

新製品採用時期による消費者分類のためのブランド選択モデルⁱ

A Brand Choice Model for Consumer Categorization based on the Time of New Product Adoption

伴 正隆ⁱⁱ
(Masataka BAN)

【要約】

消費者を新製品の採用時期によってカテゴリに分類するブランド選択モデルを提案している。具体的には、消費者間で異質なパラメータを持つ階層ベイズ・プロビットモデルに時間閾値パラメータを導入することで、消費者が新製品採用時期を基準として適切なカテゴリに分類される。消費者異質なパラメータはマルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC) 法によって推定し、カテゴリ内消費者の属性やパラメータ推定値を要約することで、カテゴリごとに性質を記述する。

単一カテゴリモデルと、いくつかの複数カテゴリを持つモデルを比較した結果、家庭用洗濯洗剤カテゴリでは5つの消費者カテゴリを持つモデルが優れていることが実証された。さらに、はじめに新製品を採用するカテゴリは新製品の市場投入後からおよそ13週目までであり、このカテゴリの消費者は洗濯洗剤カテゴリのTVCMに頻繁に露出する傾向にある。また新製品投入後2番目までのカテゴリは広告ストック変数に対して正の反応を示していることが示された。

キーワード：新製品採用、階層ベイズ・プロビットモデル、マルコフ連鎖モンテカルロ法

【Abstract】

A brand choice model for consumer categorization in terms of a new product adoption is proposed. In particular, by introducing time threshold parameters into hierarchical bayes probit model with consumer heterogeneous parameters, consumer is categorized into an adequate category based on the time of new product adoption. The Markov chain Monte Carlo (MCMC) method is applied to estimate these heterogeneous parameters. Then, some predispositions of each category are described by summarizing the consumer demographics and parameter estimates.

Compared among single category model and some multiple category models, empirical results show that the model with five categories performs better than other models in a laundry detergent product category. Moreover, they show that the first adoption category has a period from the time of new product launching to about 13th week. Consumers in this category tend to be frequently exposed to the TVCM. The first two categories positively respond to advertising stock variable.

Keywords : new product adoption, hierarchical bayesprobit model, Markov chain Monte Carlo method.

1. はじめに

新製品研究の対象分野は広範である。学術研究のみならず実務家によってもイノベーションという括りでさまざまな角度から研究がなされている。Hauser et al. (2006) では、それらイノベーションに関する多くの文献をマーケティング・サイエンスの視点から (1) イノベーションに対する消費者の反応, (2) イノベーション推進のための組織構造, (3) 技術革新戦略と市場戦略, (4) 製品開発の誘因, (5) 新規参入による市場のうまみ, 新規参入への防衛などのイノベーションの成果といった5つの分野に分類し、それぞれについて概説している。ここでHauserらが意図して対象分野の最初に消費者の反応を挙げているのは、イノベーションの採用・普及には第一に消費者理解が必須だからである。さらに彼らは (1) について a. イノベーションを採用しやすい消費者特性というミクロな視点に基づく研究, b. イノベーションの普及パターンやスピードというマクロな視点に基づく研究, c. ネットワーク外部性の影響に関する研究の3種類に整理している。

イノベーション採用に関する研究での主流は新規採用者の革新度等の特性を把握することである。その代表的なものはRogers (1962) である。Rogersは、図1に示すように、イノベーション採用までの時間によって採用者を5つのカテゴリに分類する概念モデルを提示している。Rogersはいくつかのイノベーション普及に関する研究において累積採用者分布がS字型になることからこの採用者数分布に正規分布を仮定し、カテゴリの革新性の高さ、つまり採用時期の早いカテゴリから順に、革新者、初期採用者、前期多数派、後期多数派、遅滞者と名付け、それぞれのカテゴリについて社会学的な見地から採用者特性を述べている。

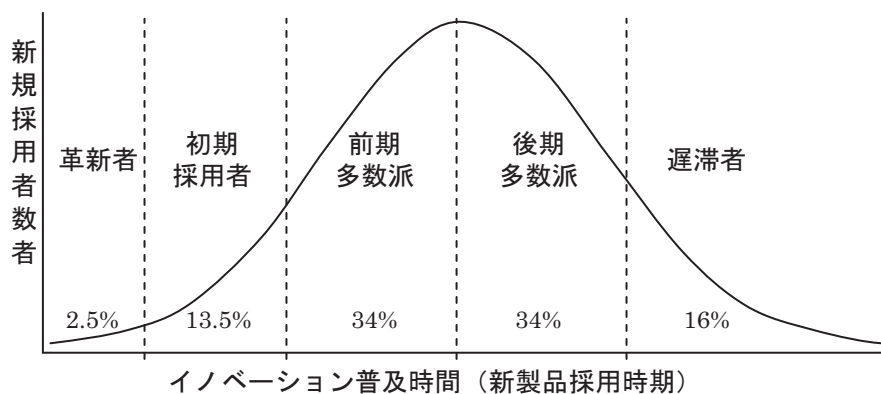


図1 採用者カテゴリとイノベーションカーブ
(出所：Rogers (1962) pp.112. 横軸の名称は筆者が加筆した)

この分野ではまた、採用者の革新度とその採用者の属性データとの関連を調査したMidgeley and Dowling (1993) やIm et al. (2003)、新製品採用者の採用確率に対する採用者革新度と広告等マーケティング変数の効果を測定しているSteenkamp and Katrijn (2003) がある。

イノベーションの普及に関する研究分野ではBass (1969) で提案された新製品の売上予測モデルが大きな幹となり、これを拡張したものが多数を占める。いくつか代表的なものを挙げると、Horsky and Simon (1983) やKalish and Lilien (1986) のように説明変数に外生変数を組み込んだもの、Venkatesan et al. (2004) のようにモデルの推定方法を改良したものがある。また、Bassモデルを基本として採用者カテゴリの特徴を調べた研究にはMahajan et al. (1990) やWeerahandi and

Dalal (1992) がある。

また濱岡(1998)は、上に挙げた採用者分析のようにアンケートの採用後データを用いたものでは回答誤差や採用時点記憶の曖昧さがあり、新製品普及分析のように集計データを用いたものでは早期採用者がどのような特徴を持つか詳細には分析できないことを指摘し、それらのデメリットを補うために消費者パネルデータを用いて、スプリット・ハザードモデルによって採用時期と世帯主年齢や家族人数、1ヶ月の平均消費支出金額等の家計デモグラフィクスとの関係を示した。

