

# 博士論文

論文題目 消費者行動の異質性とダイナミクス

氏名 山口 景子

# 目次

<b>第1章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	本博士論文の問題意識	1
1.2	実務上の問題に対する分析モデルの適用範囲	2
1.3	本博士論文の構成図	3
<b>第2章</b>	<b>先行研究</b>	<b>6</b>
2.1	先行研究と手法の整理	6
2.1.1	消費者の異質性	6
2.1.2	消費者行動のダイナミクス	9
2.2	本博士論文の新規性と貢献	15
<b>第3章</b>	<b>事例：消費者の異質性を考慮した研究</b>	<b>17</b>
3.1	はじめに	17
3.2	既存顧客の分析	18
3.2.1	データの概要	18
3.2.2	選択行動モデルの設定	19
3.2.3	分析結果	21
3.3	新規・未利用顧客への応用	25
3.3.1	属性データによる関連付け	25
3.3.2	分析結果	26
3.4	おわりに	27
<b>第4章</b>	<b>訪問モデル</b>	<b>29</b>
4.1	はじめに	29
4.2	先行研究	31
4.2.1	先行研究の整理	31
4.2.2	本研究の位置付け	32
4.3	分析モデル	32
4.3.1	提案モデル	33
4.3.2	共変量の選定方法	35
4.3.3	モデルの検証方法	35
4.4	データ	36
4.4.1	分析に使用するデータ	36
4.4.2	データクリーニング	37

4.5	分析結果	38
4.5.1	投入共変量	38
4.5.2	提案モデルの推定結果	39
4.5.3	モデルの検証	41
4.6	マネジリアル・インプリケーション	43
4.7	結論と今後の課題	45
<b>第5章</b>	<b>購入量モデル</b>	<b>46</b>
5.1	はじめに	46
5.2	先行研究	47
5.2.1	先行研究の整理	47
5.2.2	本研究の位置付け	48
5.3	モデル	50
5.3.1	提案モデル	50
5.3.2	比較モデル	51
5.3.3	推定方法	52
5.4	本研究に適用するデータ	53
5.4.1	サンプリング条件	54
5.4.2	モデルに投入する共変量	54
5.5	分析結果	55
5.5.1	基本モデル	55
5.5.2	提案モデル	57
5.6	マネジリアル・インプリケーション	59
5.7	結論と今後の課題	61
<b>第6章</b>	<b>△購入モデル</b>	<b>65</b>
6.1	はじめに	65
6.2	先行研究	66
6.2.1	先行研究の整理	66
6.2.2	本研究の位置付け	67
6.3	分析	68
6.3.1	分析モデル	68
6.3.2	分析で取り扱うデータ	69
6.4	分析結果	75
6.5	マネジリアル・インプリケーション	80
6.6	結論と今後の課題	80
<b>第7章</b>	<b>おわりに</b>	<b>82</b>
7.1	本博士論文の総括	82
7.2	本博士論文の課題と今後の展望	83
7.2.1	売上を構成する三要素の関連性	83

7.2.2 他の商材・チャネルでの応用に向けた検討課題 . . . . .	85
謝辞	87
参考文献	89

# 第1章 はじめに

## 1.1 本博士論文の問題意識

近年、マーケティング・サイエンスにおける多くの消費者行動分析では、その分析モデル内で消費者の異質性を考慮することが主流となっている。例えば、ある商品の広告、価格、店頭プロモーションなどのマーケティング施策に対して、消費者はそれぞれ異なる反応度を持ち、各々の反応度に基づき購買に関する意思決定がなされるといったような、消費者の異質性を考慮した購買行動モデルなどは枚挙に遑がない。そして、これらの購買行動モデルから、マーケティング施策に対する消費者の反応の違いを企業側が認識し、One-to-Oneマーケティングに生かすことで、企業はマーケティングに関する予算配分の最適化や売上の最大化を試みることができる。

一方で、消費者の意思決定およびその決定に基づく行動が時点によって変化する、または、ある商品のマーケティング施策に対して同一の消費者が異なる購買機会に異なる反応を示すといったような、消費者個人内における購買行動の時間的異質性も存在する。例えば、各購買機会において接する商品やマーケティング施策が同一のものだったとしても、消費者の気分の違いや目的意識の有無といった心理的な要素がこれらの印象を違ったものにするので、この消費者の購買行動が異なってくる可能性がある。この時間的異質性については、佐藤、樋口 (2013) でも「ビッグデータの出現で時間的異質性の情報価値は高まっている。よって時間的異質性に関する情報の抽出は、消費者異質性と同様に、現代のマーケティング活動を高度化するために、必要不可欠の要素だとわかる」と言及されている。今後は消費者の異質性だけではなく、この消費者個人内における行動の時間的異質性、すなわち消費者行動のダイナミクスも合わせて考えていくことが重要である。

ところで、消費者行動を説明する数理モデルにおいて消費者行動のダイナミクスを考慮することによって、企業側にどのような実務上の利点をもたらされるのであろうか。例えば Park and Gupta (2011) では、購買パターンに周期性がみられる商品の購買行動モデルに消費者の購入意向の時間変化を組み込むことで、より効率的な価格プロモーションが実施できることを示している。また佐藤、樋口 (2013) では、値下げをしているにもかかわらず売上が伸び悩む要因として消費者の参照価格の変化が起きていることを明らかにし、この変化を前提とした販売価格戦略の再策定を提案している。このように、One-to-One マーケティングでも用いられる「マーケティング戦術」×「消費者」という二つの分析軸に「時間」という新しい軸が追加されることにより、従来見えなかった観点から自身のマーケティングを見直し、その効率化を図ることができるという利点が企業には存在する。企業内で時系列データの収集が容易になった昨今において、この「時間」軸を組み込んだ分析スキームの開発は、企業が実行するマーケティング戦術の幅を大きく広げうるものであると考えられる。そこで本博士論文では、消費者行動の異質性とダイナミクス、そしてこれらの要因を

