、5%水準で有意である。よって、 H_{2-1} は棄却される。一方、採用時期に関しては 0.67 と正であり1%水準で有意である。よって、 H_{2-2} は支持される。

• H_{3-1} : 新製品を発売するメーカーへのロイヤリティが高いほど、採用する確率は高い。

H_{3-2} : 新製品を発売するメーカーへのロイヤリティが高いほど、採用時期は早い。

P社のメーカーロイヤリティの欄をみると、採用確率、採用時期に関するパラメーターは共に正であり、それぞれ1%、5%水準で有意である。よって、これら二つの仮説は支持された。

なお、仮説は設定しなかったが、競合するL社、K社についてのメーカーロイヤリティも説明変数としてパラメーターを推定した。L社へのロイヤリティについては、採用確率、採用時期ともに有意とならなかったが、K社へのロイヤリティに関しては採用時期について正で1%水準で有意となった。このことは、このブランドは、L社の顧客を引きつけることはできなかったものの、初期の段階においてはK社へのロイヤリティが高い消費者を引きつけること（スイッチングさせること）ができたと解釈できる。

• H_4 : 年齢が高いほど採用時期は遅くなる。

採用時期についてのパラメーターは -0.0355 と負で5%水準で有意である。よって、この仮説は支持される。

• H_{5-1} : 家族人数が多いほど採用確率は高い。

H_{5-2} : 家族人数が多いほど採用時期は早い。

家族人数についてのパラメーターは採用確率、採用時期ともに有意とならなかった。よってこれらの仮説はともに棄却される。

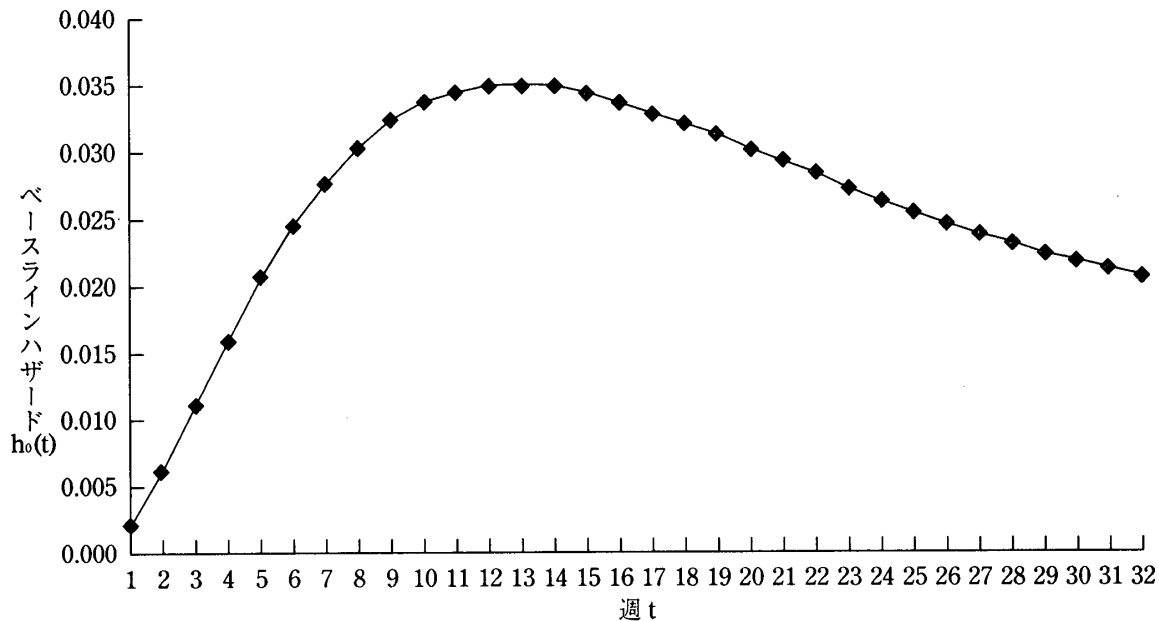
• H_{6-1} : 消費支出金額が多いほど、採用確率は高くなる。

H_{6-2} : 消費支出金額が多いほど、採用時期は早い。

採用確率に関するパラメーターは 0.66 と正であり5%水準で有意である。よって、 H_{6-1} は支持される。一方、採用時期に関するパラメーターは -0.34 と負で1%水準で有意である。よって H_{6-2} は棄却される。

推定されたパラメータを代入してbase line hazard 関数 $h_0(t)$ をプロットした(図表2)。これを見ると、新製品導入後、12~14週間目、つまり導入から3ヶ月(12週)後程度で他の説明変数の影響を除去したbase line hazard の値が高くなっていることがわかる。

コンビニエンスストア、大手スーパーへのPOSシステムの導入が進み、1日毎にデータが集計されるようになった現在、1週間で棚から消えていく新製品もあるという。このことを考えると、

図表2 ベースラインハザード $h_0(t)$ 

この新製品を成功させるためには、base line hazardのピークをより左側に移動させるようなマーケティングを行うことが必要といえるだろう。

一方、この曲線を所与とすると、導入後12~14週目にマーケティング行動を行えば、他の期間と比較して、より少ない費用で採用者を増加させることができるといえる。このように、base line hazardは重要な情報を提供してくれる。