しかしいま、新製品を早期採用する消費者がどのような属性を有するかが分かっただけでは、これらの消費者にどのようなマーケティング活動を為すべきかを判断することは難しい。より精度の高い意思決定を行うためには、新製品普及の各段階にどのような消費者が分類されるか、さらに消費者カテゴリが各種マーケティング施策にどのような反応をする集団であるかを知る必要がある。そこで本研究では、消費者の新製品採用までの時間を基準として消費者を複数のカテゴリに分類すると同時に、消費者属性とマーケティング変数に対する反応によってカテゴリの特徴を説明するモデルを提案する。新製品採用時期による消費者のカテゴリ分類とカテゴリの特徴把握によって、新製品投入後にいつどのようなマーケティング施策を行うべきかが判断できるようになる。また、濱岡(1998)の指摘を参考にして消費者パネルデータとパネルのテレビ広告露出データがセットになったシングルソース・データを用いて実証分析を行う。

本稿の構成は次の通りである。第2章では消費者の新製品採用時期を基準とした消費者分類のためのブランド選択モデルを提案し、第3章において提案モデルを家庭用選択洗剤シングルソース・データに適用し、その実証分析の結果と解釈を示す。第4章はまとめと今後の課題である。なお、モデルの推定はマルコフ連鎖モンテカルロ(MCMC)法によって行い、ハイパーパラメータの設定と完全条件付き事後分布は付録に記す。

2. モデル

本研究で提案するモデルは、階層ベイズ・プロビットモデルに、消費者の新製品採用までの時間を基準変数として消費者を分類する時間閾値パラメータを組み込んだものである。階層ベイズ・プロビットモデルは、近年のマーケティング研究において、消費者が多くのブランドの中から1つのブランドを選択する状況をモデル化したブランド選択モデルとして一般的なものである。本章ではまず通常のプロビットモデルについて効用関数とブランド選択確率を定義することから始め、次いで提案モデル、マーケティング変数として使用するストック変数の構成、事前分布の設定の順に解説する。

2.1 プロビットモデル

まず消費者 h が購買機会 t 期にブランド j に対して有している効用 u_{jht} を各種マーケティング変数 x_{jht} の線形結合として表す。ここで x_{jht} はブランドごとの切片を含んだ m 次元の行ベクトルである。 ε_{jht} を確率的誤差項とし、プロビットモデルでは正規分布を仮定する。また、本研究では消費者間の異質性を仮定し、マーケティング変数に対して消費者ごとに異なる市場反応係数ベクトル β_h を設定する。すると確率的効用は確定的な項 $x_{jht}\beta_h$ と確率的な項 ω_{jht} から成り、以下のように表現される。

$$u_{jht} = x_{jht}\beta_h + \omega_{jht}, \quad (h=1, \dots, H, j=1, \dots, J, t=1, \dots, T_h) \quad (1)$$

また、モデルの識別性を確保するため、特定のブランドを基準ブランドとして設定し、ある消費者の効用 u_{jht} は基準ブランドに対する相対効用としている。本論文ではデータセットの $J+1$ 番目のブランドを基準ブランドとし、ブランド1から J までのマーケティング変数それぞれにおいてブランド $J+1$ の変数との差を取り $u_{J+1,ht} = 0$ と基準化している。

つぎに、消費者のブランド選択の状況において効用最大化原理を仮定すると、購買時点 t において

ブランド j が選択される確率は

$$\Pr(I_{jht} = 1) = \Pr(u_{jht} = \max\{u_{1ht}, \dots, u_{jht}, u_{j+1,ht}\}, j=1, \dots, J+1) \quad (2)$$

となる. ここで I_{jht} はブランド j が選択されたときに1, 選択されない場合に0をとるブランド選択変数である.

また, 各変数を $u_{ht} = (u_{1ht}, \dots, u_{jht})'$, $x_{ht} = (x'_{1ht}; \dots; x'_{jht})'$, $\omega_{ht} = (\omega_{1ht}, \dots, \omega_{jht})'$ とし, 誤差項の分散共分散行列を Σ とすると(1)式は

$$u_{ht} = x_{ht}\beta_h + \omega_{ht}, \quad \omega_{ht} \sim N(0, \Sigma) \quad (3)$$

と表現できる. ここで $'$ は転置記号である.

2.2 時間閾値パラメータを含む効用関数

Rogers (1962)ではイノベーション採用までの時間の長さによって新製品の新規採用者を5つのカテゴリに分類する概念モデルを提示している. これを参考に, 消費者間の異質性を仮定する一方で, 消費者をそれぞれの新製品採用時期を基準として同質的なカテゴリに分類するために, カテゴリ内では緩やかな共通性を持つ効用構造を考え, (3)式を

$$u_{ht}^{(k)} = x_{ht}^{(k)}\beta_h^{(k)} + \omega_{ht}^{(k)}, \quad \omega_{ht}^{(k)} \sim N(0, \Sigma^{(k)}), \quad k=0, 1, \dots, K. \quad (4)$$

とする. ここで k はカテゴリを識別する記号であり, $k=0$ は分析期間内に新製品を採用しないカテゴリとする. また, 消費者 h の新製品採用時期 d_h と, カテゴリを分け隔てる時間閾値パラメータ $\gamma_i (i=1, \dots, K-1)$ を導入し, 効用関数を次のように定式化する.

$$u_{ht} = \begin{cases} x_{ht}^{(0)}\beta_h^{(0)} + \omega_{ht}^{(0)}, & \text{新製品採用せず} \\ x_{ht}^{(1)}\beta_h^{(1)} + \omega_{ht}^{(1)}, & d_h < \gamma_1 \text{のとき} \\ \vdots & \vdots \\ x_{ht}^{(k)}\beta_h^{(k)} + \omega_{ht}^{(k)}, & \gamma_{k-1} \leq d_h < \gamma_k \text{のとき} \\ \vdots & \vdots \\ x_{ht}^{(K)}\beta_h^{(K)} + \omega_{ht}^{(K)}, & d_h \geq \gamma_{K-1} \text{のとき} \end{cases} \quad (5)$$

2.3 スtock変数の構成

マーケティング活動の長期効果を考慮して, 分析では広告stock変数とブランド・ロイヤルティ変数(BL変数)の2種類のstock変数を用いる. ここで説明変数 x_{jht} を $x_{jht}^{(k)} = (\text{Constant}_j, AS_{jht}^{(k)}, BL_{jht}^{(k)}, b_{jht})$ とする. AS_{jht} と BL_{jht} がそれぞれ, ブランド $J+1$ の量を差し引いた, 消費者 h が購買機会 t 期に有しているブランド j の広告stock量とBL変数である. Constant_j は j 番目の要素が1でそれ以外がゼロのベクトル, b_{jht} は店内プロモーションなどといった広告stockとBL変数以外のマーケティング変数である.