組み込んだ分析モデルの提案に焦点を当てる。

## 1.2 実務上の問題に対する分析モデルの適用範囲

前節の問題意識を受けて分析モデルを考えていく上で、消費者行動の異質性 × ダイナミクスという視点を組み込んだ消費者行動分析モデルと、そこから企業が得られる新たなマーケティング戦術の視点を、企業の売上最大化問題のどのような側面に適用できるだろうか。本節ではその位置付けを考えてみたい。

本博士論文で扱うのは、消費者行動の異質性とダイナミクス、そしてこれらの要因を組み込んだ分析モデルである。そこで、顧客行動の視点から企業の売上の要因分解を試みる。顧客行動の視点から、企業全体の金額ベースの売上は次式のように要因分解できる。

$$\text{売上金額} = \text{購入者数} \times \text{購入者あたりの購入量} \times \text{購入量単価} \quad (1.1)$$

この要因分解式 (1.1) において、購入量単価は企業がコントロールするものであり、ある時点  $t$  における購買機会においては顧客にとって所与の情報である。さらに、この購入量単価は購入者数および購入者あたりの購入量に影響を及ぼす変数である。よって、以降では式 (1.1) から購入量単価を除いた購入量ベースでの売上を考えることとし、式 (1.1) はさらに次式のように展開することができる。

$$\begin{aligned} \text{売上} &= \text{購入者数} \times \text{購入者あたりの全購入量} \\ &= \text{購入者数} \times (\text{購入者あたりの購入量} + \text{購入者あたりの}\Delta\text{購入量}) \end{aligned} \quad (1.2)$$

式 (1.2) では、購入者あたりの全購入量を二種類の購入量に分解している。一つは顧客の日常的または計画的な購買行動による購入量、もう一つは非日常的または非計画的な購買行動による購入量（以下  $\Delta$  購入量）である。これら二種類の購入量は、顧客ごとにその需要が異なるだけではなく、企業側のマーケティング施策がこれらの購入量増加にどのように効力を持つかも異なってくる。さらに成熟市場で自社の商品やサービスを展開している企業や、非計画購買が顧客による全購入量の大部分を占めるスーパーマーケットのような小売店舗では、後者の  $\Delta$  購入量をどのように顧客に生み出してもらうかがマーケティング課題の一つとなる。よって式 (1.2) における購入量の要因分解は、顧客行動の観点からも企業のマーケティング戦略の観点からも重要な意味を持つ。

ところで、式 (1.2) はマクロなレベルでの要因分解である。本博士論文では消費者行動を分析するモデルを考えるため、式 (1.2) をよりミクロなレベルである顧客単位で要因分解することを考える。今顧客  $i$  の店舗訪問回数を  $T_i$ 、顧客数を  $N$  と表記すると、式 (1.2) を次式のように要因分解できる。

$$\text{売上} = \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{t=1}^{T_i} (\text{顧客 } i \text{ の } t \text{ 回目の購入量} + \text{顧客 } i \text{ の } t \text{ 回目の}\Delta\text{購入量}) \right\} \quad (1.3)$$

図 1.1 は、顧客  $i$  の購買行動に基づいて顧客  $i$  による売上を要因分解したものを示しており、グレーのバーは顧客の  $t$  回目の購入量、黒のバーが顧客  $i$  の  $t$  回目の  $\Delta$  購入量を示し

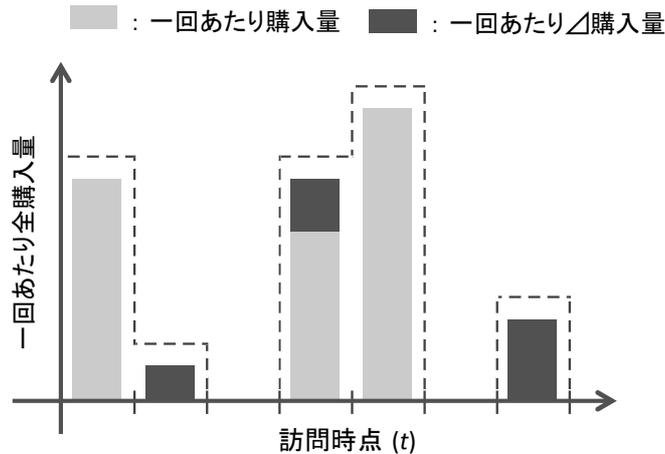


図 1.1: 顧客単位での売上の要因分解

ている。よって、これらの購入量を足しあげた破線内の面積が、式 (1.3) のかぎ括弧内で示される顧客一人あたりの売上に相当する。

本博士論文では、消費者行動の異質性とダイナミクスを考慮に入れた分析を、この顧客一人あたりの売上にいかに改善していくか、ひいては企業全体の売上にいかに向上させるか、という意思決定に役立てることを考える。図 1.1 および式 (1.3) から、顧客一人あたりの売上に改善するために考えるべき要素は三つ、すなわち顧客  $i$  の店舗訪問回数、顧客  $i$  の  $t$  回目の購入量、そして  $t$  回目の  $\Delta$  購入量であることがわかる。よって、これらの要素あるいはこれらの要素に付随する問題を分析対象とする数理モデルを各章で提案し、消費者の異質性に加え消費者行動のダイナミクスを考慮したマーケティング施策を実行することによって、どのように顧客一人あたりの売上に改善させられ得るかを考えることとする。

