

MMRC
DISCUSSION PAPER SERIES

No. 375

情報探索と学習過程を考慮した消費財の
ブランド購買モデル

長崎大学経済学部 准教授
勝又 壮太郎

東京大学大学院経済学研究科 教授
阿部 誠

2011年12月

 MONOZUKURI 東京大学ものづくり経営研究センター
Manufacturing Management Research Center (MMRC)

ディスカッション・ペーパー・シリーズは未定稿を議論を目的として公開しているものである。
引用・複写の際には著者の了解を得られたい。

<http://merc.e.u-tokyo.ac.jp/mmrc/dp/index.html>

A brand purchase model of consumer goods incorporating the information search and learning process

Sotaro Katsumata
(Nagasaki University)
Makoto Abe
(The University of Tokyo)

Abstract

In this research, we construct a stochastic brand purchase model for the consumer product market in which consumers must choose a focal brand from many alternatives and purchase products recurrently. Particularly, in this research, we aim to construct a theoretical framework to apply behavioral data analysis, such as store purchase records include customer IDs. We reexamine the consumers' repetitive purchase behavior from the perspective of the information processing theory. In particular, we explicitly incorporate the construct of internal search, external search, and learning proposed in the field of consumer research into the statistical model. The model becomes theoretically more valid than former choice models. In the model construction, in order to deal with consumers' choice subset, we introduce a concept of the "experimental set," which is observed from the purchase records instead of the subsets defined by former research, such as "consideration set" and "processing set," which need an active method like interview research in order to obtain the components.

Keywords: Information Search, Discrete Choice Model, Consideration Set, Markov Chain Monte Carlo Method

情報探索と学習過程を考慮した消費財の

ブランド購買モデル

勝又壮太郎

(長崎大学)

阿部誠

(東京大学)

概要

本研究は、多数のブランドが存在し繰り返し購買が観測される消費財市場における、消費者のブランド選択行動を再解釈し、消費者個人の内面にある絞り込まれたブランドの集合を考慮した選択モデルを構築し、実証を行うものである。本研究では、とくに、ID付きPOSデータをはじめとした観察（行動）データを分析するための理論的な枠組みの構築をめざす。消費者行動研究分野で提示されていた内部探索・外部探索・学習の概念を整理し、繰り返し購買による動的な観察された購買行動を、消費者の情報処理の観点から再構築する。これらの概念を整理し、モデルに取り入れることで、より理論的に妥当なモデルを構築することが可能となる。また、これまでの研究で概念として提示されていた考慮集合や処理集合といった消費者の内部に存在する集合は、直接質問するなどの能動的な手段でしか把握することができないが、経験集合という観察できる集合の概念を新たに提示し、実用的なモデルの構築を志向していく。

キーワード：情報探索、離散選択モデル、考慮集合、マルコフ連鎖モンテカルロ法

1 はじめに

市場への適合をめざす企業のマーケティング努力によって、市場は詳細にセグメント化され、それぞれのセグメントに最適な製品が提供されるようになっている。消費者は販売されているブランドから、自らのニーズを最もよく満たしてくれるブランドを選択することができる。理論上は、市場にある入手可能なブランドが多ければ多いほど、消費者にもたらされる便益は高くなると考えられる。しかしながら、現実には、消費者は市場に存在する全てのブランドを評価して合理的な意思決定によってブランドを選択しているわけではない。たとえばシャンプー市場には100を超えるブランドが投入されており、それぞれ異なる便益を訴求しているが、100個のブランドを全て評価し、購買している消費者は稀だろう。成熟した市場では、ほとんどの製品カテゴリーにおいて同様の傾向が見られる。経済学が仮定する合理的な選択行動を人間が実行することは現実には不可能といえる。

このような人間の「合理的」意思決定行動の非現実性については、早くはSimon (1947)によって指摘されている。Simon (1947)は多数の代替案や問題が存在する現実世界における「合理性の限界」を指摘し、個人の選択行動についても、代替案の全てを検討するのではなく、選択できる集合の一部分について検討し、その中で最も好ましい代替案を選択するというモデルを提示している。無論、消費者認知の不完全さは、現実の消費者と向き合っているマーケティングにおいても重要な関心事として注目されてきた。消費者が必ずしも全ての製品カテゴリー、ブランドに対して積極的な評価を行っているのではなく、評価や態度形成に使用するリソース(処理や評価に用いる時間や労力)が異なることを支持するモデルが提案されている。たとえば、Howard-Shethモデルは、消費者の内面にブランド理解の構成概念を持ち、ブランドへの態度が刺激や学習によって態度を形成する構成概念が変化していく構造を表現している(Howard and Sheth, 1969)。また、Petty and Cacioppo (1986)は、消費者の知識や関与の水準によって内的処理の過程が異なるとした精緻化見込みモデルを提示している。全ての消費者が同等の水準でブランド評価を行うのではないという仮定は、これらの研究においても支持されているといえる。

Simon (1947)が提示した「合理性の限界」や、マーケティングにおける消費者の選択的情報処理のモデルは、現実的で優れた示唆を提供している。しかしながら、これらのモデルをそのまま消費者選択行動の実証分析に活用することは簡単ではない。たとえば、ID付きPOSデータをはじめとする行動データから消費者行動の分析を行う場合、入手可能な情報は「購買者」、「購買日時」、「購買ブランド」という観測された結果だけであり、その背後にある「検討したブランドの集合」を情報として得ることはできない。消費者が「絞り込まれた代替案の集合」を内部で構成していることはおそらく明らかであるが、この「限定された」集合は、個人の内部に存在するものであるため、観測することは非常に難しい。消費者に直接質問するなどの能動的な方法をとらなければ、企業側がその情報を入手することはできないのである。

代替案の絞り込みという消費者の内的な過程を、観測される行動データから推測しなければならないという大きな問題が障害となり、消費者の内的状態を考慮した行動データの分析はいまだ発展途上である。この問題に取り組むいくつかの研究が提案されてはいるものの、解決されなければならない点が多い。そこで、本研究では、行動データを用いた、代替案の絞り込み過程を組み込んだブランド選択モデルの構築を試みる。行動データから得られる情

報のみを用いて、繰返し購買の中で蓄積されている消費者個人の知識が構成する代替案の集合を仮定し、その集合を基軸とした選択モデルを構築するものである。

2 ブランド選択の理論

2.1 ブランド選択の構造

経済学的な意思決定過程を仮定したブランド選択モデルでは、合理的な個人による補償型の効用関数から購入する製品を決定するという多属性態度モデル (Fishbein, 1967) が理論的な基盤となっている。とくにマーケティングにおいては、ブランド選択の問題は非常に大きな論題であり、ランダム効用理論 (RUT) を援用して、先駆的研究である Guadani and Little (1983) をはじめとして、多くのブランド選択モデルが提案されている。ブランド選択モデルにおいては、1つのブランドを選択するモデルであれば、その時点で相対的に最も効用が高かったブランドが選ばれることになり、2つ以上のブランドが選択される可能性を含めたモデルでは、その時点での効用が一定水準を超えたブランドが選ばれることになる。ただし、これらの単純な選択モデルでは、分析対象となる全消費者が分析対象とする全ブランドを評価しているという仮定の下にモデル化が行われている。消費者によっては特定のブランドを評価していない場合も考えられ得るが、このモデルでは、全てのブランドに効用の値が割り振られ、個人は合理的な意思決定によって購買するブランドを決定すると仮定している。

選択可能な全集合の中から特定の集合のみを評価するという行動原理は、上述の Simon (1947) による「合理性の限界」をその嚆矢としているが、消費者行動研究分野においては、より詳細にその過程の解明を目指す研究が行われている。とくに、この分野では、消費者の認知的側面から代替案の絞り込み過程をモデル化する研究が進んでいる。そもそも製品の絞り込みは、消費者の内的な処理によって行われているものであり、消費者の内的な処理モデルの発展とともに、絞り込まれた集合の概念が提案されている。初期の研究では、Howard and Sheth (1969) が購買意思決定モデルを提案しているが、その中で「想起集合 (evoked set)」という概念が提示されている。想起集合は、購買時点において消費者の内面に想起されるブランドの集合であり、市場に存在する全ブランドの部分集合になる。消費者が購買時点に評価するのは、この想起集合に入ったブランドである。また、Narayana and Markin (1975) においては知名集合を不的確 (inept) ブランドと曖昧 (inert) ブランドに分類している¹。集合の類型を議論した研究は他にもあり、Hauser and Shugan (1983) における選択集合 (choice set)、Wright and Barbour (1977)、Roberts (1989) による考慮集合 (consideration set) など、多くの「絞り込まれた集合」概念が提示されている。これらの集合は、多段階の意思決定によって少しずつ絞り込まれた各過程にある集合としてとらえられている。たとえば、Lapersonne, Laurent and Le Goff (1995) においては、全体集合 > 知名集合 > 考慮集合 > 選択集合 > 選択という構造を提案している。段階を進むにつれて、集合のサイズは小さくなるのである。また、Brisoux and Cheron (1990) では、図1のような入手可能集合 > 知名

¹ 訳語は清水 (2000) に従った。

集合 > 処理集合 > 想起集合 > 選択という構造を提案している (Brisoux と Laroche の概念図と呼ばれている)。

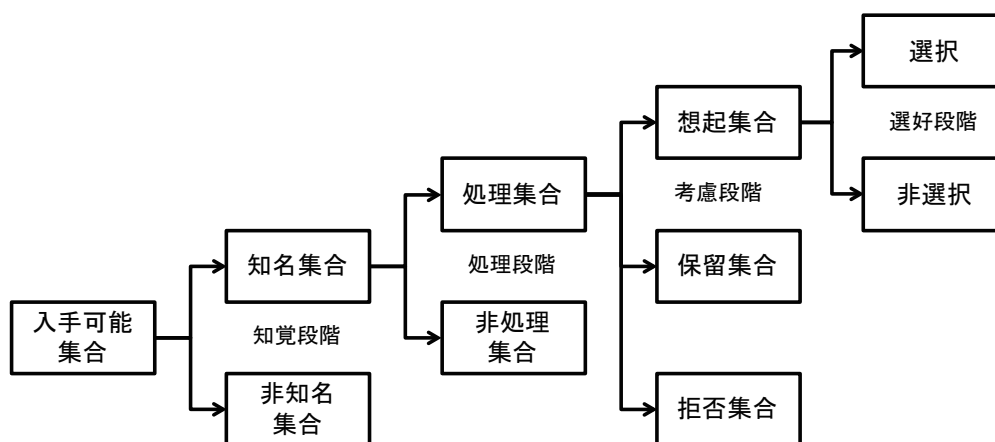


図 1: Brisoux と Laroche の概念図

消費者行動研究で提案されたこのような集合の絞り込み過程は、概念的にも妥当性があり、消費者の行動を精緻に切り分けているが、問題もある。図 1 の概念図をはじめとして、絞り込み過程を何段階か分類しているモデルにおいて、中間段階が観測できないという点である。入手可能集合は、店舗の品揃えともとらえることができ、これは企業が決定するものであるため、容易に観測することができる。また、選択したブランドも観測することができ、購買履歴として蓄積される。しかしながら、中間の知名集合、処理集合、考慮集合は、直接消費者に聞かなければ観測することはできない。これらの絞り込まれた集合を、ID 付き POS データなどの行動データから得るためには、何らかのかたちで推定する必要がある。