4. 研究のまとめ

本研究では、パネルデータを用いて、重質洗剤の新製品の採用時期と消費者の購買行動、デモグラフィックスとの関係をhazardモデルで分析した。この結果、消費者は最終的に新製品を採用する消費者とそうではない消費者とに大別されるという仮説は支持された (H_0)。

新製品発売元メーカーへのロイヤリティが高いほど、採用確率が高く、採用確率も高いことが示された (H_{3-1} , H_{3-2} とも支持)。

バラエティシーキングの強さは(購入ブランド数)は、採用確率を低下させる一方で、採用時期を早めるという特徴をもっている (H_{2-1} は棄却, H_{2-2} は支持)。これとは逆に、世帯主年齢、消費支出については、採用確率を高めるが、採用時期を遅らせるという結果が得られた (H_4 , H_{6-1} は支持, H_{6-2} は棄却)。

このように、採用確率と採用時期に対する符号が異なっている変数が見られる。このことは早期に採用する消費者と最終的に採用する消費者の特性が異なっていることを示している。今回の結果

を踏まえると、早期の採用者（採用時期について有意となった変数）と最終的な採用者（採用確率について有意となった変数）の特徴を図表3にまとめることができる。

この図表に見られるように、メーカーロイヤリティが高い消費者は早期、最終的にも新製品のターゲットとなるが、年齢、支出、バラエティシーキングの程度は、早期と最終段階では逆転している。つまり、導入後、時間が経過するのに従ってターゲットを変更し、それに伴ってマーケティング行動も変更していかなければならないのである。

今後の課題として以下の4点を指摘しておこう。

一点目は、他カテゴリの製品も含めて、他の新製品についても分析することである。ここで得られたのは、重質洗剤カテゴリにおけるブランドUという新製品の採用時期を分析した結果にすぎない。よって、同一カテゴリの他の新製品、他の製品カテゴリにおける新製品の採用についても分析することが必要である。これについては、パネルデータの利点を強調しておこう。つまり、新製品の分析を行う際には成功した製品に偏ってしまうが、パネルデータは、成功した製品のみならず失敗した製品についてもデータを入手することが可能なのである。

本研究でカテゴリ購入回数が多いほど採用時期が早い (H_1)、支出が大きいほど採用時期が早い (H_{6-2}) といった仮説が棄却されたのは、この新製品がいわゆる失敗した新製品であるためかもしれない。このことを確認するためには、より浸透率が高くなった新製品について分析を行い、比較することが必要になる。

二点目は、リピート購買を含めた分析である。ASSESSORモデル [Urban and Katz (1983)] では新製品の究極的なシェアは最終的な浸透率（トライアル率）と最終的なリピート率の積で与えられている。今回は新製品のトライアル購買についてのみ注目したが、新製品のシェアを考えるためには、リピート購買についても分析することが必要である。いうまでもなく、パネルデータでは、リピート購買についてのデータも得ることができる。

図表3 早期と最終的な採用者の特徴

	初期の採用者の特徴（採用時期について有意な変数について符号を含めて解釈）	最終的な採用者の特徴（採用確率について有意な変数について符号を含めて解釈）
採用確率と時期でパラメーターの符号が異なる変数	年齢低い 支出低い バラエティシーキング度高い カテゴリのライトユーザー	年齢高い 支出大きい バラエティシーキング度低い
採用確率と時期でパラメーターの符号が同じ変数	メーカーロイヤリティ高い	メーカーロイヤリティ高い

三点目は，マーケティング変数など時間共変量の導入である。ビデオリサーチ社のパネルデータではGRP，インストアプロモーションの有無，値引率といったマーケティング変数も記録されており，これを説明変数とすることが可能である。しかしながら，それらを時間積分するという面倒な計算が必要であるため，今回の分析では，これら時間共変量は含めなかった。これらのマーケティング変数：時間共変量を含めた分析も必要だろう。ただし，1人のサンプルに対して1つの期間＝採用時期しか観察できないsingle spell modelに関しては，期間が長くなるのに連れて，時間共変量を積分した値もおおきくなるため，共変量の効果を識別しにくくなるという問題があることに注意しなければならない [Heckman and Singer (1984)]。

パネルデータが得られるのは，日用品に限定されているという限界はあるものの，その分析からは様々な知見が得られると考えられる⁵⁾。今後も，これらの課題を踏まえて，新製品の採用者についての分析を深めていきたいと考えている。