### 1.3 本博士論文の構成図

本章では、本博士論文の出発点となった問題意識を整理し、この問題意識に取り組むことでどのような利点が企業にもたらされうるか、その可能性を示唆した。そして第 2 章では、第 4 章以降で参照する消費者の異質性または消費者行動のダイナミクスを取り扱う先行研究および方法論を整理する。さらに、昨今一般的に用いられている消費者の異質性を考慮したモデルの例として、消費者のクレジットカード利用時の支払い方法選択行動を分析した研究について第 3 章で言及する。この章では、消費者の異質性をモデル内で考慮することで得られるマネジリアル・インプリケーションについても言及する。

第 4 章から第 6 章は、本博士論文のコアに相当し、消費者の異質性に加え、消費者行動のダイナミクスを考慮した分析モデルを実際のビジネスデータに適用し、その有用性を示した一連の研究をまとめたものである。実際のビジネスデータとして、本博士論文では e コマースサイト（以下 EC サイト）のアクセスログデータおよび購買履歴データを一貫して用いている。また、どの章においても、消費者行動の異質性とダイナミクスを分析モデ

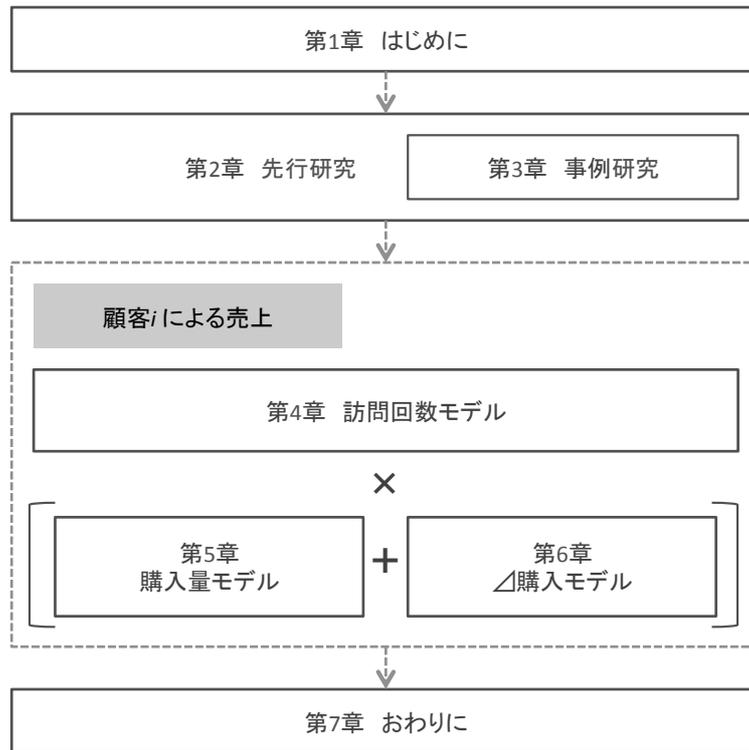


図 1.2: 博士論文の構成図

ル内で考慮することによって得られるマネジリアル・インプリケーションを提示する。

第4章では、式(1.3)の三つの要素のうち、顧客*i*の店舗訪問回数を目的変数とするモデルの提案に焦点を当て、あるスポーツ用品ECサイトユーザのウェブサイト訪問間隔のモデル化を行う。その際、ユーザ行動の状態依存などを消費者行動のダイナミクスを示す変数としてモデルに組み込むことで、時間とともに変化するECサイトへの訪問間隔をモデルで捉えることを試みる。

第5章は、式(1.3)の三つの要素のうち、顧客*i*の*t*回目の購入量を分析するモデルを提案する。分析モデルを適用するデータとして、ある共同クーポン購入ECサイトにおけるクーポン購入枚数を用いている。この章では、モデル構造そのものに消費者行動のダイナミクスを組み込むことで、クーポン購入枚数に関する意思決定がその時点における消費者の心理状態によって変化し、その結果購買行動が変化することを許容するモデルを提案する。

式(1.3)の三つの要素のうち、最後の要素である顧客*i*の*t*回目のΔ購入量については、Δ購入に付随する問題に焦点をあてたモデルを第6章にて提案する。本章では、あるアパレル系ECサイトのデータを用いて、衝動買いや清水の舞台から飛び降りるような購買行動、すなわちΔ購入に付随する可能性の高い認知的不協和の発生を分析対象とし、この認知的不協和の発生とユーザのショッピング行動やユーザ属性との関連付けを行う。認知的不協和の発生と関連性の高い要因を事前に把握することで、認知的不協和の発生とそれに

起因する返品やネガティブな口コミなどの結末を回避し、 $\Delta$ 購入を促すような企業のマーケティング施策を効果的に作用させることを目指す。

そして最後に、これらの研究から得られた知見の総括と今後の研究課題の整理を第7章にて行う。

## 第2章 先行研究

本章では、第3章の事例、第4章以降で提案する分析モデルで使用する手法を中心に、消費者の異質性と消費者行動のダイナミクスに関する手法と、その手法を用いた先行研究の整理を行う。