本研究で使用するシングルソース・データでは消費者パネルごとに毎週のTV広告露出回数がカウントされており, 広告stockはパネルごとブランドごとに毎週累積されていくものとする. いま F_{jhv} を w 週のTV広告露出回数, $\rho_h^{(k)}$ を消費者 h の広告残存効果パラメータとし, 基準ブランドの量を差し引く前の広告stock $S_{jhv}^{(k)}$ を, Clarke (1976)やTerui and Ban (2008)でも用いられているように, koyck型の分布ラグモデルによって定義する.

$$S_{jhv}^{(k)} = \rho_h^{(k)} S_{jhv-1}^{(k)} + F_{jhv}, \quad (0 < \rho_h^{(k)} < 1), \quad j=1, \dots, J+1 \quad (6)$$

今週の広告ストック S_{jhw} は先週までの累積量の一定割合が繰り越した量 $\rho_h^{(k)} S_{jhw-1}^{(k)}$ と、今週のTV広告露出回数 F_{jhw} で構成される。広告ストック量の初期値について、新製品ブランドについてはゼロを、新製品以外の各ブランドは期間中の平均値 $S_{jh0}^{(k)} = \sum_w F_{jhw} / (1 - \rho_h^{(k)}) W$ を用いる。

広告ストックが週次データであるのに対し、購買データは購買時点のみが記録されているため、モデルの推定では購買時点のデータを抜き出して $S_{jht}^{(k)}$ として使用する。また、モデルの識別性確保のため、 $AS_{jht}^{(k)} = S_{jht}^{(k)} - S_{j+1,ht}^{(k)}$ として効用関数の説明変数として用いる。

BL変数は Guadagni and Little (1983) での構成と同様に、基準ブランド $J+1$ の量を差し引いていないブランド・ロイヤルティ $GL_{jht}^{(k)}$ を

$$GL_{jht}^{(k)} = \tau_h^{(k)} GL_{jht-1}^{(k)} + (1 - \tau_h^{(k)}) J_{jht-1}, \quad (0 < \tau_h^{(k)} < 1), \quad j=1, \dots, J+1 \quad (7)$$

とする。 τ_h は購買残存効果パラメータであり、一期前までの累積量が繰り越した量 $\tau_h GL_{jht-1}$ と、一期前に購買したブランドについては $1 - \tau_h$ が追加される。この変数の初期値は、 $t=1$ において購買のあったブランドでは $GL_{jht}^{(k)} = \tau_h^{(k)}$ 、購買の無いブランドでは $GL_{jht}^{(k)} = (1 - \tau_h^{(k)}) / (J+1)$ とした。また、効用関数の説明変数として用いるためにブランド $J+1$ との差を取り $BL_{jht} = GL_{jht} - GL_{J+1,ht}$ とする。

2.4 事前分布の設定

MCMC法でモデルを推定するためには、各パラメータに事前分布を設定する必要がある。また本研究で提案するモデルは消費者間の異質性を前提として、新製品の採用時期を基に消費者を共通性の高いカテゴリに分類するモデルである。消費者の異質性は、消費者ごとに異なる市場反応係数と2つの残存効果パラメータそれぞれを消費者の属性データに回帰させる階層モデルによって表現する。

$$\beta_h^{(k)} = Z_h \Delta_\beta^{(k)} + \delta_{\beta,h}^{(k)}, \quad \delta_{\beta,h}^{(k)} \sim N(0, \Sigma_\beta^{(k)}) \quad (8)$$

$$\rho_h^{(k)*} = \ln \left[\rho_h^{(k)} / (1 - \rho_h^{(k)}) \right] = R_h \Delta_\rho^{(k)} + \delta_{\rho,h}^{(k)}, \quad \delta_{\rho,h}^{(k)} \sim N(0, \Sigma_\rho^{(k)}) \quad (9)$$

$$\tau_h^{(k)*} = \ln \left[\tau_h^{(k)} / (1 - \tau_h^{(k)}) \right] = T_h \Delta_\tau^{(k)} + \delta_{\tau,h}^{(k)}, \quad \delta_{\tau,h}^{(k)} \sim N(0, \Sigma_\tau^{(k)}) \quad (10)$$

Z_h, R_h, T_h は属性データであり、それぞれ n, o, p 次元とする。 Z, R, T と異なる記号は付しているが、同じデータを使用しても構わない。 $\{\Delta_\bullet^{(k)}, \Sigma_\bullet^{(k)}, (\bullet = \beta, \rho, \tau)\}$ は消費者の共通性を示すパラメータである。また、 $\rho_h^{(k)}, \tau_h^{(k)}$ はともに $(0, 1)$ であるため、ロジット変換したものを被説明変数に使用している。

時間閾値パラメータは家計共通であり、多段階の階層構造を構築することで事前分布を設定することの恣意性を弱めることが難しい。ここでは事前の情報が無いことを積極的に表現するために $\{1, 2, \dots, W\}$ 上の離散一様分布を設定する。

$$\gamma_i \sim U(W) \quad (11)$$

なお、その他のハイパーパラメータの設定とMCMC法のアルゴリズムは付録にて詳説する。

3. 実証分析

3.1 データ

本研究ではビデオ・リサーチ社から提供を受けた家庭用洗濯洗剤のシングルソース・データを用いる。通常のID付きPOSデータに対する利点として、購買データと同一のパネルにおけるTV広告露出状況も観測されているため、相対的に多くの種類のマーケティング変数に対する反応を分析することができ、新製品採用者カテゴリの特徴を把握することにより適していると考えられる。データセットの期間は、ある新製品が市場に投入された1991年25週目から1992年9週目までの35週間

であり、81世帯の345購買機会をモデルの推定に使用し、ランダムに選んだ期間内に新製品を採用しなかった5家計と採用した5家計をホールドアウトサンプルとしてモデルの評価に使用する。ホールドアウトサンプルの購買機会数は37である。

マーケティング変数には、毎週家計ごとブランドごとに記録されているTV広告露出回数から構成した広告ストック、購買時点での定価に対する販売価格の割合である価格掛率、インスタプロモーション (ISP) の有無、チラシ広告の有無、前章で定義したBL変数を用いる。ブランド選択変数とこれらマーケティング変数の平均値をブランドごとに表1に示した。シェアが最も大きいのがブランド1であり価格掛率が最も小さくISPの回数が最も多い。2番目にシェアが大きいのがブランド2である。ここで新製品はブランド6であり、分析期間中のシェアは0.157である。このブランドで行われているマーケティングの特徴として、広告露出回数とISPが相対的に多いことが分かる。また、1980年代後半は水質汚染等の環境問題が深刻化し、それに対応すべく洗濯洗剤の各メーカーにおいて洗剤製品のコンパクト化が行われ、それまでに比べて少ない容量でも同程度の洗浄力を持つ製品が普及した。ブランド6についても、それまで液体洗剤だったものがコンパクト洗剤として新たに市場に投入されたもので、Kotler (2000)における新製品の分類を参考にすると、全く新しい新製品や新規製品ラインではなく、既存製品の改良に該当すると考えられる。