ブランド選択モデルは行動データへの活用を想定して構築されており、集合の絞り込みをブランド選択モデルに組み込むには、行動データのみを用いて観測できない集合の推定プロセスを考える必要があるが、いくつかの研究はこれを部分的に解決することに成功している。まず、集合の絞り込みに関する一連の研究を踏まえ、Shocker et, al. (1991) によってブランド選択モデルへの活用が提案され、Roberts and Lattin (1991) においても、モデルへの考慮集合の組み込みが提案されている。そして、このような研究を背景として、Andrews and Srinivasan (1995) では、既存のブランド選択モデル (ロジット・モデル) を拡張し、考慮集合の構成そのものを確率的に推定するモデルを提案している。たとえば代替案が 3 つあり、これを全体集合 $\Omega = \{A, B, C\}$ とすると、考慮集合として考えられる部分集合は $\{A\}, \{B\}, \{C\}, \{A, B\}, \{A, C\}, \{B, C\}, \{A, B, C\}$ の 7 パターンである。この研究で提案したモデルでは、個人がどの考慮集合を持っているのかを確率的に推定することができる。このモデルの拡張としては、守口・森 (1995) や Chiang, Chib and Narasimhan (1999) などがあり、現在でも多くの研究が Andrews and Srinivasan (1995) の考慮集合概念を導入してモデルを構築している。しかし、このモデルには実用上かなり大きな欠点がある。代替案の数が増えると、全体集合 Ω のサイズ $n(\Omega)$ に対して、考慮集合のパターンが $2^{n(\Omega)} - 1$ に膨れあがってしまうのである。たとえば、単純に 10 ブランドを分析対象とすると、考慮集合

のパターンは1023になる。実際に市場に流通しているブランドは、製品カテゴリーによっては数十から数百にもなり、このような製品カテゴリーでは、このモデルでは全ブランドを含めた分析は非常に困難である。この問題を解決するために、Gilbride and Allenby (2004, 2006) では、ブランドのスクリーニング過程を組み込むことで計算可能な数までブランドの数を絞り込んでいるが、この研究では実験データを使い、製品属性の数が多く、ある程度関与の高い製品を扱っている。行動データは一回の購買時に入手できる情報は少なく、このモデルをそのまま購買データに活用するのは難しい。

絞り込まれた集合の観測は難しく、確率的に推定する手法はあるが、これも活用は限定的である。そこで、次節では、消費者の情報探索行動に着目し、ブランドのスクリーニングを行っていく過程から、絞り込まれた集合の形成を動的にとらえる方策を考えていく。

2.2 情報探索観点からの動的選択過程

消費者が購買に至るまでの内的過程において、製品・ブランドの情報を探索するという行動は、消費者の情報処理理論におけるモデルに組み込まれている。

情報処理モデルは、Nicosia (1966) によるニコシアモデル、Howard and Sheth (1969) によって提案された Howard-Sheth モデル、Engel, Kollat and Blackwell (1968) による EKB モデルに代表される、S-O-R 型モデルをその理論的基礎としている。S-O-R 型モデルは、消費者が外的な刺激 (S: Stimuli) をどう知覚し、それが購入や態度形成などの反応 (R: Response) をどのように変化させるか解釈するモデルであり、その中間に位置する消費者の内的過程 (O: Organ) をおくものである。これらモデルは、消費者の内的処理を明示的にモデルに組み込み、その過程を考察するという意図をもって提示されている。これは、上述のブランド絞り込み過程の背後に存在する内的処理としても説明することができる。このような S-O-R モデルを踏まえて、消費者の能動性をより強調したものが、情報処理理論モデルである。情報処理モデルが表現しているのは、自身の内部に何らかの目標を持っており、その目標と現実のギャップ、すなわち課題が発生したとき、それを解決することのできる手段が何なのか、能動的に情報を収集するという消費者である。この情報収集の過程で、自らの記憶や外的な情報を参照する探索行動があり、製品の選択や消費は、この問題解決のための行動と位置づけられている。初期の代表的な研究としては、Bettman (1979) が提示したモデルがある (Bettman モデル)。これは、Bettman (1970, 1971) における試論を経て提示されたモデルであり、この枠組みはその後の研究でも踏襲されている (e.g. Mitchell, 1981; Howard, Shay and Green, 1988)。たとえば、Blackwell, Miniard and Engel (2006) では上述の EKB モデルを、情報処理理論を踏まえて拡張し、CDP (Consumer Decision Process) モデルを提示している。

ここで、Bettman モデルにおいても CDP モデルにおいても共通しているのは、「消費者は問題解決の際に、まず自分の記憶を頼りに評価を行い、それが満足行く水準に達しなかったときには、外部の情報を探索する」、「購買後に製品を消費することで学習し、記憶へのフィードバックがかかる」という2つの構造を持つことである。内部探索・外部探索・学習について構造を整理すると、次のような過程となる。まず、消費者は問題解決の際に自らの記憶や経験からの「内部探索」を行い、必要に応じて外的情報を参照する「外部探索」を行う。

そして購買後は記憶や経験を拡大する「学習」が行われ、次回、その経験や記憶から「内部探索」が行われる (e.g. Hoyer and MacInnis, 2008; Mowen, 1995)。内部探索、外部探索の概念は、Simon (1947) による行動原理にもその原型を見ることができる。Simon (1947) が仮定する限定的な情報の中で内部探索を行い、によって満足水準に達するブランドがなかったときに、引き続いて外部探索を行い、満足水準を超えるブランドを選択するという構図ととらえることができる。内部探索・外部探索という2経路の存在は、青木 (1992)、新倉 (2005)、竹村 (1997) においても支持され、Shocker et, al. (1991)、佐々木 (1996) では、こうした内外探索行動の結果として考慮集合が形成されるとしている。また、フィードバック機構に関しては、Howard and Sheth (1969) においても、出力としての「購買」から学習部の「ブランド理解」構成概念へのフィードバックがモデルに組み込んでおり、購買・利用経験による消費者の内的なブランド情報の更新を想定している。質問票などで確認できる考慮集合や、確率的に推定される考慮集合は、消費者の情報処理モデルに則っていえば、内部探索で得た代替案と外部探索で得た代替案を合成したものと解釈することができる。しかし、もう1つの構造であるフィードバック機構は、1時点の内的状態を質問票で確認することはできないし、確率的にであっても推定するだけでは得ることはできない。

2.3 反復的な購買による経験と学習の集合

そこで、フィードバック機構を行動データから再構成する方策を考えてみたい。行動データ、一般的にはID付きPOSデータであるが、ブランドの購買履歴が、個人のIDを添えて時系列に記録されているものである。ただし、行動データでは、消費者の内的な情報処理過程を観察することはできず、購買の結果のみが、唯一、消費者の意図を反映したデータとして観測できる。すなわち、行動データから消費者の情報処理を考察するということは、探索行動と学習を観測できる結果から解釈するということに他ならない。

ある時系列行動データがあったとき、消費者 i によって、任意の t 時点でブランド j が購買されたとする。このブランド j が、 t 以前にも購買されていた記録があるとき、消費者はこのブランドに関する知識を持っていることは確かである。すなわち、かつて購買した経験のあるブランドは、内部探索によって購買されているといえる。逆に、消費者 i がこれまで購買したことのないブランド k を購買したときには、これは外部探索によって購買されたと考えることが妥当である。そして、外部探索によって購買されたブランド k は、購買・使用を経て消費者に評価され、記憶に貯蔵されることになる。すなわち、次回以降の購買においては、ブランド k は内部探索によって検討される代替案になる。すなわち、 t 時点で、 t より前に購買が観測されたブランドの集合は、記憶に貯蔵された代替案の集合に含まれているといえる。この、記憶に貯蔵された代替案の集合は、一定期間の行動データがあれば、そこ得ることが可能になる。絞り込まれた集合であるが、記憶に貯蔵された集合は観測できるのである。ただし、この集合は、厳密には「購買を検討している集合」ではなく、「考慮集合」、「選択集合」とは多少の差異がある。また、この集合は学習・記憶によるフィードバック機構の後に形成される集合であるために、図1の概念図でいえば、「選択」の後段階に存在する集合といえる。図1の概念図は1回の購買現象を説明しているのみであるために明示的には示されていないが、この集合形成の過程は、何回も購買を行う場合、その度に繰り返

されるものである。すなわち、この集合は反復的な購買行動を想定したときに初めて意識されるものであり、これまでの購買過程モデルにおける代替案の集合とは概念上別の位置にある集合であるため、この集合を新たに「経験集合」と呼ぶこととする。経験集合は以下のように定義する。

経験集合は、反復的な購買行動の中で形成され、消費者の情報処理過程において内部探索を行う対象となるブランドの集合のうち、購買・利用経験のあるブランドの集合である

経験集合という概念を導入することによって、観測できる情報から、一連の消費者情報処理モデルのフィードバック機構を明示的に組み込み、反復的な購買プロセスを動的に解釈することができるようになる。図2は、ここで再構成した、反復購買における探索と学習のモデルを示している。

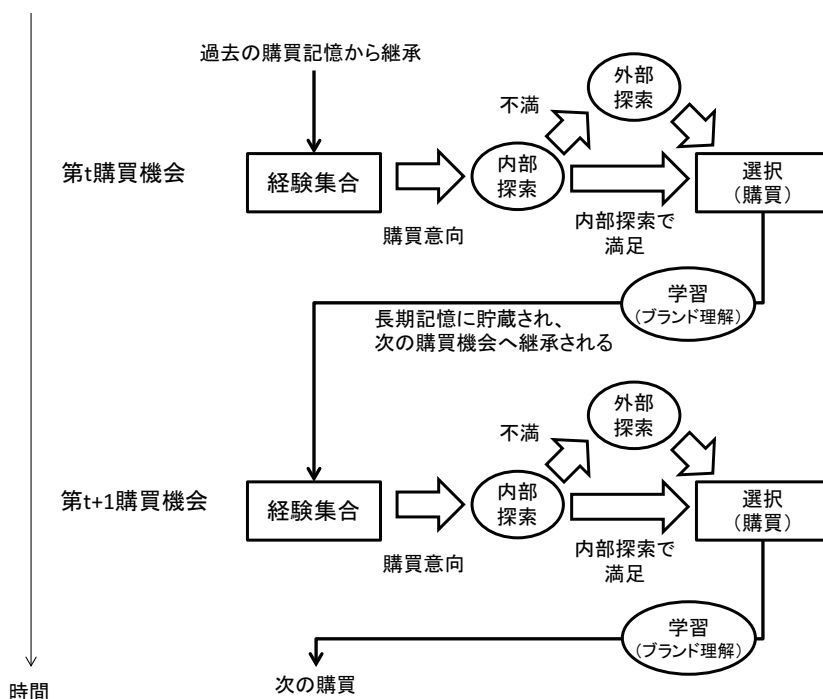


図 2: 反復的な探索と学習のモデル

図2に示されているように、学習によって内部探索対象の集合は拡大していく。すなわち、ブランドの情報が長期記憶に蓄積されていく過程を、時系列で把握することができるのである。このような反復的な購買と記憶の結果として観測された代替案の集合は、これまでの絞り込み過程における集合とは異質であるが、少なくとも消費者内部の情報処理過程において、他のブランドとは異なる処理が行われているブランドであることは明らかである。

行動データから経験集合の形成に注目して分析を行うことのもう1つの利点は、時系列で形成過程を追っていくことができるという点である。時系列で過程を追っていく必要性については、Howard-Shethモデルが発表された1970年前後にすでに議論の対象となり、Farley

and Ring (1974) において指摘されている。質問や実験においては長期の過程を追っていくことはコストもかかり困難だが、行動データを用いることで長期の反復的な消費者行動過程を検証することが可能となる。