### 2.1 先行研究と手法の整理

#### 2.1.1 消費者の異質性

Allenby and Rossi (1999) は、”One of the greatest challenge in marketing is to understand the diversity of preferences and sensitivities that exists in the market” であると述べている。どのような商品を、どのような価格設定で、どのような流通経路で、そしてどのようなプロモーションを行って消費者に提供するか、という問題は、全てのマーケターにとって大きな関心事の一つであり、自社商品やブランドの成功を願うのであれば、これらの問題の最適化を図る必要がある。全ての消費者が同じ好みや感度を持っていれば問題は複雑にはならないが、残念ながら消費者の好みや感度の違いは千差万別である。好みや感度によって消費者に提供される商品とその流通経路の差別化が、そして感度の違いによって値引きや広告などのプロモーションやコミュニケーション戦略のターゲット化がそれぞれ必要となってくる。よって、マーケティング戦術の最適化のためには、消費者の異質性を考慮する必要がある。

#### ブランド・ロイヤルティ

好みや感度の違いは選択する商品の違いにつながる。消費者の異質性のうち、好みや感度の違いをブランド選択モデルの枠組みに組み込んだ先行研究が Guadagni and Little (1983) である。この論文では、好みや習性、ロイヤルティといった商品購入確率の背後に潜む異質性は、消費者の過去の購買行動によって捉えることができるとし、同じブランドやサイズの商品を再び購入するという消費者の傾向をブランド・ロイヤルティとして変数化している。あるブランド  $k$  の  $t$  回目のカテゴリ購買における消費者  $i$  のブランド・ロイヤルティは

$$x_k^i(t) = \alpha_b x_k^i(t-1) + (1 - \alpha_b) I(k = k') \quad (2.1)$$

と表すことができる。今  $I(k = k')$  は、 $t - 1$  回目のカテゴリ購買において消費者  $i$  の選んだブランドが  $k$  以外のブランドの場合は1、それ以外は0となるインディケータ関数を意味する。 $\alpha_b$  は過去の購買をどの程度反映するかという重みであり、この論文ではこの重

みを別途データから算出し、全ての消費者に同じ重みが用いられている。このブランド・ロイヤルティは消費者のブランド選択に大きな影響を与えているだけでなく、ブランド・ロイヤルティを考慮することによりモデルの精度が大きく改善されることが論文中で示されている。よって、Guadagni and Little (1983) は好みの異質性の存在をブランド・ロイヤルティという変数で顕在化し、その有用性を示した論文であるといえる。

## 顧客のセグメンテーション

消費者の好みの違いが存在することにより、商品の差別化だけではなく、消費者をセグメント化することによって消費者へのアプローチを効率化していく必要がある。そのためには、市場にどのような消費者セグメントが存在するのかを分析する必要が出てくる。消費者セグメントを分析するモデルを扱う論文の中でも著名なものが Kamakura and Russell (1989) である。

Kamakura and Russell (1989) では、消費者のブランド選択をロジット選択モデルで表現し、潜在クラスモデルを用いて消費者セグメントの異質性とセグメントの規模を推定している。今、市場に  $m = 1, 2, \dots, M$  個の同質的な消費者セグメントが存在し、そのサイズが  $f_m$  であるとする（ただし、 $0 \leq f_m \leq 1, \sum_{m'} f_{m'} = 1$ ）。消費者セグメント内では同質であるという仮定の下では、消費者セグメント  $m$  に属する消費者  $i$  が  $t$  時点においてブランド  $k$  を選択する条件付き確率は

$$P_k(\mathbf{u}_m, \beta_m, \mathbf{X}_{it}) = \frac{\exp(u_{mk} + \beta_m X_{ikt})}{\sum_{k'} \exp(u_{mk'} + \beta_m X_{ik't})} \quad (2.2)$$

と表すことができる。ここで、 $u_{mk}$  は消費者セグメント  $m$  に属する消費者  $i$  のブランド  $k$  に対する固有の効用、 $X_{ikt}$  は  $t$  時点におけるブランド  $k$  の価格、 $\beta_m$  は消費者セグメント  $m$  に属する消費者  $i$  の価格反応度である。セグメントサイズ  $f_m$  は消費者  $i$  が消費者セグメント  $m$  に属する尤度を示すため、消費者  $i$  がブランド  $k$  を選択する確率は

$$P_k(\mathbf{u}, \beta, \mathbf{X}_{it}) = \sum_m f_m P_k(\mathbf{u}_m, \beta_m, \mathbf{X}_{it}) \quad (2.3)$$

となる。

論文では、価格というマーケティング変数を含むロジット選択モデルを潜在クラスモデルの枠組みに組み込んだことで、個人の選択確率は不変とする潜在クラスモデルを用いた先行研究の制約を緩和できたとし、この点を研究の新規性の一部として言及している。そして、Kamakura and Russell (1989) のモデルでは、市場における消費者セグメントの数 ( $m$ ) とサイズ ( $f_m$ ) を推定して消費者セグメントの好みの異質性を把握できるだけでなく、セグメントごとにブランド  $k$  に固有の効用 ( $u_{mk}$ ) やブランド  $k$  の価格パラメータである  $\beta_m$  が推定されることで消費者セグメントの感度の異質性を把握することができるため、より多くの示唆が得られるようになった。よって、好みの違いだけではなく感度の違いも含めた消費者の持つ異質性をいろんな角度からモデルに組み込むことが、よりよいモデル作りに必要であるといえる。