表1 データの要約統計量

	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6	ブランド7
ブランド選択シェア	0.284	0.235	0.133	0.090	0.055	0.157	0.046
価格掛率	0.698	0.740	0.802	0.829	0.906	0.814	0.942
チラシ	0.249	0.261	0.116	0.101	0.064	0.159	0.046
ISP	0.368	0.238	0.078	0.093	0.070	0.293	0.157
BL	0.237	0.248	0.141	0.109	0.091	0.155	0.069
広告露出回数	1.107	1.557	0.812	0.330	0.000	2.565	0.643
広告ストック	1.322	1.903	0.988	0.423	0.005	3.013	0.748

階層モデルにおいて説明変数として使用する家計属性データの要約統計量を表2に示した。mshar変数は家計内ブランド選択シェアの最大値であり、以下で定義する。

$$mshar_n = \max_j \left(\sum_{t=1}^{T_h} I_{jht} / T_h \right) \quad (12)$$

この変数は、同じブランドを選択する傾向にある家計ほど1に近くなり、バラエティ・シーキングな傾向にある家計ほど値は低くなる。Chiang (1991)やMela, Gupta and Lehmann (1997)では、特定のブランドの家計内シェアを家計のそのブランドに対するブランド・ロイヤルティの程度を示す変数として使用しているが、本研究ではそのブランドに関する最大値を使用している。総広告露出回数は分析期間中に7ブランドのTV広告に露出した回数である。各家計の総購買機会数と総広告露出回数は、値に1を加えて対数変換している。

市場反応係数と購買残存効果の階層モデルにはmsharと総購買機会数を用い、購買残存効果の階層モデルではそれに加えて総広告露出回数を説明変数に使用している。

表2 家計属性データ

	平均	標準偏差	最小値	最大値
mshar	0.577	0.208	0.250	1.000
総購買機会数	1.883	0.596	0.000	2.996
総広告露出回数	3.580	0.962	0.000	5.533

3.2 モデルの特定化

本研究ではまず新製品採用によるカテゴリ分類を行わないモデル (カテゴリ数1) を帰無仮説モデ

ルとし、時間閾値パラメータを導入せず新製品採用の有無により消費者を分類するモデル（カテゴリ数2）、時間閾値パラメータを導入し新製品採用者カテゴリを複数設定したモデル（カテゴリ数3以上）とを比較する。各モデルともMCMC法による10000回の繰り返し計算を行い、最初の5000回をburn-inサンプルとして破棄し、その後の5000回を事後分布の推定に使用した。

モデル比較はインサンプルでの対数周辺尤度(ML)とヒット率(HR(1))、さらに平均絶対偏差(MAD(1))によってデータへの適合度を比較する。さらにホールドアウトサンプルでのヒット率(HR(2))と平均絶対偏差(MAD(2))によってモデルの予測力を比較する。MLはNewton and Raftery (1994)による推定方法を利用している。表3に各モデルの評価をまとめた。数値に下線のあるモデルがその指標で最良のモデルである。まずカテゴリ数が1のモデルは各指標で評価が低く、新製品採用の有無で消費者を分類することの有意性が示された。つぎにインサンプルで最も支持されているのはカテゴリ数5のモデルであるが、ホールドアウトサンプルではカテゴリ数4のモデルが最も支持されている。しかし2つのモデル評価に大きな差は無く、以下ではインサンプルでの適合度評価を優先し、カテゴリ数5のモデルでのパラメータ推定結果を紹介する。

表3 モデル比較

カテゴリ数	インサンプル			ホールドアウトサンプル	
	ML	HR(1)	MAD(1)	HR(2)	MAD(2)
1	-8876	47.963	0.1487	27.692	0.2780
2	-3025	63.965	0.1030	28.142	0.2053
3	-1947	66.420	0.0959	28.483	0.2048
4	-1369	69.558	0.0870	<u>29.277</u>	<u>0.2021</u>
5	<u>-1270</u>	<u>69.579</u>	<u>0.0869</u>	28.556	0.2041
6	-1428	68.602	0.0897	27.555	0.2070

3.3. パラメータ推定結果

カテゴリ数5のモデルでは時間閾値パラメータの数は3になる。分析期間中に新製品を採用しない家計を「カテゴリ0」とし、採用する家計グループを採用時期順に「カテゴリ1」から番号を増やしていく。

表4は時間閾値パラメータの推定値と標準偏差である。推定結果から、新製品投入後12.579週目までの家計が最初のカテゴリ、つぎに22.560週目までの家計でカテゴリ2が形成され、さらに30.626週目を区切りとしてカテゴリ3とカテゴリ4が作られている。図2に新製品の普及カーブとカテゴリの位置を示した。図の横軸は新製品投入週を1週目とする週番号、縦軸は推定に用いたデータ期間中に新製品を採用した家計の中での採用率である。図から50%以上の家計がカテゴリ1に分類されていることが分かる。カテゴリ2までの累積で約76%、カテゴリ3まででは約88%である。