また、行動データは、この領域で用いられている検証手法の1つである「言語プロトコール法 (e.g. Bettman, 1979; Bettman, Johnson and Payne, 1991)」に対する「行動プロトコール法」として解釈することもできる。言語プロトコール法は、被験者に考慮しているブランドを口頭で発言してもらい、発言されたブランドの集合を収集するものであり、Stated Preference (e.g. Train, 2003; Hensher, Louviere and Swait, 1999; Ben-Akiva and Morikawa, 1990) と同様の性質をもつデータである。これに対して、観測された行動を収集するデータは、Revealed Preference と同様の性質をもつものである。言語プロトコール法による考慮集合や選択集合と、行動の結果として形成が観測されている経験集合は、短期的は異なる可能性があるが、長期間では近づいていくと考えられる。

ここで提案した、動的な探索と学習のモデルを踏まえて、次節では、内部探索、外部探索、経験集合という概念を導入した購買モデルを、既存のブランド選択モデルを拡張するかたちで定式化する。

3 経験集合の購買モデル

前節までの議論を踏まえて、本節では内部探索および外部探索を考慮したモデルを構築する。

3.1 経験集合の導入

消費者の長期記憶には、特定のブランドに対する評価が貯蔵されている。これは、過去の購買経験から構成されるものであり、前節で「経験集合」と定義した。本節では、この経験集合を用いた購買構造を定式化する。

まず、個人 i が t 回めの購買機会において保持している経験集合を \mathcal{E}_{it} とおく。経験集合は時間の経過とともに変化していくものであるため、 t が添えられる。また、経験集合のサイズ、すなわち経験集合に含まれているブランドの数は $n(\mathcal{E}_{it})$ とおく。ここでは、経験集合の変化と、それに伴う観測変数についての関係を定式化する。

個人 i が時間 t に購買を意図したとき、個人は購買前に内部探索を行う。このとき、内部探索の対象となるのは $t-1$ 回めの購買後に形成され、継承された経験集合 \mathcal{E}_{it} である。ここで、 t 回めの購買において \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドを購買した場合、個人 i は内部探索によって満足できるブランドを見つけ、それを購買したととらえることができる。このとき、時間 $t+1$ における経験集合は t における経験集合と等しく、 $\mathcal{E}_{i,t+1} = \mathcal{E}_{it}$ である。次に、個人 i が t 回めの購買機会において内部探索で満足行く水準の代替案を見つけることができなかつたとき、この個人は外部探索によって新しい代替案を見つけ出す。経験集合 $\mathcal{E}_{i,t}$ に含まれていないブランドが購買されたときに、このような情報処理が消費者の内部で行われたととらえることができる。ここで、経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれていないブランド j が時間 t に購買

されたとき、経験集合 $\mathcal{E}_{i,t+1}$ は \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドに加えて j を含んだ集合となる。外部探索の結果、経験集合が拡大したのである。

ここで、観測される変数を定義する。まず、個人 i によって t 回目の購買機会にブランド j が購買されたとき、購買の変数 $y_{itj} = 1$ とおく。ブランド j は経験集合に含まれている ($j \in \mathcal{E}_{it}$)。また、経験集合に含まれていながらも購買されなかったブランド k ($k \neq j, k \in \mathcal{E}_{it}$) について、 $y_{itk} = 0$ である。さらに、本研究では、外部探索についても変数を定義する。外部探索は、購買されたブランド j が前期の経験集合に含まれていなかったときに観測される。すなわち、 $j \notin \mathcal{E}_{it}$ のときに、外部探索が発動しているため、このときの外部探索変数 $z_{it} = 1$ とおく。このとき、ブランド j について初回の購買が観測されることになるが、ここでは経験集合に入っていないために、ブランド j の購買確率の推定には用いない。経験集合の定義で述べたように、経験集合に含まれているブランドは、内部探索を行うブランドのうち、とくに、購買・利用経験があるものである。すなわち、そのブランドを初めて選択した購買時点ではなく、購買後に経験集合は拡大する。

こうした内部探索、外部探索、経験集合の構造を示したのが、表 3.1 である。初期状態 (時間 0) には、ブランド a のみが経験集合に入っている個人が、外部探索を繰り返すことで経験集合を拡大させていく過程を表現している。ここで、初回の購買は (1) とおいている。この例では、購買機会があっても対象の製品カテゴリーからブランドをひとつも購買しないというケースを含めて分析対象としており、また、1 回の購買機会に 2 つ以上のブランドを購買するケースも含んでいる。

購買機会 t	ブランド購買			経験集合 \mathcal{E}_{it}	外部探索 z_{it}
	a	b	c		
0				$\{a\}$	
1	1			$\{a\}$	0
2	1	(1)		$\{a\}$	1
3	0	0		$\{a, b\}$	0
4	0	0		$\{a, b\}$	0
5	0	0	(1)	$\{a, b\}$	1
6	1	0	0	$\{a, b, c\}$	0
7	0	1	0	$\{a, b, c\}$	0
8	1	0	1	$\{a, b, c\}$	0

表 1: 経験集合と外部探索の構図

3.2 モデルの定式化

ここでは、観測される y と z を説明する構造を仮定する。得られた観測値は離散的な値をとるために、これを説明するためには離散選択モデルを利用する必要がある。そこで、本研究では、連続的な潜在変数を仮定したモデルを構築する。これは、Tanner and Wong (1987) による data augmentation を応用して Albert and Chib (1993) によって提案された方法で、マルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC) 法によってパラメータの推定を行う点の特徴である。MCMC 法には後述するいくつかの利点があり、本研究でも、MCMC 法によってパラメー

タの推定を行う。まず、ブランド購買の観測値 y_{itj} について、連続的な潜在変数 y_{itj}^* を導入する。 y_{itj} と y_{itj}^* は、次のような関係にある。

$$y_{itj} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{itj}^* > 0 \\ 0, & \text{if } y_{itj}^* \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

潜在変数 y_{itj}^* は、ブランド j に対して個人 i が時間 t に評価している効用ととらえることができる。ブランド j が購買されるためには、潜在変数 y_{itj}^* が一定の水準を超えている必要があり、その閾値を 0 とおいている。ここで、購買機会 t において、経験集合に入っている全てのブランドの潜在変数の値が 0 を下回れば、この購買機会には何も購買されず、2 個以上のブランドの潜在変数の値が 0 よりも大きければ、そのブランドは全て購買されるというモデルである。これは、1 回の購買機会に唯一の製品が購買される多項選択モデル (Multinomial choice model) に対して多変量選択モデル (Multivariate choice model) と呼ばれるモデルである。また、これらの選択モデルは、誤差に仮定する分布によっても異なるモデルとなる。極値分布を仮定すればロジット・モデルとなり、正規分布を仮定すれば、プロビットモデルとなる。本研究では正規分布を仮定するので、多変量プロビットモデルと呼ばれるタイプのモデルとなる。多変量プロビットモデルを用いることの妥当性や利点は、後の節で述べる。

ブランド購買の観測値 y_{itj} と同様に、外部探索の観測値 z_{it} についても、連続的な潜在変数 z_{it}^* を導入する。 z_{it} と z_{it}^* の関係は以下の通りである。

$$z_{it} = \begin{cases} 1, & \text{if } z_{it}^* > 0 \\ 0, & \text{if } z_{it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

続いて、こうして定義したブランド選択行動 y と外部探索行動 z の潜在変数を説明する構造を考える。まず、時間 t に個人 i が接触するセールスプロモーション等に対する変数を x_{it} とおく。 x_{it} には切片項を含む。この変数に対する反応度は、個人とブランドごとに規定されるとし、 β_{ij} とおく。 β_{ij} には切片項についての反応度が含まれ、これは、ブランド選択モデルで頻繁に用いられるブランド・ダミーである。ここから、ブランド選択を説明するモデルは、次のように表すことができる。

$$y_{itj}^* = x_{it}'\beta_{ij} + \varepsilon_{itj}, \quad j \in \mathcal{E}_{it}, t = 1, \dots, T_i \quad (3)$$

ここで、ブランド間に相関項を仮定する。製品カテゴリー全体の相関構造を表現する $J \times J$ のパラメータを Σ とおき、個人 i の購買機会 t においては、経験集合に対応する部分行列 $\tilde{\Sigma}_{it}$ を利用する。ここで、 $\tilde{\Sigma}_{it}$ は、全体の分散共分散行列 Σ から、経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドのみを抜き出した部分行列である。同様に、 \tilde{y}_{it}^* は y_{it}^* から経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドのみを抜き出したベクトル、および \tilde{B}_{it} は、 $B_i = \{\beta_{i1}, \dots, \beta_{iJ}\}'$ から経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドのみを抜き出したサイズ $n(\mathcal{E}_{it}) \times K$ の行列とおく。これを用いて購買行動の式を $n(\mathcal{E}_{it})$ 次元の多変量回帰モデルとして以下のように表すことができる。

$$\tilde{y}_{it}^* = \tilde{B}_{it}x_{it} + \tilde{\varepsilon}_{it}, \quad \tilde{\varepsilon}_{it} \sim \mathcal{N}(0, \tilde{\Sigma}_{it}) \quad (4)$$

ブランド間に仮定される関係構造 Σ は、市場全体の関係を示しており、個人の選択においては、市場全体の関係のうち、個人の経験集合に含まれているブランドのみが検討されるこ

とになる。

次に、外部探索については、外部探索傾向を説明する変数 w_{it} とパラメータ γ_{it} から、次のように構成する。

$$z_{it}^* = w_{it}'\gamma_i + \zeta_{it}, \zeta_{it} \sim \mathcal{N}(0, 1), t = 1, \dots, T_i \quad (5)$$

ここで、各パラメータに上部の構造を設定し、階層化によってパラメータ間の関係を検討する。階層化したモデルの推定は、MCMC 法ならば可能であり、これも本研究で MCMC 法を用いる理由のひとつである。個人はパラメータ B_i, γ_i をもち、これらのパラメータの値は、個人のデモグラフィック属性によって一定程度説明可能であると考えられる。そこで、個人ごとに推定されているパラメータを個人属性によって説明する。個人属性の変数を v_i とおき、それにかかるパラメータを $\theta_i = (\text{vec}(B_i)', \gamma_i')'$ とおいて、次のようなモデルを仮定する。

$$\theta_i = \Delta v_i + \xi_{ij}, \xi_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \Phi) \quad (6)$$

この式 (6) では、ブランド好意度とプロモーション反応を含むパラメータ β_{ij} を、全てのブランドについて必要としているが、ブランド購買の式 (4) においては、 β_{ij} は経験集合に含まれているブランドのみが推定の対象となる。すなわち、最後の観測時点 T_i まで経験集合に含まれない $\beta_{ij}, j \notin \mathcal{E}_{i, T_i}$ は欠損値である。しかし、MCMC 法によってこの欠損を確率的に補完する方法が提案されており、本研究においても、この欠損補完のアルゴリズムによって推定を行う。

具体的な説明変数は、次節でデータの概要を説明したあとに解説する。また、事前分布・事後分布・推定法などは付録に記載している。

3.3 多変量選択モデルによる定式化の利点

本研究では、上述の通り、多変量選択モデルによって経験集合を仮定した購買モデルを構築している。多変量選択モデルは、一度に複数のブランドが選択される自由度をもったモデルであるが、ブランド選択行動を分析する場合、一般的には多項選択モデルが利用されるケースが多い (e.g. McCulloch and Rossi, 1994, 1996; Allenby and Rossi, 1999; McCulloch, Polson and Rossi, 2000)。しかしながら、本研究では、一般的でない多項選択モデルを採用している。理由としては、ひとつは、計算上の問題を回避することができるという点がある。ただし、後述するように、多くの購買データにおいては、多項選択モデルを用いるよりも、多変量選択モデル用いた方が理論上も妥当であるといえるため、本研究では多変量選択モデルを積極的に用いている。