## 変量効果モデルによる消費者の異質性の推定

ところで、Kamakura and Russell (1989) は、 $M$  の数を十分に大きくすることで好みや価格感度のばらつきを全て捉えることが可能であると述べている。しかし、現実には  $M$  が 6 以上のモデルを推定することは難しく (Allenby and Rossi, 1999), 儉約的な  $M$  の数が実際には望ましいことを Kamakura and Russell (1989) でも言及されている。ある特定エリアに居住し特定の店舗を利用する消費者といった一定程度の同質性が仮定できるケースを分析対象とする場合には、儉約的な  $M$  でも問題ないかもしれないが、EC サイト利用者のように分析対象となる消費者の数も多く、同質性を仮定できそうな共通の背景も少ない場合には、消費者の異質性を十分に捉えきれない可能性がある。

そこで、離散かつ有限の異質性ではなく連続な異質性を仮定することで、消費者の異質性をできる限り把握したいと考え、計量経済学の分野でよく用いられる変量効果モデルを適用した研究が Chintagunta et al. (1991) と Günöl and Srinivasan (1993) である。どちらの研究もロジット選択モデルによるブランド選択行動モデルを取り扱っており、Chintagunta et al. (1991) は定数項にのみ、Günöl and Srinivasan (1993) では定数項だけでなく全ての説明変数のパラメータに個別効果を仮定することで、消費者の異質性を把握しようと試みている。

しかし、Chintagunta et al. (1991) および Günöl and Srinivasan (1993) のモデルで用いられている推定方法では、個別効果の分散は推定できるものの、消費者固有のパラメータ推定値を得ることはできない。よって、消費者の異質性を考慮した上での全体的な傾向は把握することができるが、推定結果をもとにどの消費者をターゲットとすべきかといった意思決定をすることは困難である。

## 階層ベイズモデルによる消費者の異質性と共通性の推定

どの消費者にどの価格を提示するかといった One-to-One マーケティングを実行するためには、消費者固有の好みやマーケティング施策への感度に関する情報が必要不可欠である。そこで、ベイズ統計学とマルコフ連鎖モンテカルロ法を始めとする計算機を用いたシミュレーション方法を組み合わせることにより、変量効果モデルにおける個別効果の正確な分布の評価が可能になった (Allenby and Rossi, 1999)。

例えば、Blattberg and George (1991) や Allenby and Rossi (1999) は、Gönül and Srinivasan (1993) 同様に全てのパラメータに個別効果を仮定した回帰モデルを考えている。今、ある消費者  $i$  の時点  $t$  におけるブランド選択を  $C_{it}$ 、定数項を含む  $t$  時点におけるマーケティング施策を示す行列を  $\mathbf{X}_{it}$ 、そしてそのマーケティング施策に対する消費者  $i$  の感度を  $\beta_i$  と表現すると、ブランド選択に関する消費者  $i$  の潜在効用  $y_{it}$  は

$$y_{ht} = \mathbf{X}_{it}\beta_i + \epsilon_{ht}, \quad \epsilon_{ht} \sim N(0, \Lambda) \quad (2.4)$$

と表現される。そして、消費者  $i$  の感度  $\beta_i$  が独立かつ同一な多変量正規分布  $N(\bar{\beta}, \mathbf{V}_\beta)$  から発生されると仮定する。 $\bar{\beta}, \mathbf{V}_\beta$  が従う事前分布をそれぞれ正規分布  $N(\bar{\beta}, a\mathbf{V}_\beta)$ 、インバース・ウィシャート分布  $IW(\nu_0, \mathbf{V}_0)$  と仮定し、マルコフ連鎖モンテカルロ法の一つであるギ

ブス・サンプリングをパラメータ推定に用いることで、 $\beta_i$ の事後分布を消費者*i*ごとに推定している。

さらに $\bar{\beta}$ に何らかの構造を仮定し、消費者の異質性の背後に潜む共通性を推定することも、ベイズ統計学とシミュレーションによるパラメータ推定手法を用いることで比較的容易になった。Rossi et al. (1996)では

$$\beta_i = \Delta z_h + v_i, \quad v_i \sim N(0, \mathbf{V}_\beta) \quad (2.5)$$

のように、消費者*i*の感度 $\beta_i$ を性別や職業など消費者*i*の属性情報 $z_h$ に関連付けることにより、感度の異質性だけではなく異質性に潜む属性別の傾向などの共通性を捉えている。また、Ainslie and Rossi (1998)では、 $z_h$ に消費者*i*の属性情報やショッピング行動だけでなく、選択されたブランドのカテゴリードミーを追加することで、例えば消費者の価格感度に関するカテゴリー別の反応やカテゴリーの関連性を把握できるモデルが提案されている。

## 本研究で考慮する消費者の異質性

階層ベイズモデルによる消費者の異質性の推定は、ブランド選択モデルの枠組みのみならず、コンジョイント分析 (Lenk et al., 1996) や構造方程式モデル (Ansari et al., 2000), RFM 分析 (Abe, 2009) などさまざまなマーケティング分析手法に組み込まれ、今日でも多くの研究で用いられている。よって、本博士論文においても、消費者の異質性を考慮するにはこの階層ベイズモデルによる異質性の推定方法を用いることにした。