表4 時間閾値パラメータ推定結果

	推定値	標準偏差
γ_1	12.579	0.291
γ_2	22.560	1.476
γ_3	30.626	1.637

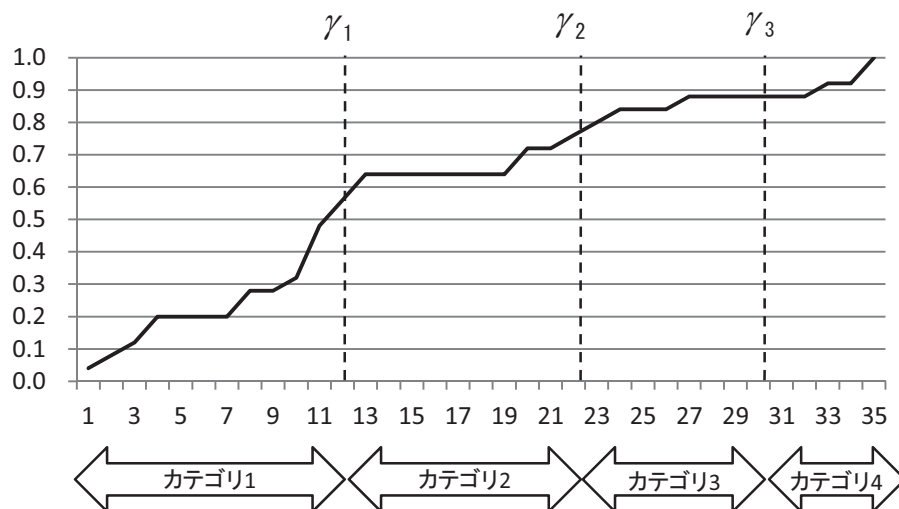


図2 採用者カテゴリと新製品普及カーブ

表5 カテゴリ内消費者属性

カテゴリ	0	1	2	3	4
新製品の採用	非採用	採用			
カテゴリ内家計数	56	14	5	3	3
購買回数	199	92	21	18	15
セグメント内シェア					
ブランド1	0.347	0.207	0.238	0.222	0.067
ブランド2	0.236	0.228	0.286	0.111	0.333
ブランド3	0.171	0.076	0.048	0.167	0.067
ブランド4	0.106	0.022	0.000	0.222	0.267
ブランド5	0.080	0.022	0.048	0.000	0.000
ブランド6	0.000	0.424	0.286	0.278	0.267
ブランド7	0.060	0.022	0.095	0.000	0.000
mshar	0.589	0.526	0.608	0.707	0.411
総購買回数	6.1	10.3	5.2	5.0	6.0
総広告露出回数	48.8	72.6	39.6	59.0	28.7

表6 パラメータ推定結果

カテゴリ	0		1		2		3		4	
新製品の採用	非採用		採用		採用		採用		採用	
切片	平均値	HPD (95%) (70%)	平均値	HPD (95%) (70%)	平均値	HPD (95%) (70%)	平均値	HPD (95%) (70%)	平均値	HPD (95%) (70%)
ブランド1	4.516	18 28	2.790	5 9	1.464	0 2	-0.979	0 1	-2.678	0 1
ブランド2	1.461	10 21	1.743	2 3	-3.639	1 3	-3.151	0 0	-0.283	0 2
ブランド3	1.909	7 18	1.894	0 8	0.707	0 1	1.565	0 0	-2.106	0 1
ブランド4	2.570	5 16	1.122	1 4	-0.919	0 1	3.159	0 1	0.124	0 0
ブランド5	-4.481	17 22	-0.020	3 7	-6.677	2 4	-13.380	1 1	-4.925	1 2
ブランド6	-18.602	38 52	0.725	5 7	-13.388	3 5	-3.305	0 0	0.630	0 0
市場反応係数										
広告ストック	-0.793	13 26	1.271	3 7	3.159	3 4	-1.969	1 2	-2.917	0 2
BL	5.577	8 32	4.034	4 8	1.864	1 3	3.457	0 1	-0.986	0 1
価格掛率	-11.888	7 37	-12.905	7 12	-18.710	4 4	-10.636	1 1	-21.575	2 3
チラシ	4.734	16 34	3.373	5 9	7.169	3 4	3.809	0 1	17.517	0 3
ISP	0.270	4 11	0.438	3 8	0.980	3 3	1.561	0 0	-1.153	0 1
残存効果係数										
購買	0.528	- -	0.558	- -	0.507	- -	0.517	- -	0.544	- -
広告	0.505	- -	0.502	- -	0.640	- -	0.535	- -	0.487	- -

カテゴリごとに家計属性の平均値を求めたものが表5である。カテゴリ1で新製品の期間中のシェアが0.424であり、他のカテゴリと比較して大きいことが分かる。またカテゴリ1は購買機会数が多くTV広告への露出も多い家計の集まりである。一方でmsharから最もブランド・ロイヤルな傾向にある家計が集まっているのがカテゴリ3である。

表6は市場反応係数と残存効果係数の推定値である。表中の平均値は、家計ごとに得た推定値の平均値である。「HPD」は最高事後密度領域 (Highest Posterior Density regions) であり、95%区間

で統計的に有意となった家計の数と、70%で有意となった家計の数をそれぞれカウントしている。カテゴリ間で係数を比較すると、まずカテゴリ0ではBL係数の推定値が最も大きい。初期に新製品を採用するカテゴリ1と2では広告ストック係数が正符号で推定されている。カテゴリ4では価格掛率とチラシの効果が大きいことが分かる。つまり新製品の市場投入後25.56週まではTV広告に積極的に投資し、その後は価格戦略に切り替えることで、新製品採用の面でそれぞれのカテゴリに最適なアプローチをすることができる。

表7 市場反応係数階層モデル推定結果

	市場反応係数				
	広告ストック	BL	価格掛率	チラシ	ISP
カテゴリ0					
切片	5.629*	27.096	-37.861	48.369	1.861
mshar	-8.765*	-8.565	29.954*	-45.305**	6.761
総購買機会数	-0.703	-9.126**	4.637	-9.417**	-3.084
カテゴリ1					
切片	7.241	33.699*	-47.023*	60.052	2.458
mshar	-10.867*	-10.553	37.206*	-56.272**	8.333
総購買機会数	-0.993	-11.371*	5.775	-11.676**	-3.887
カテゴリ2					
切片	8.363	39.377*	-55.393*	70.888**	3.065
mshar	-12.877	-12.446	43.76*	-66.531**	9.561
総購買機会数	-1.116	-13.224*	6.755	-13.75*	-4.604

**：95%有意，*：70%有意

表8 残存効果階層モデル推定結果

購買残存効果	カテゴリ				
	0	1	2	3	4
切片	0.482*	1.338*	-0.174	1.284	2.090
mshar	-0.132	0.152	0.616	-1.185	-1.630
総購買機会数	-0.160*	-0.506*	-0.095	-0.227	-0.644
広告残存効果	カテゴリ				
	0	1	2	3	4
切片	0.288	-0.623	3.572	0.341	-0.523
mshar	-0.117	-0.055	-2.575*	0.890	-0.554
総購買機会数	-0.019	0.149	-0.633	0.520	0.294
総広告露出回数	-0.047	0.077	-0.054	-0.391	0.041

**：95%有意，*：70%有意

表7と表8はそれぞれ階層モデルの推定結果である。市場反応係数については統計的に有意な係数を含むカテゴリ0, 1, 2のみを表示している。msharが低くバラエティ・シーキングな傾向を持つ家計ほどチラシ係数が大きいことや、カテゴリ1と2では総購買機会数が多い家計ほどチラシに反応しないことが分かる。また購買残存効果において、70%基準での有意性ではあるが、総購買回数が多い家計ほど残存効果が低い傾向が伺える。

図3は、 c_k をカテゴリ k に含まれる家計の集合とし、カテゴリ k においてブランドごとに分析期間35週間のシェア $Share_{c,j}^{(k)} = \sum_{h \in c_k} \sum_t^T I_{jht} / \sum_{h \in c_k} T_h$ から、同様に計算した分析期間前65週間のシェア $Share_{p,j}^{(k)}$ を差し引いた値を棒グラフにしたものである。また、図4はカテゴリごとに変化率