計算上の問題は、多項選択モデルが仮定する相対的効用水準の扱いの難しさである。多項選択モデルは、代替案の中で効用水準が最も高いものが選択されるという構造のため、任意の 1 ブランドを基準として、そのブランドとの相対的な水準が考察されることになる (e.g. Train, 2003)。代替案の集合が変化しなければ、どれかひとつのブランドを基準とすればい

いが、本研究で扱うモデルのように、代替案が動的に変化していく構造では、基準ブランドの選定が難しい。さらに、階層化を施す場合には、全個人について同一のブランドを基準ブランドとしておく必要があるが、個人間で経験集合の要素が異なるために、共通の基準ブランドを設定することができない。そこで、本研究では、購買について絶対的な水準を仮定する多変量選択モデルを採用することで、代替案の集合の変化に影響を受けないモデルを構築している。また、相対化したパラメータは、基準ブランドに対する相対的な水準を示すものであるため、得られた値の解釈が難しくなることが多い。この面も、相対化を行わない多変量選択モデルの方が優れているといえる。

多変量選択モデルを用いることによる理論上の問題は、個人の予算および利用することの効用に関連する点である。個人は対象のカテゴリーで1つのブランドを購入すればニーズが満たされ、それ以上は購買しないという経済学的な仮定を考えると、2つ以上のブランドが一度に購買されることを仮定するのは一見すると問題があるように思える。また、予算制約を考えても、同じ問題を解決することができる製品（たとえば髪をきれいにする、という問題を解決する製品としてのシャンプー）を2個以上購買することは無駄であり、合理的でないように感じる。

しかしながら、同じカテゴリーのブランドを2個以上購買するという現象は、購買時点と消費時点のずれを考えれば、現実であり得るものであると理解できる。店舗で購買されている多くの製品では、購買時点と消費時点が異なり、プロモーションその他の要因で、購買時点が前後にずれることがある。もちろん将来の消費を想定して購買するのだが、バーで購買するビールのようにその場で消費することはない。消費時点を考えて、同じ製品カテゴリーの2個以上のブランドが一度に消費されることは考えにくい（たとえば2種類以上のシャンプーを一度に使うって髪を洗うことはないだろう）、購買時点では、むしろ特売日に集中して購買することは十分想定できる。そして、このような現象が起こり得ることを表現できる多変量選択モデルの方が、現実を説明するモデルとして妥当であると考えられる。加えて、予算制約に関する問題も、消費者は長期的な観点から予算も最適化を行っていると考えられ、価格が安いときに将来の消費を見込んでまとめ買いを行うのは合理的であり、とくに、低価格かつ長期保存可能な製品の購買においては、一時点の予算制約を考慮する必要はないといえる。

以上の理由から、本研究では多変量選択モデルを用いて購買行動を考察していく。

4 実証分析

4.1 データ概説

前節で解説したモデルを、実際のデータを用いて検証する。本研究で用いるデータは、経営科学系研究部会連合協議会が主催する平成22年度データ解析コンペティションにおいてカスタマー・コミュニケーションズ株式会社より提供された、ドラッグストアの購買履歴データである。期間は2008年1月1日から2009年12月31日までの2年間である。対象とする製品カテゴリーはシャンプーである。シャンプーは低価格の必需品であるため、反復的に購買される製品であり、本研究のモデルを実証するためには好適であるといえる。

4.2 実証分析の設定

4.2.1 分析期間・分析対象ブランド

まず、分析対象の期間について説明する。前節で提案したモデルを推定するためには、分析対象の期間のまえに一定の時間をおき、経験集合の初期状態を設定する必要がある。そこで、本研究では、2年(24ヶ月)間のデータのうち、はじめの9ヶ月間を経験集合の形成期間としておき、その後を分析対象の期間とする。経験集合の初期状態には、はじめの9ヶ月間に購買が観測されたブランドが含まれている。また、モデルによる予測精度の検証のために、各個人の最後の購買機会のデータをとりおき、これを検証用データとする。

次に、分析対象とするブランドは、全期間を通して購買数が多かった上位10ブランドとした。モデルの構造として、対象とするブランド数が増えても計算負荷が大きく増加することはないが、あまり購買数が少ないブランドだと、推定結果の信頼性が低下するため、10ブランドを対象とした。具体的なブランド名に関しては、表2に記載している。

順位	ブランド名	購買件数
1	ラックス	1667
2	パンテーン	1499
3	TSUBAKI	894
4	メリット	838
5	エッセンシャル	743
6	ダヴ	638
7	スーパーマイルド	538
8	ソフトインワン	494
9	PB(プライベートブランド)	482
10	モッズヘア	474

表 2: 分析対象のブランド

4.2.2 購買機会と分析対象顧客

まず、購買機会を定義する。前節までのモデル構築で、本研究で扱うブランド選択モデルは、同じ購買機会に2個以上のブランドが購買される場合を想定し、また、購買機会に1つもブランドが購買されていない場合も想定している、多変量選択(Multivariate Choice)構造としている。これを踏まえて、購買機会を定義する。購買機会は、来店・非来店を問わないカレンダー通りの日にちとすることも、来店日とすることも可能だが、本研究では、「シャンプーカテゴリーの購買があった日(カテゴリー購買が観測された日)」を購買機会ととらえる。

すなわち、本研究で議論する購買確率は、厳密には「カテゴリー購買が観測された」という条件付きの購買確率である。本研究では詳細に議論しないが、カテゴリー購買確率を同時に推定し、条件付きの確率に分解することで、任意の観測日における購買確率を求めることができる。来店・カテゴリー購買・ブランド購買を分解して推定するモデルは、Chiang (1991)、Chintagunta (1993)、Chib, Seetharaman and Strijnev (2004)、Van Heerde and

Neslin (2008) などに詳しい。本研究で提案するモデルも、これらの研究で得られた知見を活かせば、容易に拡張することができる。

分析対象の顧客を抽出する条件は、経験集合の形成期間・分析対象期間ともに、対象のブランドを3回以上購買していることとした。この条件に合致した顧客からランダムに400人を選び出し、分析対象とする。

4.2.3 説明変数

続いて、説明変数について解説する。まず、ブランド選択の説明変数 x に含まれる変数について説明する。対象の店舗では、毎月1日および20日に全製品を値引きするセール日がある。そこで、これをダミー変数の形で説明変数の1つとして用いる。また、同じく説明変数として、土日・祝祭日をダミー変数の形で用いる。また、これに加えて、 i の t 時点での経験集合のサイズを組み込む。次に、外部探索を説明する変数 w について説明する。 w には、 x と同様に、セール日ダミーと土日・祝祭日ダミー、経験集合のサイズを組み込むため、本研究では x と等しくなる。

4.2.4 対立モデル

本研究では、対立モデルとして、最尤法によって推定を行うロジット・モデルを用いる。消費者 i が時間 t にブランド j を購買する確率を以下のように定める。

$$\Pr(y_{itj} = 1) = \frac{\exp(x'_{it}\beta_j)}{1 + \exp(x'_{it}\beta_j)} \quad (7)$$

ここで、 $x_{it} = (\text{切片}, \text{セール日}_t, \text{土日祝日}_t, \text{性別}_i, \text{年齢}_i)$ である。ブランドごとに購買モデルを推定し、得られたパラメータを予測に用いる。

5 推定結果の考察

5.1 モデルの収束と予測

まずは、推定したモデルの収束を判定する。収束の判定においては、Geweke (1992) で提案された判定法を用いている。前半10%と後半50%のサンプルについて検定を行ったところ、全てのパラメータは収束していることが確認できた。

次に、予測のためにとりおいたデータを用いて、モデルの予測能力を検討する。ここでは、 $\tau = T_i + 1$ 回めの購買確率を計算して、予測用のスコアとする。まず、顧客 i の時間 τ におけるブランド j の購買確率の推定値 $\hat{p}_{i\tau j}$ は、ブランド j が経験集合 $\mathcal{E}_{i\tau}$ に入っていると

き、次の式から求めることができる。ここで、時間 $\tau = T_i + 1$ の経験集合は時間 T_i までの選択履歴を使えば得ることができる。 $\phi(\cdot)$ は標準正規分布の密度関数である。

$$\hat{p}_{i\tau j} = \Pr(\hat{y}_{i\tau j} = 1) = \int_{-\infty}^{\hat{y}_{i\tau j}^*} \phi(a) da, \text{ if } j \in \mathcal{E}_{i\tau} \quad (8)$$

ここで、 $\hat{y}_{i\tau t}^*$ は、他のブランドとの関係を考慮して計算しなければならない。経験集合 $\mathcal{E}_{i\tau}$ に含まれているブランドに対応した要素だけを抜き出した変数を $\tilde{B}_{i\tau}$ 、 $\tilde{\Sigma}_{i\tau}$ とおいて、 $(y_{ij}^*)^{(h)} \sim \mathcal{N}(\tilde{B}_{i\tau} x_{i\tau}, \tilde{\Sigma}_{i\tau})$ を発生させ、その平均値を計算することで、 \hat{y}_{ij}^* を得ることができる。これをもとに確率を計算すれば、各ブランドの購買確率を計算することができる。

また、外部探索を行う確率 $q_{i\tau}$ は、次の式から計算することができる。

$$\hat{q}_{i\tau} = \Pr(\hat{z}_{i\tau j} = 1) = \int_{-\infty}^{\hat{z}_{i\tau}^*} \phi(a) da \quad (9)$$

ブランド j の予測において、各消費者の予測スコアは、経験集合に入っているブランドについては通常通り計算するが、経験集合に入っていないブランドについては、予測購買確率は分からない。本研究で提案しているモデルが推定している β_{ij} は、利用経験者の購買意向パラメータだからである。しかしながら、実務上は、経験集合に入っていないブランドの選択行動についても、何らかの予測ができることが望ましい。

そこで、本研究では、予測については次の2種類の方法を採用して比較する。第1の方法は、経験集合外の選択確率を全て0とするものである。これは、モデルが表現する理論に忠実に従う方法である。第2の方法は、事前分布から予測購買確率を計算し、その確率と外部探索確率の積を、経験集合に入っていないブランドの購買確率とするものである。この方法は、モデルの理論からは逸脱するが、経験集合外のブランドのスコアを算出することができる。

事前分布から計算する予測購買確率は、事前分布のパラメータ Δ および個人属性の変数 w_i を使って求められる。 Δw_i から \check{B} を構成し、ここから、 $\check{y}_{itj}^* = \check{\beta}_{ij} x_{i\tau j}$ を計算し、予測スコアを以下の式から算出する。

$$\hat{p}_{i\tau j} = \hat{q}_{i\tau} \Pr(\check{y}_{i\tau j} = 1) = \hat{q}_{i\tau} \int_{-\infty}^{\check{y}_{i\tau j}^*} \phi(a) da, \text{ if } j \notin \mathcal{E}_{it} \quad (10)$$

以上、2種類の方法に対立モデルを加えた3種類の方法で予測を行い、その精度を検討する。予測能力の判定においては、ヒットレートとROC (Receiver Operating Characteristics) 曲線とROCスコアを用いる。ヒットレートは、予測と実現が一致した率である。予測の閾値は0.5とおいた。また、ROCスコアは、0から1の間の値をとり、その値が1に近いほど予測能力が高いといえる。また、完全にランダムに予測を行った場合には統計的に0.5をとるため、0.5を上回っていれば予測能力があることを示している。詳細はBlattberg, Kim and Neslin (2008)を参照のこと。