### 2.1.2 消費者行動のダイナミクス

本節では、消費者行動のダイナミクスに関する先行研究を整理する。Heckman (1991) は、単一のフレームワーク内で消費者の動的（選択）行動と観測されない異質性をモデル化することには困難を伴うが、消費者個別の購買行動の理解を深める上で必要であること、そして、観測される要因と観測されない要因がどのような形で相互に作用しているかについて明確な仮定を置くことがモデル化の際に必要なことに言及している。Chintagunta et al. (2006) では、消費者の行動がダイナミクスを示す要因として、state dependence, consumers' forward-looking behavior, dynamic response to exogenous variables の主に三つに言及している。そこで本節では、先行研究において動的行動をモデル内で捉えるためにどのような仮定が用いられてきたのか、この三つの観点から整理する。

#### State dependence

状態依存 (state dependence) とは、 $t$  時点における消費者の効用または意思決定に、 $t-1$  時点またはそれ以前における消費者の効用または意思決定が影響を及ぼしている状態を指す。最もシンプルな事例は、 $t$  時点において女性が労働参加をするか否かという意思決定に、 $t-1$  時点以前の労働参加状況 (i.e. 目的変数のラグ変数) を考慮した Heckman (1981) の事例である。また Guadagni and Little (1983) のブランド・ロイヤルティもこの状態依存を示す変数の一つであると考えることができる。

これらシンプルな状態依存の精緻化が、最近に至るまで多く行われている。状態依存を”purchase feedback”と”habit-persistence”の二種類の仮定に分解し、これらの異なる状態依存がどのように選択行動に影響を与えるのかを推定したのが Roy et al. (1996) である。”purchase feedback”は Guadagni and Little (1983) のブランド・ロイヤルティのように  $t-1$  時点の実際の選択行動が  $t$  時点におけるブランド  $j$  の確定的効用に与える影響である。一方で、消費者のもつブランド選択に関する事前の傾向が  $t$  時点の効用に影響を与えるのが”habit-persistence”であり、モデル内では異なる時点  $t$  と  $s$  における確率的効用の正の系列相関  $\rho$  として定式化されている。よって、二種類の状態依存のうち purchase feedback の影響が強い場合には、異なるブランド  $k$  のプロモーションが消費者の確定的効用に与える影響次第でブランドスイッチが起こる可能性もあるため、企業側にブランド  $k$  のプロモーションを行うインセンティブが存在する。一方、habit-persistence の影響が大きい場合には、ブランド  $k$  のどのようなプロモーションも消費者のブランド  $j$  に対する選択確率に影響を与えないため、ブランド  $k$  のプロモーションはブランドスイッチを起こすために適切なマーケティング施策ではない。そのため、それぞれの状態依存の影響を消費者ごとに把握することが、より適切かつ効果的なマーケティング施策決定のために必要であると筆者らは主張している。また、消費者の異質性を合わせて考慮することで状態依存の影響にバイアスがかかってしまうことを防ぐことができ、結果としてマーケティング施策に関するより正しい意思決定につながるとも主張している。また、Erdem (1996) ではブランドベースでの状態依存ではなく、商品の属性ベース（例えばフルーツ入りのヨーグルト）の状態依存の把握を試みている。そして、消費者の選好の異質性を捉えるだけでなく、知覚商品属性の異質性をモデルで加味することが市場構造を把握する上で重要であると結論づけている。Gupta et al. (1997) では、消費者の状態依存を考える上で、個々の購買機会におけるブランド選択を個別のデータポイントとして分析する先行研究とは異なり、消費者  $i$  の  $T_i$  回の購買機会全体における一連のブランド選択を分析対象としており、この点がこの論文の特徴である。さらに、 $t_i$  回目のブランド選択において考慮される状態依存を示すパラメータにはマルコフ性の仮定が置かれており、この状態依存のパラメータ推定値をもとにブランド  $j$  からブランド  $k$  への非対称な遷移確率行列を計算し、ブランドスイッチの構造を明らかにできることを示している。

Ailawadi et al. (1999) では、状態依存を扱っている先行研究を整理した上で、分析モデルの使用目的別に最も適した状態依存の定式化が何かをモデル比較を通じて示している。モデル比較の結果、finite mixture model による世帯ごとのブランド選好の異質性 (heterogeneity) と、指数平滑法によって過去の購買が現在の先行に及ぼす影響 (feedback) を評価した指標 (BLOY), あるいは前回の購買機会におけるブランド選択を示すインディケーター変数 (LAST) のどちらかを feedback 要因として同時に考慮したモデルが最も当てはまりが良いことを示し、feedback と heterogeneity をモデル内で考慮することが重要であると述べている。さらに、BLOY を採用したモデルはより良いモデル適合度と予測能力を示すが市場セグメントの推定が少々不安定になり、一方で LAST を採用したモデルでは予測精度はやや BLOY モデルに劣るが最も安定した形で消費者セグメント推定が可能であることを示し、目的に応じて変数設定を変更することが望ましいとしている。そして、マーケティング変数の効果を測定したいという分析目的の場合には、heterogeneity の考慮に finite mixture model など複雑なモデル設定を用いなくても、購買履歴に占める各ブランドのパーセンテージ

ジ (PREPREF) などよりシンプルな変数を BLOY などとともに用いることで十分評価可能であると結論づけている。

ところで、従来の先行研究では状態依存が時間不変の現象として扱われていると指摘し、状態依存の時間変動を考慮するモデルを提案したのが Chintagunta (1998) である。この論文では、消費者のブランド  $j$  からブランド  $k$  へのブランドスイッチ行動を、商品の購買間隔時間と状態依存、選択肢であるブランド間の知覚距離といった要因の掛け合わせによってハザード率が定式化されるハザードモデルによって説明を試みている。そして、前回購入したブランド  $j$  とスイッチの選択肢となるブランド  $k$  の知覚距離が近く消費者の inertia レベルが高いほどブランドスイッチが起こりにくいことを示している。