$(1 - \text{Share}_{c,j}^{(k)} / \text{Share}_{p,j}^{(k)})$ を計算したものである。ここで、新製品のブランド6とブランド1は同じメーカーである。新製品のシェアの多くがブランド1からのものであり、新製品の投入により共食いを起こしていることが分かる。しかしシェアの変化率を示した図4を見ると、カテゴリ1ではブランド4と5において8割近くものシェアを落としていることが見て取れる。

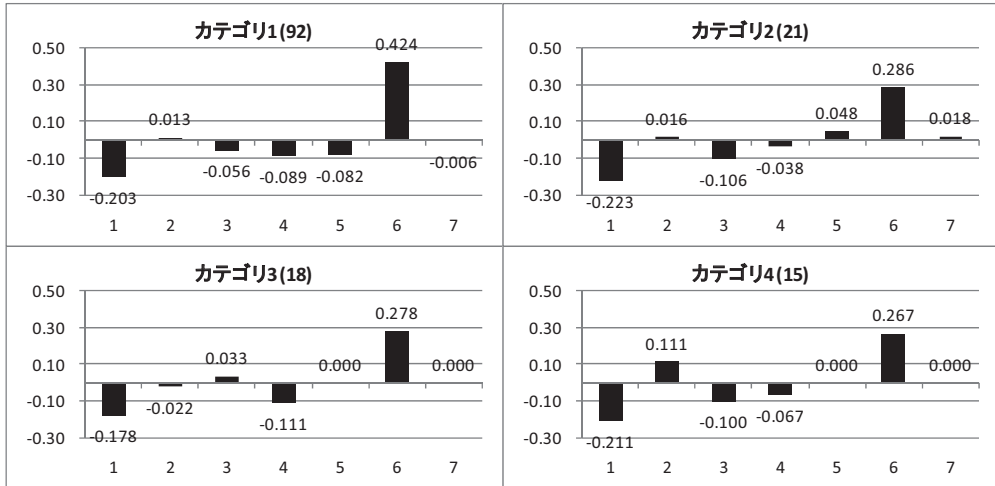


図3 シェア変化量

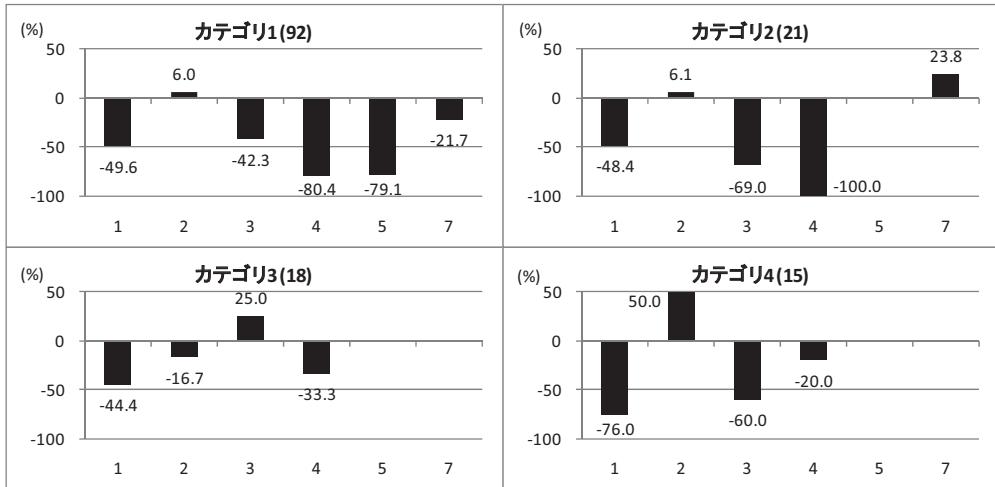


図4 シェア変化率

4. おわりに

本研究では、Rogers (1962)にあるイノベーション採用者カテゴリの概念を参考に、消費者の新製品採用時期を基準として消費者を複数のカテゴリに分類するブランド選択モデルを提案した。このモデルによりマーケティング変数に対する反応を消費者ごとに測定するとともに、カテゴリに分類された消費者個々の特徴を集計することでカテゴリの特徴を記述することが可能になる。

実証分析ではTV広告露出データを含む消費者パネルデータであるシングルソース・データに提案モデルを適用し、新製品を採用するか否かによって消費者をカテゴリに分けた方が、カテゴリに分けないモデルよりもインサンプルでの適合度も、ホールアウトサンプルでの予測力も高く、消

費者を分類することの有意性を示した。さらに今回のデータではインサンプル基準では5つのカテゴリに、ホールダアウトサンプル基準では4つのカテゴリに分類するのが最適であることを示した。5つのカテゴリに分類したモデルのパラメータ推定結果では、3つの時間閾値パラメータがそれぞれ12.579, 22.560, 30.626と推定され、約13週目までが最初のカテゴリを形成し、分析期間中採用者の50%が含まれることが分かった。また、新製品を採用する最初のカテゴリでは総購買回数や広告露出回数が多いことが、2番目に新製品を採用するカテゴリでは相対的に広告ストックに対して強く反応していることが示された。分析期間の最後に採用するカテゴリでは価格掛率とチラシに対して大きく反応している。

最後に、本研究にはデータの性質と採用時期に関する以下の3つの限界がある。第1に、使用したデータは新製品の製品ライフサイクル全体をカバーしているわけではないため、新製品を採用しない消費者と、分析期間外に新製品を採用するがこのデータでは観測されていない消費者との識別がなされていない。従って、カテゴリ0の中には分析期間後にカテゴリ5か、さらにその先のカテゴリに分類されるべき消費者が混在している可能性がある。第2に、消費者の家庭内在庫や購買間隔を考慮していないため、もし新製品発売時に在庫が無ければ真っ先に購入していたかもしれない消費者が、時間的に後方のカテゴリに分類されている可能性がある。第3に、新製品の採用や普及には企業が実施するマーケティング活動以外にも、口コミなどによる消費者間の相互作用が影響すると考えられている。しかし消費者パネルデータは購買行動データであり、そのような情報は観測されていないため効果を測定することができない。これらの限界に対応することが今後の課題である。