得られた結果は表3に示している。「購買人数」とあるのは、予測対象データにおいて、購買（外部探索）が観測された人数である。「非購買率」は、購買しなかった、外部探索を

しなかった消費者の割合である。ヒットレートを解釈するとき、全ての消費者を非購買、あるいは内部探索と判定すると、この値となる。この値よりも高くなければ、値としてヒットレートが高くても、予測能力があるとはいえない。また、「提案1」は、経験集合外のブランド購買確率を0としている方法、「提案2」は、経験集合外のブランド購買確率を事前構造から補完している方法である。外部探索確率については、経験集合は関係ないので、提案1、提案2とも同じ値となっている。ボールドの数字は、ヒットレート、ROCスコアにおいて3種類（外部探索においては2種類）の方法の中で最も値が高かったものである。

ブランド	購買人数	非購買率	ヒットレート			ROCスコア		
			対立	提案1	提案2	対立	提案1	提案2
ラックス	68	0.830	0.830	0.943	0.943	0.569	0.963	0.982
パンテーン	64	0.840	0.840	0.903	0.903	0.580	0.898	0.943
TSUBAKI	39	0.903	0.903	0.970	0.970	0.637	0.967	0.989
メリット	41	0.898	0.898	0.953	0.953	0.616	0.954	0.980
エッセンシャル	33	0.918	0.918	0.968	0.968	0.633	0.953	0.975
ダヴ	32	0.920	0.920	0.968	0.968	0.592	0.905	0.946
スーパーマイルド	18	0.955	0.955	0.970	0.970	0.642	0.883	0.968
ソフトインワン	23	0.943	0.943	0.983	0.983	0.576	0.948	0.958
PB	23	0.943	0.943	0.965	0.965	0.599	0.896	0.957
モッズヘア	12	0.970	0.970	0.990	0.990	0.538	0.997	0.997
外部探索	32	0.920	0.918	0.925		0.561	0.958	

表 3: 予測結果

表3をみると、対立モデルは、ROCスコアにおいては全体的に0.5を上回っているので予測能力が一定程度あるといえるが、ヒットレートは非購買率と同じであり、購買者と非購買者を適切に選別できていないことがわかる。これに対して、提案モデルはどちらの方法においても、ヒットレートが非購買率をすべて上回っており、高い予測能力があることがわかる。購買・非購買者の人数に大きな差がある場合、予測がどちらかの値のみに偏り、適切な予測ができない場合があるが、提案モデルにおいては、ブランド購買については予測がどちらかの値に偏ってしまったということはなく、購買生起についても適切に予測ができているといえる。提案モデルはROCスコアにおいても、全て0.5を超え、対立モデルよりも高い値を示している。とくに、提案2の予測能力が非常に高く、ほとんどのブランドに対して提案1よりも高い値となっている。

このROCスコアの算出のために用いるROC曲線について、代表的なものを図3に挙げている。細い実線は対立モデル、太い実線は提案1、太い点線は提案2の結果である。ROC曲線は、曲線が中央の直線よりも左上にあれば「予測能力がある」ということを示しており、また、左上に寄っているほど予測精度が高いといえる。これを見ると、提案モデルは対立モデルと比較して、非常に高い精度で予測ができていることが見てとれる。とくに、提案2の方法は、中位～下位のスコアの個人における予測能力が高い。これは、経験集合外にある消費者の購買動向についても適切に予測を行うことができていることを示している。

ここで示されたように、モデルの予測能力は非常に高く、実用的なモデルであるといえる。次節以降では、得られたパラメータを考察し、マーケティング施策への活用を考える。

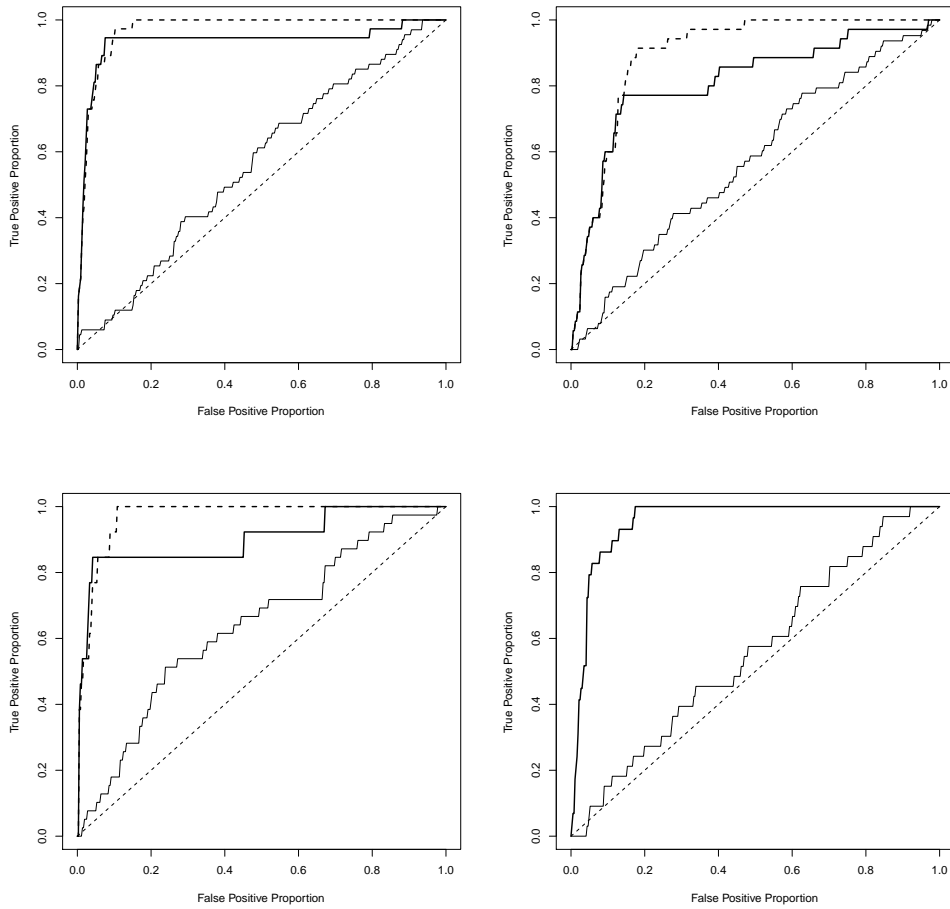


図 3: ROC 曲線 (左上) ラックス、(右上) パンテーン、(左下)TSUBAKI、(右下) 外部探索

5.2 パラメータの考察

モデルの説明に用いた変数の影響を考察することで、消費者の大まかな傾向を掴むことができる。まず、表4は、事前構造 Δ の推定結果である(一部のブランドについて抜粋している)。表中、*が添えられているものは、HPD基準で10%以上の水準で有意であると判定された値である。同様に、**は5%、***は1%水準を示している²。ここで、NBであるメリット、エッセンシャルとPBとの差異を読み取ることができる。まず、「切片-性別」、「切片-年齢」から、メリットは年齢高めの消費者に好まれる傾向があることが分かるが、PBは、若い女性に好まれる傾向があることが分かる。また、「セール日-切片」を見ると、PBがセール日に購買される確率が上がるようだ。エッセンシャルについては、性別に規定されており、セール日には、女性には購買されにくくなり、男性には購買されやすくなることが分かる。経験集合サイズについては、メリットは経験集合のサイズが大きくなると購買されやすくなるという傾向があるようだ。これは、消費者が色々なブランドを利用していながらも、メリットを購買する確率が上がっていくことを示している。

外部探索については、性別に規定される影響が多いようだ。まず、一般的に、女性の方が外部探索をする傾向が高いことが示されている。また、女性は土日祝日には外部探索を行わない傾向がある。すなわち、女性は平日の購買で外部探索を行っている傾向が高いといえる。経験集合のサイズとの関係についても、女性は経験集合のサイズが大きくなるほど外部探索をしなくなる傾向があるといえる。有意ではないが「経験集合のサイズ-切片」が負になっていることから、男性では経験集合のサイズが大きくなるほど外部探索をしなくなるという傾向が統計的に有意になるほど強くないが、女性はこれが非常に強いことがいえる。

表5は、 Σ の事後平均値である。これも Δ と同様の基準で*を付している。これを見ると、いくつかの値が負で有意に判定されている。これは、一方のブランドが選択されたときはもう一方のブランドが選択されにくいという関係にあるといえ、競合しているブランド同士だととらえることができる。推定された Σ の構造は、市場全体のブランド間影響関係を示しているが、個々の消費者の内面にこのブランド間影響関係の情報があるわけでない。消費者の経験集合内にあるブランド間の部分的な競合関係から推定された市場全体の関係である。

6 議論

6.1 モデルパラメータの解釈

本研究では、経験集合に入っているブランドのみを対象としてパラメータを推定している。すなわち、このモデルから得られるパラメータは、対象のブランドを利用した経験がある集団が判断したブランドの選好度といえる。外部探索によって購買され、経験集合に入ったとしても、その後購買がされなければ、そのブランドのパラメータは低くなる。すなわち、そのブランド利用価値が直接影響している値となっている。プロモーションや広告等で醸成させる購買意欲とは別の選好を表現しているといえる。本節では、このような選好を表

²HPDの計算方法は、Chen, Shao and Ibrahim (2000)の方法を参照にした。

△(抜粋)		切片		性別		年齢
メリット	切片	-13.93	***	-2.08		4.97 ***
	セール日	-5.83		-0.01		1.54
	土日祝日	-4.57		-1.85		1.84 *
	経験集合サイズ	5.86	**	0.65		-2.44 ***
エッセンシャル	切片	0.19		2.13		1.59
	セール日	0.76		-5.50	**	1.10
	土日祝日	-5.50		-2.23	*	2.46 **
	経験集合サイズ	0.24		-1.32	*	-0.89
PB	切片	3.85		12.08	***	-4.02 **
	セール日	11.94	**	-0.53		-2.65 *
	土日祝日	-3.75		-6.65	***	2.89 *
	経験集合サイズ	0.12		-1.58	*	0.02
外部探索	切片	-0.67		2.40	***	-0.75
	セール日	0.25		0.80		-0.16
	土日祝日	0.42		-1.69	***	0.36
	経験集合サイズ	-2.50		-1.53	***	0.19

表 4: 推定された Δ

	ラックス	パンテーン	TSUBAKI	メリット	エッセン
パンテーン	-0.141	**			
TSUBAKI	-0.044	-0.016			
メリット	-0.039	-0.072	-0.068		
エッセンシャル	-0.064	-0.017	-0.052	-0.053	
ダヴ	-0.016	-0.065	-0.035	-0.022	-0.007
スーパーマイルド	-0.016	0.003	0.029	-0.041	-0.038
ソフトインワン	-0.050	-0.051	-0.247	*	-0.023
PB	0.000	-0.025	-0.051	-0.016	-0.038
モッズヘア	-0.024	-0.031	-0.055	-0.050	-0.019

	ダヴ	スーパー	ソフト	PB
パンテーン				
TSUBAKI				
メリット				
エッセンシャル				
ダヴ				
スーパーマイルド	-0.031			
ソフトインワン	0.001	-0.033		
PB	-0.047	-0.039	-0.038	
モッズヘア	-0.009	-0.054	0.068	-0.001