他にも、刻々と変化する消費者の知覚品質が消費者の効用に及ぼす影響と、umbrella branding 戦略下において知覚品質が他カテゴリーの同一ブランドにどのような波及効果を及ぼすのかを状態空間表現を用いて記述した Erdem(1998) や、従来の研究で仮定されてきた消費者の効用関数内での状態依存だけではなく、考慮集合における状態依存も仮定することで、商品属性の違いは考慮集合を通じてブランドのリピート購入確率に影響を及ぼすことを明らかにした Moshkin and Shachar (2002)、ブランド・エクイティを構成する要素のうち、目に見えない非属性ベースのエクイティに状態依存を仮定し、ブランドの階層構造の分析を試みた Voleti and Ghosh (2013) などがある。

## Consumers' forward-looking behavior

消費者の forward-looking 行動とは、将来起こるであろう値下げなどのプロモーションを過去の経験から予測し、その予測を織り込んだ上で最大化された現在の効用に基づいて選択される行動を指す。ここでは、forward-looking 行動のなかでも焦点をあてられることの多い概念（内的参照価格の形成、学習効果、購入タイミングの変化）とその仮定について整理する。

Kalyanaram and Winer(1995) では、forward-looking 行動の一つである消費者の内的参照価格に基づく意思決定について、内的参照価格の形成プロセスと消費者の需要形成に内的参照価格が及ぼす影響に関する過去の研究をまとめている。Kalyanaram and Winer(1995) によれば、内的参照価格に関する全ての実証研究は、その関数形（ラグ化された価格 vs. 指数平滑を施した過去の価格）、分析の単位（商品またはブランドの参照価格 vs. カテゴリー参照価格）、モデルの複雑さ（過去の価格のみ考慮したモデル vs. どのように参照価格が形成されるかも含むより包括的なモデル）といった要因にかかわらず、内的参照価格の形成には過去の商品価格情報が重要な役割を果たしている。そして、( $t$  時点における価格 - 内的参照価格)  $> 0$  の場合の価格感度を  $\beta_p$ 、( $t$  時点における価格 - 内的参照価格)  $< 0$  の場合を  $\beta_n$  とすると、 $|\beta_p| > |\beta_n|$  という関係が成り立っており、消費者の反応が  $t$  時点における価格と内的参照価格との関係によって変化するだけでなく、その反応の大きさが非対称であることを筆者らは指摘している。

Erdem and Keane (1996) では、新ブランド導入が頻繁に発生するような市場において、消費者が知覚するブランド特性が不確実な状況下では、過去の使用経験や広告接触がシグナルとなることでブランド特性の不確実性が減少する（学習効果）として、これらのシグナルの影響により刻々と変化する知覚ブランド特性を状態空間表現で記述し、 $t$  時点にお

る知覚ブランド特性が同時点における消費者のブランド選択行動に影響を与えるモデルを提案している。この研究では、観測不可能な消費者の知覚ブランド特性が時間とともに変化することを許容するだけでなく、その変化と観測される要因との相互関係を明確に定式化する”structural” modelを採用している。これにより、消費者のブランド選択行動の予測精度が向上するだけでなく、広告の長期効果を把握することができたり、広告投下量やそのタイミングを変化させることにより消費者のブランド選択行動がどのように変化するかを把握するためのマーケティング施策実験を行うことができる。

一方、Villas-Boas (2004)では、消費者と企業の学習項かとそれが企業にもたらす利益について、データを用いた実証分析ではなく解析的に理論展開している。この論文では、二期間における消費者と企業の行動を分析対象としており、一期目に消費者は企業が販売する商品を購入し、商品の使用を通して学習する。そして、この学習に基づいて二期目に購入する商品を選択するという状況の下において、一般的に消費者の商品評価が左にゆがんでいる場合、一期目にシェアを獲得している企業は将来期間において利得を得ることができるとしている。そのため、forward-lookingな企業は一期目に将来ロイヤルカスタマーとなりそうな消費者を多く惹きつけより大きな市場シェアを獲得するために、積極的な価格競争に打って出る。そしてこの企業の戦略は、消費者の学習によって企業が差別化されており、さらに消費者が商品の使用を通じてひどい経験をする可能性が存在する場合にはとても有効だと結論づけている。一方で、forward-lookingな消費者は、そうではない消費者と比べて価格感度が低いことを合わせて考慮する必要があるとも述べている。また、Narayanan et al. (2007)では、電話料金の契約プラン（従量制と定額制）とその変更に関する意思決定に消費者の学習効果が及ぼす影響を分析している。一般に、電話回線の契約プランの選択と電話回線の使用は、独立かつタイムラグが存在する二段階の意思決定プロセスとなっている。そこで実際に電話回線を使用することで消費者が契約プランについて学習し、どのような契約プラン変更が起こるかについて、二つの消費者の学習方法を仮定し検証している。結果として、消費者は自身の平均的な使用量を学習していくこと、その学習の速度は契約プランによって異なること、そして定額制から従量制への契約プラン変更は、その逆の変更と比較して起こりにくいという先行研究が示す結論と同様の結論が示された、と筆者は述べている。