<参考文献>

- 伴正隆・照井伸彦, 2008, 「消費者異質性の下でのブランド別広告残存効果と広告長期効果の測定」マーケティング・サイエンス15(1・2): 65-81.
- Bass, F.M., 1969, A new product growth model for consumer durables, *management science*, 15(1): 215-227.
- Chiang, J. 1991, A Simultaneous Approach to the Whether, What, and How Much to Buy Questions, *Marketing Science*, 10(4): 297-315.
- Clarke, D.G., 1976, Econometric Measurement of the Duration of Advertising Effect on Sales, *Journal of Marketing Research* 13(3): 345-357.
- Guadagni, P. and J. Little, 1983, A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data, *Marketing Science* 2(3): 203-238.
- 濱岡豊, 1998, 「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」三田商学研究41(1): 21-34.
- Hauser, J., G.J. Tellis, A. Griffin, 2006, Research on Innovation: A Review and Agenda for Marketing Science, *Marketing Science*, 25(6): 687-717.
- Horsky, Dan, Leonard S. Simon. 1983. Advertising and the diffusion of new products, *Management Science*, 29(1): 31-47.
- Im, S., B. L. Bayus, C.H. Mason, 2003, An empirical study of innate consumer innovativeness, personal characteristics, and new product adoption behavior. *Academy of Marketing Science*, 31(1): 61-73.
- Kalish, S., G.L. Lilien, 1986, A market entry timing model for new technologies, *Management Science*, 32(4): 194-205.
- Kotler, P., 2000, *Marketing Management; The Millennium Edition*, New Jersey: Prentice Hall.
- Mahajan, V., E., Muller, R.K., Srivastava, 1990, Determination of adopter categories by using innovation diffusion models, *Journal of Marketing Research*, 27(1): 37-50.
- Midgeley, D. E., G. R. Dowling, 1993, A longitudinal study of product form innovation: The interaction between predispositions and social messages, *Journal of Consumer Research*, 19(4): 611-625.

- Mela, C.F., S. Gupta, and D.R. Lehmann, 1997, The Long-Term Impact of Promotion and Advertising on Consumer Brand Choice, *Journal of Marketing Research*, 34(3): 248-261.
- Rogers, E.M., 1962, *Diffusion of Innovation*, New York: The Free Press, 藤竹暁訳, 1966, 『技術革新の普及過程』, 培風館.
- Rossi, P. E., G. M. Allenby, R. McCulloch, 1996, The value of purchase history data in target marketing, *Marketing Science*, 15(4): 321-340.
- Steenkamp, J.B.E.M., K. Gielens, 2003, Consumer and market drivers of the trial probability of new consumer packaged goods, *Journal of Consumer Research*, 30(3): 368-384.
- Terui, N. and M. Ban, 2008, Modeling heterogeneous effective advertising stock using single-sourcedata, *Quantitative Marketing and Economics*, 6(4): 415-438
- Venkatraman, M.P., 1991, The impact of innovativeness and innovation type on adoption, *Journal of Retailing*, 67(1): 51-67.
- Weerahandi, S., S.R. Dalal, 1992, A choice-based Approach to the Diffusion of a Service: Forecasting Fax Penetration by Market Segments, *Marketing Science*, 11(1): 39-53.

付録. MCMC アルゴリズム

1. ハイパーパラメータの設定

– β, Σ –

$$\Sigma^{(k)-1} \sim \text{Wishart}(\mathbf{v}_0, V_0); \quad \mathbf{v}_0 = J + 2, \quad V_0 = 10I_J.$$

$$\text{vec}(\Delta_\beta^{(k)}) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma_\beta^{(k)} \otimes \delta_{\beta 0}^{-1}); \quad \delta_{\beta 0} = 0.01I_{m \times n}.$$

ここで $I_{m \times n}$ は $m \times n$ 次元の単位行列である。

$$\Sigma_{\beta 0}^{(k)-1} \sim \text{Wishart}(\mathbf{v}_{\beta 0}, V_{\beta 0}); \quad \mathbf{v}_{\beta 0} = d + 2, \quad V_{\beta 0} = \mathbf{v}_{\beta 0} I_m.$$

– ρ, τ –

$$\Delta_\rho^{(k)} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma_\rho^{(k)} \otimes \delta_{\rho 0}^{-1}); \quad \delta_{\rho 0} = 0.01I_o.$$

$$\Sigma_\rho^{(k)-1} \sim \text{Gamma}(\mathbf{v}_{\rho 0} / 2, V_{\rho 0} / 2); \quad \mathbf{v}_{\rho 0} = 3, \quad V_{\rho 0} = \mathbf{v}_{\rho 0}.$$

$$\Delta_\tau^{(k)} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma_\tau^{(k)} \otimes \delta_{\tau 0}^{-1}); \quad \delta_{\tau 0} = 0.01I_p.$$

$$\Sigma_\tau^{(k)-1} \sim \text{Gamma}(\mathbf{v}_{\tau 0} / 2, V_{\tau 0} / 2); \quad \mathbf{v}_{\tau 0} = 3, \quad V_{\tau 0} = \mathbf{v}_{\tau 0}.$$

– γ –

$$\gamma_i \sim U(W).$$

2. 完全条件付き事後分布

MCMC法ではMetropolis-Hastings (M-H) アルゴリズムとGibbsサンプリングを組み合わせた以下のステップを繰り返し、事後分布からの乱数を得る。

I. 時間閾値パラメータ

時間閾値パラメータの事後分布は、 γ_i の事前分布 $P(\gamma_i)$ が一様分布であることから尤度関数のみで表せる。

$$\begin{aligned} \pi(\{\gamma_i\} | \{u_{ht}^{(k)}\}, \{\beta_h^{(k)}\}, \{\rho_h^{(k)}\}, \{\tau_h^{(k)}\}, \{\Sigma^{(k)}\}, \{X_{ht}\}, \{d_h\}) \\ \propto \prod_{k=0}^K L^{(k)}(\{u_{ht}^{(k)}\} | \{\beta_h^{(k)}\}, \{\rho_h^{(k)}\}, \{\tau_h^{(k)}\}, \{\Sigma^{(k)}\}, \{\gamma_i\}, \{X_{ht}^{(k)}\}, \{d_h\}) \pi(\{\gamma_i\}) \\ \propto \prod_{k=0}^K L^{(k)}(\{u_{ht}^{(k)}\} | \{\beta_h^{(k)}\}, \{\rho_h^{(k)}\}, \{\tau_h^{(k)}\}, \{\Sigma^{(k)}\}, \{\gamma_i\}, \{X_{ht}^{(k)}\}, \{d_h\}) \end{aligned}$$

c_k をカテゴリ k に含まれる消費者の集合とすると、カテゴリ k の尤度関数は

$$L^{(k)} \propto \prod_{h \in c_k} \prod_{t=1}^{T_h} |\Sigma^{(k)}|^{-0.5} \exp \left[-0.5 (\mathbf{u}_{ht}^{(k)} - \mathbf{x}_{ht}^{(k)} \beta_h^{(k)})' \Sigma^{(k)-1} (\mathbf{u}_{ht}^{(k)} - \mathbf{x}_{ht}^{(k)} \beta_h^{(k)}) \right]$$