表 5: 推定された Σ

現しているモデルのパラメータ B_i および Δ がどのような意味を持ち、どう活用できるのかを考えてみたい。

まず、ある消費者 i について、事前構造から潜在的にブランド j の選好度が高いことが分かっているが、そのブランドの利用経験がないとき、消費者 i はブランド j を自分から選択することはあるのかを考えてみる。合理的な評価を行う消費者であれば、ブランド j を選択すると考えられるが、代替案が多すぎる市場は、正確な評価を行い、「自分が利用してまた購買したいと思うブランド」を選択するのは難しいと思われる。この問題については、予測の節にある結果から消費者の外部探索の精度を検討することができる。提案 1 の方法は、経験集合に入っていない消費者の購買確率を 0 としているもので、提案 2 の方法は、経験集合に入っていない消費者の購買確率をパラメータ B_i, Δ と外部探索確率を使って試算しているものである。そして、結果として、提案 1 の方法に対して、提案 2 の方法の予測精度が高くなっていることが示されている。これは、消費者が経験集合外のブランドを選択する、すなわち外部探索を行うときに、ある程度は、自分が利用したら満足できるブランドを選択することができているということを示している。もし外部探索が満足に機能していないのであれば、提案 2 の方法は提案 1 の方法と同等の予測能力しかないという結果となるはずである。この結果には、消費者の情報探索能力と同時に、企業側のコミュニケーションの適切さも要因として混在しているが、消費者の選択結果がある程度望ましい状態になっていることは示されたといえる。また、実用上、このパラメータを使って購買予測を行うことも可能であるといえる。

予測の結果から、消費者個人の外部探索行動がある程度機能していることが確認できたが、より積極的に、企業側から適切なブランドを提示していくことも考えられる (e.g. Ansari, Essegaiier and Kohli, 2000; Ansari and Mela, 2005)。多くの研究では、レコメンデーションにおけるブランドの選別は他者の購買情報を用いている。このため、購買しても、利用した結果として不満足だったブランドが含まれている可能性がある。その点、本研究で求めたパラメータを用いたレコメンデーションならば、反復購買意向の情報を使っているため、このようなブランドを提示する危険性は低くなる。使ってみて満足ができると考えられるブランドを推薦することができるという点で、理論的には、これまでのレコメンデーションモデルよりも、消費者の便益を向上させることができると考えられる。

6.2 経験集合のサイズ

本研究では、分析前 9ヶ月間に形成された経験集合を初期情報として、その後 1年3ヶ月の購買行動を分析し、経験集合の変化を追っているものである。

本研究の観測終了時点で、経験集合のサイズは、平均 2.55 ブランドであり、最大は 8 ブランドであった。本研究では、売上上位 10 個のブランドを推定対象としているが、これらをすべて購買した個人は一人もおらず、最大でも 8 ブランドである。逆に、経験集合に 1 つのブランドのみが入っているという消費者は 108 人 (27%)、2 つのブランドが入っている消費者が 120 人 (30%)、3 つのブランドが入っている消費者が 76 人 (19%) であり、経験集合に入っているブランドが 3 個以下の消費者は合計すると全体の 76% になる。多くの消費者は同じブランドを反復して購買する傾向が非常に強いことがわかる。シャンプーカテゴリーに

おける考慮集合のサイズを調査した研究としては、Hauser and Wernerfelt (1990) があり、この研究では、おおよそ 6.1 ブランドとされている。この研究と比較すると、今回の研究で得られた集合のサイズはかなり小さいといえる。考慮集合に入っているにもかかわらず購入されない集合が存在する可能性があり、経験集合は考慮集合よりも小さいサイズになっているようだ。

また、多くの消費者が市場に存在するブランドのほんの一部しか購入していない現状を踏まえて考えると、通常の方法では、市場全体の競争構造 Σ を推定することは困難であるといえる。しかし、MCMC 法によって推定を行う本研究の方法を用いれば、部分的な消費者個人の選択構造から、市場全体の競争構造を推測することができる。

経験集合についても一つ考えなければならないのは、経験集合サイズの限界である。本研究では、長期記憶に貯蔵されている経験集合からブランドが外れるメカニズムを組み込んでいないが、これは Bettman (1979) の命題を踏まえたものである。Bettman (1979) においては、長期記憶の性質として「永続的」であり「本質的に無尽蔵」であるとしている (Bettman, 1979, pp. 151, Proposition 6.4)。すなわち、長期記憶についてはサイズの限界を考える必要はないとされている。また、先行的な考慮集合を扱った研究でも、これを組み込まない研究も多く、比較的短期のデータを扱う場合は大きな問題はないと考えられる。たとえば、Chiang, Chib and Nrashimhan (1999) ではトマトケチャップ市場を対象に分析を行っているが、1年半程度を分析期間としており、この間に考慮集合の変化はないと考えているといえる。しかしながら、実用上、より長期の分析を行うならば、経験集合サイズ考慮した方が望ましい場合も考えられる。

7 結論

本研究では、多数のブランドが存在し繰返し購買が観測される消費財市場における、消費者のブランド選択行動を再解釈し、消費者個人の内面にある絞り込まれたブランドの集合を考慮した選択モデルを構築し、実証を行った。本研究の貢献として、以下の3点を挙げることができる。

第1に、ID付きPOSデータをはじめとした観察(行動)データを分析するための理論的な枠組みを構築したことである。消費者行動研究分野で提示されていた内部探索・外部探索・学習の概念を整理し、繰返し購買による動的な観察された購買行動を、消費者の情報処理の観点から再解釈した。これらの概念を整理し、モデルに取り入れたことで、より理論的に妥当なモデルを構築することができた。また、これまでの研究で概念として提示されていた考慮集合や処理集合といった消費者の内部に存在する集合は、直接質問するなどの能動的な手段でしか把握することができないが、経験集合という観察できる集合の概念を新たに提示することで、実用的なモデルを構築することができた。本研究で提示したモデルは、これまでのブランド選択モデルと比較して、代替案の増加に対して頑健であり、市場に数十のブランドが存在しても、計算負荷を大きく増加させることなく分析することができる。

第2は、モデルの予測能力の高さである。本研究で提案したモデルは、予測用データを用いた検証から、非常に高い予測能力を持つことが示された。モデルは、経験集合に入っているブランドの選択確率が高くなるように設計されているが、このモデルで予測能力が高いと

いうことは、多くの消費者が経験集合に入っているブランドを優先的に選択する確率が高いということを示している。消費者がある程度検討するブランドの集合を絞り込んでいることは多くの先行研究で主張されているが、予測の結果から、過去に自分が購買したブランドを検討している可能性が高いということが示された。また、ブランド選択の予測だけでなく、外部探索の予測についても良好な結果を得ており、外部探索をしやすい消費者を高い精度で判別することに成功している。外部探索をしやすい消費者は、バラエティ・シーキング傾向が高い消費者ともいえる。このモデルを用いることで、消費者ごとの対象製品カテゴリにおける態度の差異を把握することがきる。

第3は、モデルの拡張可能性の高さである。本研究で提案したモデルは、多くの部分でこれまでのブランド選択モデルの枠組みを踏襲している。また、階層化し、MCMC法によって推定を行っており、これまでの研究で提案されたモデルを柔軟に組み込むことができる。たとえば、カテゴリ横断的なモデルや時系列項の導入など、多様な拡張を考えることができる。

今後の課題としては、次の2点を挙げる。第1は、より幅広い製品カテゴリを対象とした実証である。本研究ではサンプルを対象に実証分析を行い、高い予測能力があることが確認できたが、他の製品カテゴリにおいても同様の予測能力を発揮できるのかを検討しなければならない。予測の結果から、経験集合という概念の妥当性はある程度示すことができたと考えられるが、他のカテゴリにおいても経験集合内から選択が行われるのか、検証しなければならない。第2は、モデルの精緻化である。たとえば、議論の節でも触れたように、経験集合内のブランドが検討する代替案から外れる機構も考えることが望ましい。分析対象の期間が短いので、本研究においては大きな問題は起きていないが、より長期間の分析を行うのであれば、検討する必要があるだろう。その他の点についても、実証を重ねていく上で必要があれば、適宜改良していくこと求められる。

謝辞 本稿の執筆にあたり、経営科学系研究部会連合協議会およびカスタマー・コミュニケーションズ株式会社よりデータを貸与いただきました。また、西本章宏氏（小樽商科大学）から有益なコメントをいただきました。この場をお借りして御礼申し上げます。

A モデル詳説

ここでは、本文中で用いたモデルの詳細な推定方法について解説する。モデルを再掲すると、まず、個人 i の時間 t における経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランド j の選択を説明するモデルは、次のようになる。

$$y_{itj} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{itj}^* > 0 \\ 0, & \text{if } y_{itj}^* \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$y_{itj}^* = x_{it}\beta_{ij} + \varepsilon_{itj}, \quad j \in \mathcal{E}_{ij} \quad (12)$$

ここで、 \tilde{y}_{it}^* を、 $y_{it}^* = \{y_{it1}, \dots, y_{itJ}\}'$ のうち、 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドを抜き出したベクトルとおき、同様に、 \tilde{B}_{it}^* を $B_i = \{\beta'_{i1}, \dots, \beta'_{iJ}\}'$ のうち \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドを抜

き出した行列とおく。加えて $\tilde{\Sigma}_{it}$ を、分散共分散行列 Σ から、経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドを抜き出した部分行列とおくと、ブランド選択のモデルは次のように記述できる。

$$\tilde{y}_{it}^* = \tilde{B}_{it}x_{it} + \tilde{\varepsilon}_{it}, \tilde{\varepsilon}_{it} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \tilde{\Sigma}_{it}) \quad (13)$$

ここで、表記を単純化するために、 $J \times J$ の行列 \tilde{I}_{it} を導入する。これは、時間 t において、ブランド j が経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれていれば (j, j) 要素に 1 をとり、そうでなければ 0 をとる対角行列である。この \tilde{I}_{it} を使って上記式 (13) を次のように書き換える。

$$\tilde{I}_{it}y_{it}^* = \tilde{I}_{it}B_{it}x_{it} + \tilde{I}_{it}\varepsilon_{it}, \tilde{I}_{it}\varepsilon_{it} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \tilde{I}_{it}\Sigma\tilde{I}_{it}) \quad (14)$$

また、本節では、計算の単純化のために、 $b_i = \text{vec}(B_i)$ 、 $X_{it} = (x'_{it} \otimes I_J)$ とおいて、上記の式を変形した以下の表現を用いる。

$$\tilde{I}_{it}y_{it}^* = \tilde{I}_{it}X_{it}b_{it} + \tilde{I}_{it}\varepsilon_{it}, \tilde{I}_{it}\varepsilon_{it} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \tilde{I}_{it}\Sigma\tilde{I}_{it}) \quad (15)$$

次に、個人 i が時間 t に外部探索を行う傾向を説明するモデルは、以下のようになる。

$$z_{it} = \begin{cases} 1, & \text{if } z_{it}^* > 0 \\ 0, & \text{if } z_{it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (16)$$

$$z_{it}^* = w_{it}\gamma_i + \zeta_{it} \quad (17)$$

ここで、本研究では $x_{ij} = w_{ij}$ であり、また、ブランド選択と外部探索の間に関係構造を仮定するため、潜在変数の項をまとめて表現する。

上記の b_i および γ_i を説明する階層構造は、 $\theta_i = \{b'_i, \gamma'_i\}'$ を用いて、以下のように定式化できる。

$$\theta_i = \Delta v_i + \xi_i, \xi_i \sim \mathcal{N}(0, \Lambda) \quad (18)$$

A.1 事前分布

まず、 Σ の事前分布には、Manchanda, Ansari and Gupta (1999) を参考に、次の分布を仮定する。

$$\pi(\Sigma) \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\text{vec}^*(\Sigma) - \text{vec}^*(\Sigma_0))' G_0 (\text{vec}^*(\Sigma) - \text{vec}^*(\Sigma_0)) \right\} \quad (19)$$