Acknowledgement

本論文は財社会経済生産性本部より「生産性研究助成」を受けた研究成果の一部である。記して謝意を表す。

参考文献

- Bass, Frank M. (1969), "A New Product Growth Model for Consumer Durables", *Management Science*, Vol.15, pp.215-227
- Day, George S. (1971), "Attitude Change, Media and Word of Mouth," *Journal of Advertising Research*, Vol.11, No.6, pp.31-40
- Dowling, Grahame R. and Paul K. Walsh (1990), "Describing The New Product Adoption Behavior of Countries using a New Product Growth Model", *Behavioral Science*, Vol.35, No4, pp.269-280
- Ehrenberg, Andrew. S. C. and Gerald J. Goodhardt (1968), "A Comparison of American and British Repeat-Buying Behavior", *Journal of Marketing Research*, Vol.5, Feb., pp.29-33
- Ehrenberg, Andrew. S. C., Gerald J. Goodhardt and T. Patrick Barwise (1990), "Double Jeopardy Revisited", *Journal of Marketing*, Vol.54, Vol.54, pp.82-91
- Engel, James F., Roger D. Blackwell and Robert J. Kegerreis (1969), "How Information Is Used to Adopt an Innovation," *Journal of Advertising Research*, Vol.9, No.4, pp.3-8
- Gatignon, Hubert, Jehoshua Eliashberg, and Thomas S. Robertson (1989), "Modelling Multinational Diffusion Patterns: An Efficient Methodology", *Marketing Science*, Vol.8, No.3, pp.231-247
- Guadagni, Peter M. and John D. C. Little (1983), "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data", *Marketing Science*, Vol.2, No.3, pp.203-238
- Gupta, Sunil (1991), "Stochastic Models of Interpurchase Time with Time-Dependent Covariates", *Journal of Marketing Research*, Vol.128, Feb., pp.1-15

5) 残念ながらビデオリサーチ社のパネルデータの収集は中断されている。

- Heckman, James J. and Burton Singer (1984), "Econometric Duration Analysis", *Journal of Econometrics*, Vol.24., pp.63-132
- Helsen, Kristiaan and David C. Schmittlein (1993), "Analyzing Duration Times in Marketing: Evidence for the Effectiveness of Hazard Rate Models", *Marketing Science*, Vol.11, No.4, pp.395-414
- 法政大学産業情報センター, 小川孔輔編 (1993), 『POSとマーケティング戦略』, 有斐閣
- Jain, Dipak C. and Naufel J. Vilcassim (1991), "Investigating Household Purchase Timing Decisions: A Conditional Hazard Function Approach", *Marketing Science*, Vol.10, No.1, pp.1-23
- Katz, E. and Paul F. Lazarsfeld (1955), *Personal Influence*, Free Press (竹内郁郎 (訳) 『パーソナル・インフルエンエンス』, 芦書房)
- Lillard, Lee A. (1993), "Simultaneous Equations for Hazards — Marriage Duration and Fertility Timing", *Journal of Econometrics*, Vol.56., pp.189-217
- Lancaster, Tony (1990), *The Econometric Analysis of Transition Data*, Cambridge Univ. Press
- Mahajan, Vijay, Eitan Muller, and Rajendra K. Srivastava (1990), "Determination of Adopter Categories By Using Innovation Diffusion Models", *Journal of Marketing Research*, Vol.27, Feb., pp.37-50
- 長嶋 (1986), 『数値計算法 第2版』, 槇書店
- Press, et al. (1992), *Numerical Recipes in FORTRAN 2nd ed.*, Cambridge Univ. Press
- Rogers, Everett M. (1962), *Diffusion of Innovations*, The Free Press
- (1983), *Diffusion of Innovations: 3rd ed.*, The Free Press (青池慎一, 宇野善康 (訳) 『イノベーション普及学』 産能大学出版会)
- Sheth, Jagdish N. (1971), "Word of Mouth in Low-Risk Innovations," *Journal of Advertising Research*, Vol.11, No.3, pp.15-18
- Sinha, Rajiv K. and Murali Chandrashekar (1992), "A Split Hazard Model for Analyzing the Diffusion of Innovation", *Journal of Marketing Research*, Vol.29., pp.116-17
- 杉田善弘, 田島博和 (1993), 「効用の概念を取り込んだ新製品トライアル購買モデル」, 日本マーケティング・サイエンス学会第54回研究大会レジメ
- Takada, Tirokazu and Dipak Jain (1991), "Cross-National Analysis of Diffusion of Consumer Durable Goods in Pacific Rim Countries", *Journal of Marketing*, Vol.55, April, pp.48-54
- Urban, Glen L. and G. M. Katz (1983), "Pretest-market Models: Validation and Manegirial implications", *Journal of Marketing Research*, Vol.20, Aug., pp.221-234
- Vilcassim, Naufel J. and Dipak C. Jain (1991), "Modeling Purchase-Timing and Brand-Switching Behavior Incorporating Explanatory Variables and Unobserved Heterogeneity", *Journal of Marketing Resarch*, Vol.28, Feb., pp.29-41
- 和合肇, 伴金美, (1995), 『TSPによる経済データの分析 第2版』, 東京大学出版会
- 渡部ら監修 (1989), 『Fortranによる数値計算ソフトウェア』, 丸善
- 八木滋 (1991), 「スキャンパネルデータによるマーケティング研究とモデル開発の現状」, 『マーケティング・ジャーナル』, Vol.11, No.2, pp.43-47
- 山田昌孝 (1994), 「新製品普及パターンの分類」, 日本マーケティング・サイエンス学会研究大会レジメ