となる。

ここでM-Hアルゴリズムを用いて時間閾値パラメータを更新する。まずランダムウォークで候補となる時間閾値パラメータ γ_i^c を、各カテゴリに必ず消費者が存在するようにサンプリングする。

$$\ln(\gamma_i^c - 1) = \ln(\gamma_i - 1) + \xi_i, \quad \xi_i \sim N(0, 0.1) \quad \text{ただし } n(h \in k, k = 0, \dots, K) \neq 0.$$

次に $\pi(\{\gamma_i\} | \{u_{ht}^{(k)}\}, \{\beta_h^{(k)}\}, \{\rho_h^{(k)}\}, \{\tau_h^{(k)}\}, \{\Sigma^{(k)}\}, \{X_{ht}\}, \{d_h\})$ を $\pi(\{\gamma_i\} | -)$ と表すと、採択確率 α は

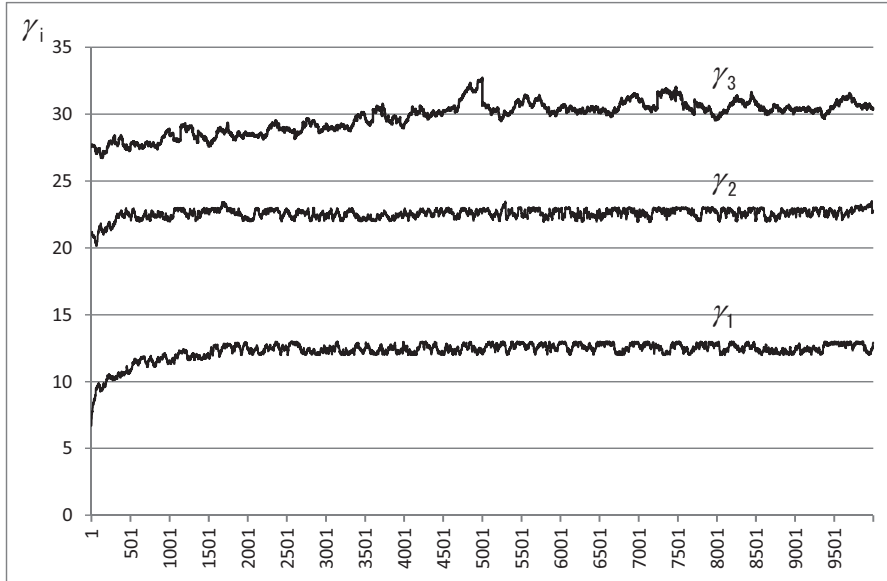
$$\alpha(\{\gamma_i\}, \{\gamma_i^c\} | -) = \min \left[\frac{\pi(\{\gamma_i^c\} | -)}{\pi(\{\gamma_i\} | -)}, 1 \right] = \min \left[\frac{\prod_{k=0}^K L^{(k)}(\{\gamma_i^c\})}{\prod_{k=0}^K L^{(k)}(\{\gamma_i\})}, 1 \right]$$

になり、採択の基準とする一様乱数 $a \sim U(0, 1)$ を得て

$$\{\gamma_i\} = \begin{cases} \{\gamma_i^c\}, & a \leq \alpha \text{ のとき} \\ \{\gamma_i\}, & \text{それ以外} \text{ のとき} \end{cases}$$

のルール $\{\gamma_i\}$ でを更新する。

以下の図はMCMCの繰り返し計算ごとに得た $\{\gamma_i\}$ を出力したものである。5000回から10000回目を事後分布の推定に用いている。



以下 II, III, V のステップは Rossi et al. (1996, pp.338–339), IV は 伴・照井 (2008, pp.78–80) が参考になる。

II. 効用

効用は潜在変数でありデータ拡大 (Data Augmentation) によって、ブランド選択データ I_{ht} に適合する効用 $u_{ht}^{(k)}$ を切断正規分布から発生させる

$$u_{ht}^{(k)} | \beta_h^{(k)}, \rho_h^{(k)}, \tau_h^{(k)}, \Sigma^{(k)}, \{\gamma_i\}, I_{ht}, x_{ht}^{(k)}, d_h : \text{切断正規分布}$$

III. 市場反応係数と誤差分散

$$\beta_h^{(k)} | u_{ht}^{(k)}, \rho_h^{(k)}, \tau_h^{(k)}, \Sigma^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Delta_\beta^{(k)}, \Sigma_\beta^{(k)}, x_{ht}^{(k)}, d_h, Z_h : \text{正規分布}$$

$$\Sigma^{(k)-1} | u_{ht}^{(k)}, \beta_h^{(k)}, \rho_h^{(k)}, \tau_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, x_{ht}^{(k)}, d_h : \text{ウィツシャート分布}$$

IV. 残存効果パラメータ

$$\rho_h^{(k)} | u_{ht}^{(k)}, \beta_h^{(k)}, \tau_h^{(k)}, \Sigma^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Delta_\rho^{(k)}, \Sigma_\rho^{(k)}, x_{ht}^{(k)}, d_h, R_h : \text{正規分布}$$

$$\tau_h^{(k)} | u_{ht}^{(k)}, \beta_h^{(k)}, \rho_h^{(k)}, \Sigma^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Delta_\tau^{(k)}, \Sigma_\tau^{(k)}, x_{ht}^{(k)}, d_h, V_h : \text{正規分布}$$

V. 階層モデル

$$\Delta_\beta^{(k)} | \beta_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Sigma_\beta^{(k)}, d_h, Z_h : \text{正規分布}$$

$$\Sigma_\beta^{(k)-1} | \beta_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Delta_\beta^{(k)}, d_h, Z_h : \text{ウィツシャート分布}$$

$\Delta_{\rho}^{(k)} \mid \rho_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Sigma_{\rho}^{(k)}, d_h, R_h$: 正規分布

$\Sigma_{\rho}^{(k)-1} \mid \rho_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Delta_{\rho}^{(k)}, d_h, R_h$: ウイツシャート分布

$\Delta_{\tau}^{(k)} \mid \tau_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Sigma_{\tau}^{(k)}, d_h, V_h$: 正規分布

$\Sigma_{\tau}^{(k)-1} \mid \tau_h^{(k)}, \{\gamma_i\}, \Delta_{\tau}^{(k)}, d_h, V_h$: ウイツシャート分布

【注】

- i 本論文は、日本マーケティング・サイエンス学会マーケティングの統計モデリング研究部会（2011年9月24日、東北大学）において発表したものである。
- ii 目白大学