ここで、 $\text{vec}^*(M)$ は、行列 M の上三角部分だけをベクトル化するベクトルオペレータである。すなわち、 $\text{vec}^*(\Sigma)$ は $J(J-1)/2$ 次元のベクトルである。また、 Σ_0 は $J \times J$ の単位行列、 G_0 は $(J(J-1)/2) \times (J(J-1)/2)$ の単位行列とおく。

次に、 Δ の事前分布を定める。 Δ は $(J+1)K \times L$ の行列なので、行列正規分布を仮定する。事前分布は $\Delta \sim \mathcal{N}(\Delta_0, \Omega_0, \Lambda)$ とおく。ここで、 Δ_0 は $(J+1)K \times L$ の零行列、 $\Omega_0 = 100I_{(J+1)K}$ とおく。

Λ について、本研究では対角行列を仮定し、各要素の事前分布にガンマ分布を仮定する。各要素 λ_k について $\lambda_k \sim \mathcal{G}(q_0/2, Q_0/2)$ とおく。事前分布のパラメータは、 $q_0 = Q_0 = 10^4$ とおく。推定を安定させるような、事前分布の値を設定している。

Λ を対角行列にすることで、 θ_i の式を次のように分解することができる。

$$\theta_i = \begin{pmatrix} b_i \\ \gamma_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta_b \\ \Delta_\gamma \end{pmatrix} v_i + \xi_i, \quad \xi_i \sim \mathcal{N} \left(0, \begin{pmatrix} \Lambda_b & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}' & \Lambda_\gamma \end{pmatrix} \right) \quad (20)$$

A.2 事後分布

完全条件付き事後分布は、次の関数を用いて表現する。本研究では、Albert and Chib (1993) の方法を踏襲して離散選択モデルを解くため、潜在変数を導入している。まず、ブランド選択の項は次のように表現できる。

$$f(y_i, y_i^* | \beta_i, \Sigma_i) = \left\{ \prod_{t=1}^{T_i} \left[\prod_{j \in \mathcal{E}_{it}} \pi(y_{itj} | y_{itj}^*) \right] \pi(\tilde{y}_{it} | \tilde{\beta}_{it}, \tilde{\Sigma}_{it}) \right\} \quad (21)$$

次に、外部探索の項は、次のように表現できる。

$$g(z_i, z_i^* | \beta_i) = \prod_{t=1}^{T_i} \pi(z_{it} | z_{it}^*) \pi(z_{it}^* | \gamma_i) \quad (22)$$

上記の $f(\cdot)$ および $g(\cdot)$ から、完全条件付き事後分布は次のように表現することができる。表記の単純化のため、パラメータの集合を ϑ 、データの集合を \mathcal{D} とおいている。また、 $\theta_i = \{b_i, \gamma_i\}$ である。

$$\pi(\vartheta | \mathcal{D}) = \left[\prod_{i=1}^N f(y_i, y_i^* | \beta_i, \Sigma_i) g(z_i, z_i^* | \beta_i) \pi(\theta_i | \Delta, \Lambda) \right] \pi(\Sigma) \pi(\Delta) \pi(\Lambda) \quad (23)$$

これを解いて、以下のような条件付き事後分布を得る。

y_{itj}^* , $i = 1, \dots, N$, $t = 1, \dots, T_i$, $j \in \mathcal{E}_{it}$ の事後分布 潜在変数 y_{itj}^* は、切断正規分布から推定する。区間は観測値 y_{itj} の値によって異なる。切断正規分布の推定法については、Geweke (1991) において、Normal rejection sampling と Exponential rejection sampling (Devroye, 1986) を閾値によって使い分ける方法が提案されており、本研究でもこの方法を利用している。以下、 $\mathcal{TN}_{(a,b)}(m, s)$ は区間 (a, b) をとる、平均 m 、標準偏差 s の切断正規分布を示す。

$$y_{itj}^* | \cdot \sim \begin{cases} \mathcal{TN}_{(0,\infty)}(\mu_1, \sigma_1), & \text{if } y_{itj} = 1 \\ \mathcal{TN}_{(-\infty,0]}(\mu_1, \sigma_1), & \text{if } y_{itj} = 0 \end{cases} \quad (24)$$

ここで、 $\mu_1 = m_{itj} + S_{j,-j} S_{-j,-j}^{-1} (\tilde{y}_{it,-j} - m_{it,-j})$ 、 $\sigma_1 = s_{jj} - S_{j,-j} S_{-j,-j}^{-1} S_{-j,j}$ 、 $m_{ij} = \tilde{B}_{it} x_{it}$ 、 $S = \tilde{\Sigma}_{it}$ である。

z_{it}^* , $i = 1, \dots, N$, $t = 1, \dots, T_i$ の事後分布: これも y_{itj}^* と同様に、切断正規分布からサンプリングを行う。 $z_{it} = 1$ のとき、 $z_{it} \sim \mathcal{TN}_{(0, \infty)}(w_i' \gamma, 1)$ であり、 $z_{it} = 0$ のときは、 $z_{it}^* \sim \mathcal{TN}_{(-\infty, 0]}(w_i' \gamma, 1)$ となる。

$b_i, i = 1, \dots, N$ の事後分布: 選択行動に影響を与えるパラメータ $b_i = \text{vec}(B_i)$ は、経験集合に入っているブランドについては観測データから推定することができるが、経験集合に入っていないブランドは事前分布の情報のみから値を得る必要がある。ここでは、 $J \times J$ の行列 \tilde{I}_{it} を導入した式 (15) から事後分布を考える。この変数を用いると、 y_{it}^* の式は J ベクトルの多変量回帰モデルの形で表現することができる。これを利用して事前分布との積を計算すると、次のような多変量正規分布からサンプルを得ることができる。

$$b_i \sim \mathcal{N}(m_1, S_1) \quad (25)$$

ここで、 $S_1 = \left(\Lambda_b^{-1} + \sum_{t=1}^{T_i} X'_{it} \tilde{I}_{it} \Sigma^{-1} \tilde{I}_{it} X_{it} \right)^{-1}$ 、 $m_1 = S_1 \left(\Lambda_b^{-1} \Delta_b v_i + \sum_{t=1}^{T_i} X'_{it} \tilde{I}_{it} \Sigma^{-1} \tilde{I}_{it} y_{it}^* \right)$ である。

Σ の事後分布: 本文にあるとおり、製品カテゴリー全体の関係構造を表現する $J \times J$ のパラメータを Σ とおいたとき、個々の購買モデルにおいては、経験集合に対応する部分行列 $\tilde{\Sigma}_{it}$ が利用されることになる。ここで、 $\tilde{\Sigma}_{it}$ は、全体の分散共分散行列 Σ から、経験集合 \mathcal{E}_{it} に含まれているブランドのみを抜き出した部分行列であり、これを用いて購買行動の式を $n(\mathcal{E}_{it})$ 次元の多変量回帰モデルとして表すことができる。

求めるべきは製品カテゴリー全体の分散共分散行列 Σ の値である。ただし、 Σ は、対角項が全て 1 であり、行列全体として正定値であることが求められる。 Σ が正定値であれば、 Σ の部分行列 $\tilde{\Sigma}_{it}$ もまた正定値であることが保証できるので、 Σ が条件を満たしていることに注意すればいい³。

上記の y_{it}^* に関する式と Σ の事前分布から、 Σ の事後分布を考える。事後分布 $\pi(\Sigma|\cdot)$ は、 y_{it}^* の同時分布と、事前分布 $\pi(\Sigma)$ との積で、次のように表すことができる。

$$\pi(\Sigma|\cdot) \propto \left\{ \prod_{i=1}^N \prod_{t=1}^{T_i} \pi(\tilde{y}_{it}^* | \tilde{\beta}_{it}, \tilde{\Sigma}_{it}) \right\} \times \pi(\Sigma) \quad (27)$$

ただし、上記の条件を満たした Σ を表現するよく知られた分布は存在しない。また、 y_{it}^* の次元が変わらない場合には、Edwards and Allenby (2003) によって提案されている、ウィシャート分布から発生させた値を事後的に調整する方法も使うことも考えられるが、本研究では y_{it}^* の次元が変わっているため、そのまま使うことは難しい。した

³定理 $J \times J$ の正定値行列 M について、その任意の要素 k 行および k 列を抜き出した部分行列は正定値行列である。

証明 $J \times J$ の正定値行列 M が正定値である条件は、任意の J 次元ベクトル x について、 $x' M x > 0$ が成立する事である。ここで、行列 M が正定値であると仮定する。 x を分割し $(x'_1, x'_2)'$ を考える。 x_1 は J_1 次元、 x_2 は J_2 次元であるとする。ここで $x_2 = \mathbf{0}$ としたベクトルを $v = (x'_1, \mathbf{0}')'$ とおくと、 M は正定値行列であるため $v' M v > 0$ が成立する。これを計算すると、

$$v' M v = (x'_i, \mathbf{0}') \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = x'_1 M x_1 > 0 \quad (26)$$

である。これは、 M について x_1 と同様に 1 から J_1 行および 1 から J_1 列を抜き出して部分行列 M_1 を得、それを用いて得た $x'_1 M_1 x_1$ に等しい。すなわち、 M の部分行列 M_1 について、任意の x_1 に対して $x'_1 M_1 x_1 > 0$ が成立する。これは任意の分割についても成立するので、正定値行列 M の部分行列は正定値であることが示された。

がって、 を推定するためには、M-H法による方法が最も適切であるといえる。多変量プロビットモデルの分散項をM-H法によって推定する方法は、Chib and Greenberg (1998) や Manchanda, Ansari and Gupta (1999) などによって提案されており、M-H法を用いれば、本研究で提案したモデルのパラメータも推定することができる。候補分布を $q(\Sigma)$ とおき、候補サンプルを Σ^c とおくと、候補サンプルの採択確率 a を次の式から計算することができる。

$$a = \min \left\{ \frac{\pi(\Sigma^c|\cdot)/q(\Sigma^c)}{\pi(\Sigma|\cdot)/q(\Sigma)}, 1 \right\} \quad (28)$$

候補サンプルの発生方法および候補分布については、Manchanda, Ansari and Gupta (1999) の方法を採用している。この研究で提案された方法は、 Σ に含まれている $J(J-1)/2$ 個のパラメータについて、要素ごとに候補サンプルを発生させ、候補サンプルから Σ^c を再構成して採択確率を計算するものである。要素ごとにサンプルを発生させるので、特定の要素に制約を課すことも容易である。本研究では、部分的な情報から全体の行列を再構成するため、要素によっては、対応する標本がない場合がある。たとえば任意のブランド j とブランド k について、この2ブランドの両方を経験集合に持っている個人・時間が存在しないとき、この2ブランドの関係 Σ_{jk} は求めることができない。そこで、要素ごとに制約を課することができる特性を活かして、標本が存在しないブランド間の要素には0をおき、推定を行う⁴。

γ_i , $i = 1, \dots, N$ の事後分布:

$$\gamma_i \sim \mathcal{N}(m_1, S_1) \quad (29)$$

ここで、 $S_1 = (\Lambda_\gamma^{-1} + W_i'W_i)^{-1}$ 、 $m_1 = S_1 (\Lambda_\gamma^{-1}\Delta_\gamma v_i + W_i'z_i^*)$ 、 $W_i = (w_{i1}, \dots, w_{i,T_i})'$ 、 $z_i^* = (z_{i1}^*, \dots, z_{i,T_i}^*)'$ である。

Δ の事後分布:

$$\Delta \sim \mathcal{N}(\Delta_1, \Omega_1, \Lambda) \quad (30)$$

ここで、 $\Omega_1 = (V'V + \Omega_0^{-1})^{-1}$ 、 $\Delta_1 = (\Theta'V + \Delta_0\Omega_0^{-1})\Omega_1$ である。また、 Δ は $(J+1)K \times L$ の行列正規分布からのサンプリングになる。分布の性質やサンプリング方法の詳細は Rowe (2002) あるいは Dawid (1981) を参照のこと。

λ_k , $k = 1, \dots, (J+1)K$ の事後分布:

$$\lambda_k \sim \mathcal{G}(q_1/2, Q_1/2) \quad (31)$$

ここで、 $q_1 = q_0 + N$ 、 $Q_1 = Q_0 + \sum_{i=1}^N (\theta_{ik} - \delta'_{k,\cdot} v_i)^2 + (\delta_{k,\cdot} - \delta_{0,k,\cdot})' \Omega_0^{-1} (\delta_{k,\cdot} - \delta_{0,k,\cdot})$ である。ただし、 $\delta_{k,\cdot}$ は Δ の第 k 列を抜き出した L 次元ベクトル、 $\delta_{0,k,\cdot}$ は Δ_0 の第 k 列を抜き出した L 次元ベクトルである。

⁴ただし、本研究においては、標本が存在しないケースはなかった。

A.3 初期値とシミュレーション設定

初期値について、潜在変数 y_{itj}^* および z_{it}^* はすべて 0、パラメータ B_i 、 γ_i および Δ はすべて零ベクトルとしている。また、 Σ は単位行列、 λ_k はすべて 1 としている。

シミュレーションにおいては、全 15,000 回のイタレーションを行い、はじめの 5000 回を除いた 10,000 回をサンプルとして採取している。

参考文献

- Albert, J. H., and Chib, S. (1993). Bayesian Analysis of Binary and Polychotomous Response Data, *Journal of the American Statistical Association*, 88, 669-679.
- Allenby, G. M., and Rossi, P. E. (1999). 1Marketing Models of Consumer Heterogeneity, *Journal of Econometrics*, 89, 57-78.
- Andrews, R. and Srinivasan, T. C. (1995) Studying Consideration Effects in Empirical Choice Models Using Scanner Panel Data, *Journal of Marketing Research*, 32, 30-41.
- Ansari, A., and Mela, C. F. (2003). "E-Customization," *Journal of Marketing Research*, 40, 131-145.
- Ansari, A., Essegai, S., and Kohli, R. (2000). "Internet Recommendation Systems," *Journal of Marketing Research*, 37, 363-375.
- Ben-Akiva, M. and Morikawa, T. (1990). Estimation of Switching Models from Revealed Preference and Stated Preference, *Transportation Research A*, 24A(6), 485-495.
- Bettman, J. R. (1970). Information Processing Models of Consumer Behavior, *Journal of Marketing Research*, 7, 370-376.
- Bettman, J. R. (1971). The Structure of Consumer Choice Process, *Journal of Marketing Research*, 13, 465-471.
- Bettman, J. R. (1979). *An Information Processing Theory of Consumer Choice*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Bettman, Johnson and Payne (1991) Consumer Decision Making, In T. S. Robertson & H. H. Kassarian (Eds), *Handbook of consumer behavior (pp. 50-84)*, Prentice Hall
- Blackwell, R. D., Miniard, P. W., and Engel, J. F. (2006) *Consumer Behavior 10th ed.* OH: Thomson Higher Education.
- Blattberg, R. C., Kim, B., and Neslin, S. A. (2008). *Database Marketing: Analyzing and Managing Customers*, Springer.
- Brisoux, J. E. and Cheron, E. J. (1990). Brand Categorization and Product Involvement, *Advances in Consumer Research*, 17, 101-109.
- Chiang, J. (1991). A Simultaneous Approach to the whether, What and How Much to Buy Questions, *Marketing Science*, 10(4), 297-315.
- Chiang, J., Chib, S., and Narasimhan, C. (1999). Markov Chain Monte Carlo and Models of Consideration Set and Parameter Heterogeneity, *Journal of Econometrics*, 89, 223-248

- Chen, M. H., Shao, Q. M., and J. G. Ibrahim (2000). *Monte Carlo Methods in Bayesian Computation*, New York: Springer.
- Chib, S., and Greenberg, E. (1998). Analysis of Multivariate Probit Models, *Biometrika*, 85, 347-361.
- Chib, S., Seetharaman, P. B., and Strijnev, A. (2004). Model of Brand Choice with a Non-Purchase Option Calibrated to Scanner-Panel Data, *Journal of Marketing Research*, 41(May), 184-196.
- Chintagunta, P. K. (1993). Investigating Purchase Incidence, Brand Choice and Purchase Quantity Decisions of Households, *Marketing Science*, 12(2), 184-208.
- Dawid, A. P. (1981). Some Matrix Variate Distribution Theory: Notational Considerations and a Bayesian Application, *Biometrika*, 68, 265-274.
- Devroye, L. (1986). *Non-Uniform Random Variable Generation*, New-York: Springer.
- Edwards, Y. D., and Allenby, G. M. (2003). Multivariate Analysis of Multiple Response Data, *Journal of Marketing Research*, 40(3), 321-334.
- Engel, J. F., Kollat, D. T., and Blackwell, R. D. (1968). *Consumer Behavior*, Rinehart & Winston.
- Farley, J. U., and Ring, L. W. (1974). An Empirical Test of the Howard-Sheth Model of Buyer Behavior, *Journal of Marketing Research*, 7(Nov.), 427-438.
- Fishbein, M. (1967). *A Consideration of Beliefs and Their Role in Attitude Measurement*, New York: Wiley.
- Geweke, J. (1991). Efficient Simulation from the Multivariate Normal and Student-t Distributions Subject to Linear Constraints and the Evaluation of Constraint Probabilities, In E. Kermamidas (Ed.), *Proceedings of 23rd symposium on the interface between computing science and statistics (pp. 571-578)*.
- Geweke, J. (1992). Evaluating the Accuracy of Sampling-Based Approaches to the Calculation of Posterior Moments, In J.O. Berger, J.M. Bernardo, A.P. Dawid, and A.F.M. Smith (Eds.) *Bayesian Statistics 4 (pp. 169-194)*, Oxford: Oxford University Press.
- Gilbride, T. J. and Allenby, G. M. (2004). A Choice Model with Conjunctive, Disjunctive, and Compensatory Screening Rules, *Marketing Science*, 23(3), 391-406.
- Gilbride, T. J. and Allenby, G. M. (2006). Estimating Heterogeneous EBA and Economic Screening Rule Choice Models, *Marketing Science*, 25(5), 494-509.
- Guadani, P. M., and Little, J. D. C. (1983). A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data, *Marketing Science*, 2(3), 203-238.
- Hauser, J. R., and Shugan, S. M. (1983). Defensive Marketing Strategies, *Marketing Science*, 2, 319-360.
- Hauser, J. R., and Wernerfelt, B. (1990). An Evaluation Cost Model of Consideration Sets, *Journal of Consumer Research*, 16, 393-408.
- Hensher, D., Louviere, J. and Swait, J. (1999). Combining Sources of Preference Data, *Journal of Econometrics*, 89, 197-221.
- Howard, J. A., and Sheth, J. N. (1969). *The Theory of Buyer Behavior*, John Wiley & Sons.

- Howard, J. A., Shay, R. P., and Green, C. A. (1988). Measuring the Effect of Marketing Information on Buying Intentions, *The Journal of Consumer Marketing*, 5(3), 5-14.
- Hoyer, W. D., and MacInnis, D. J. (2008). *Consumer Behavior 5th ed.* South-Western Cengage Learning.
- Lapersonne, E., Laurent, G., and Le Goff, J.-J. (1995). Consideration Sets of Size One: An Empirical Investigation of Automobile Purchases, *International Journal of Research in Marketing*, 12, 55-66.
- Manchanda, P., Ansari, A., and Gupta, S. (1999). The "Shopping Basket": a Model for Multicategory Purchase Incidence Decisionsters, *Marketing Science*, 18, 95-114.
- McCulloch, R. E., and Rossi, P. E. (1994). An Exact Likelihood Analysis of the Multinomial Probit Model, *Journal of Econometrics*, 64, 207-240.
- McCulloch, R. E., Polson, N. G., and Rossi, P. E. (2000). A Bayesian Analysis of the Multinomial Probit model with Fully Identified Parameters, *Journal of Econometrics*, 99, 173-193.
- Mitchell, A. A. (1981). The Dimensions of Advertising Involvement, *Advance in Consumer Research*, 8, 25-30.
- Mowen, J. C. (1995). *Consumer Behavior 4th ed.*, Macmillan Publishing Company.
- Narayana, C. L., and Markin, R. J. (1975). Consumer Behavior and Product Performance: An Alternative Conceptualization, *Journal of Marketing*, 39, 1-6.
- Nicosia, F. M. (1966). *Consumer Decision Process*, Prentice-Hall.
- Roberts, J. H. (1989). A Grounded Model of Consideration Set Size and Composition, *Advances in Consumer Research*, 16, 749-757.
- Roberts, J. H., and Lattin, J. M. (1991). Development and Testing of a Model of Consideration Set Composition, *Journal of Marketing Research*, 28, 429-440.
- Rowe, D. B. (2002). *Multivariate Bayesian Statistics*, Chapman & Hall.
- Shocker, A. D., Ben-Akiva, M., Boccara, B., Nedungadi, P. (1991). Consideration Set Influences on Consumer Decision-Making and Choice: Issues, Models, and Suggestions, *Marketing Letters*, 3, 181-197.
- Silk, A. J., and Urban, G. L. (1978). Pre-Test Market Evaluation of New Packaged Goods: A Model and Measurement Methodology, *Journal of Marketing Research*, 15(2), 171-191.
- Simon, H. A. (1955). A Behavioral Model of Relational Choice, *Quarterly Journal of Economics*, 69, 99-118.
- Tanner, M. A., and Wong, W. H. (1987). The Calculation of Posterior Distributions by Data Augmentation, *Journal of the American Statistical Association*, 82, 528-540.
- Train, K. E. (2003). *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press.
- Van Heerde, H., and Neslin, S. A. (2008). Sales Promotion Models, In B. Wierenga (Ed.) *Handbook of Marketing Decision Models (pp. 107-162)*, Springer.
- Wright, P., and Barbour, F. (1977). Phased Decision Strategies: Sequels to Initial Screening, In Starr, M., and M. Zeleny (Eds.), *Multiple Criteria Decision Making. North-Holland TIMES Studies in Management Science*, Amsterdam: North-Holland.

- 青木幸弘 (1992). 「消費者情報処理の理論」 大澤豊 編 『マーケティングと消費者行動』 第6章 有斐閣.
- 守口剛, 森雅夫 (1995). 「想起集合を考慮したブランド選択モデル」 『マーケティング・サイエンス』, 4, 1-15.
- 新倉貴士 (2005). 『消費者の認知世界』 千倉書房.
- 佐々木壮太郎 (1996). 「考慮集合の形成過程と製品選択：状況と決定をつなぐもの」 『経済理論』, 270, 62-77.
- 清水聰 (2000). 『新しい消費者行動』 千倉書房.
- 竹村和久 (1997). 「消費者の情報探索と選択肢評価」 杉本徹雄 編著 『消費者理解のための心理学』 第4章 福村出版.