Narayanan et al. (2007)の研究では、契約プランの変更にはコストがかからず、每期契約プラン変更の意思決定ができる状況を仮定している。しかし、選択を変更することやそのための情報収集にかかるコストに着目し、そのコストが消費者の行動に及ぼす影響に着目しているのがZauberman (2003)とMehta et al. (2003)である。Zauberman (2003)では、消費者が初期投資後に情報収集をしたり契約を変更したりしなくなる傾向(”Lock-In”)に着目し、情報取得にかかるコストと時間選好が消費者の情報探索行動にどのように影響を与えるのかを分析している。そして”Lock-In”は初期投資した選択肢へのコミットメントではなく、将来発生する可能性のある情報収集や契約変更に係るコストによるものであることを示している。また、Mehta et al. (2003)では、日用消費財市場における消費者の考慮集合形成のプロセスに情報収集のためのコストが与える影響をモデル化している。日用消費財は頻繁にプロモーションが行われるために、特定の購買機会における価格の完全な情報を得ることができず、さらに価格についての情報探索に係るコストと探索から得られる便益の間にトレードオフの関係が存在している。この論文では、情報探索のコストが

存在するが故にある特定の買い物時点において消費者は全てのブランドを考慮集合に入れるわけではないということ、そしてあるブランドの店内ディスプレイやチラシは情報探索のコストを減らすためそのブランドが考慮される確率が上がること、そしてもし全てのブランドの価格情報をコストなしで入手できるという仮定を用いたモデルでは、消費者の価格感度が過小評価され、考慮集合のサイズが過大評価されてしまうことを分析結果から示している。

ところで、Gönül and Srinivasan (1996), Sun et al. (2003), Sun (2005) では、近い将来売り手側が行うであろう値引きやクーポンの発行などのプロモーションのスケジュールを考慮に入れることで、消費者が商品を購入するタイミングが変化する様子を把握できるモデルを提案している。これらのモデルでは Erdem and Keane (1996) 同様に”structural” model が採用されており、Gönül and Srinivasan (1996) では家庭内在庫切れや買いだめによるコストと将来発行されるクーポン利用によって得られる利得とを天秤にかけることによって商品購入のタイミングが決定される行動モデルを、Sun (2005) では予期されるプロモーションや家庭内在庫量が購入タイミングの意思決定に影響を与えるだけでなく、プロモーション時期の予測やそれに基づく買いだめ行動によって消費量が変化し、この変化した消費量もまた購入タイミングの意思決定に影響を与えるという精緻な行動モデルを提案している。これらの研究は消費財のデータをもとに行われているが、耐久財についても Erdem et al. (2005) が PC を分析対象とした研究を行っており、PC 価格の推移予測や PC の性能に関する学習効果によって変化する購入タイミングのモデル化を行っている。

そして Soysal and Krishnamurthi (2012) では、値引きやクーポンなどのプロモーションに加え、商品の販売期間が限定されている季節性商品市場における消費者の購入タイミングを分析している。このような市場においては、商品が販売され始めるシーズン初期には確実に商品を購入できるが値引きなどのプロモーションはなく、一方シーズン後半からは値引きの恩恵を受けることができるがその商品の利用期間が短くなったり商品が売り切れてしまうリスクがあるというトレードオフに消費者は直面する。そこでこの論文では、販売期間における価格の変化、商品入手の可能性、シーズン中の商品利用可能時間という三要素を加味した購買行動モデルを提案している。分析の結果、Gönül and Srinivasan (1996) の分析結果と同様に、戦略的な消費者は値下げまで商品を買ひ控えるために小売店の利益を損なう可能性がある一方で、商品入手の可能性が低くなることによって消費者は購入タイミングを早くすることが示された。よって、販売期間の初期にわずかな値引きを行うか、現在の値引き額の下で商品の在庫を少なくとも持つことで、小売店の利益最大化あるいは改善につながると筆者らは述べている。

## Dynamic response to exogenous variables

状態依存および消費者の forward-looking 行動は、ブランド選択などの消費者の意思決定に影響を与える要因が、過去の状態や未来に発生しうるイベントを考慮することによって変化する定式化方法である。一方で、消費者の意思決定に影響を与える要因の感度が時点によって変化することを許容することで消費者行動のダイナミクスを捉えようとする定式化もある。

佐藤・樋口 (2008) では、値引きやチラシ掲載商品数、疑似家庭内在庫が消費者の来店効用に及ぼす影響の大きさを状態空間表現で記述し、影響の大きさの変化を許容することによって、消費者の来店行動の変化とその要因を捉えている。佐藤・樋口 (2008) の定式化では、影響の大きさの変化は連続的、すなわちゆっくりとかつなめらかに発生すると仮定している。一方で、Netzer et al. (2008) では、市場の状況や消費者の選好に瞬間的な状態変化が起こるような状況下においては、影響の大きさに離散的变化を仮定すべきだと述べている。この離散的な変化を仮定した研究には、卒業年次や同窓会参加が大学への寄付行為に関する意思決定に与える影響が同窓会組織とのかかわりを通じて変化する様子を定式化した Netzer et al. (2008) や、家庭内在庫や価格、チラシといったプロモーションが生鮮食品カテゴリーにおける周期購買やカテゴリースイッチに与える影響が消費者の購入意向が変化することによって変化することを捉えた Park and Gupta (2011) などがある。

また Narayanan et al. (2005) では、マーケティングコミュニケーションが消費者の選好に及ぼす影響の時間変化に焦点を当てている。筆者らは、マーケティングコミュニケーションが消費者の選好に与える二つの効果を想定している。一つは新商品に関する不確実性を減少させ消費者の意見を更新する indirect (Bayesian learning) effect, もう一つはリマインダー効果など商品に対する消費者の好意の蓄積を通じて選好に直接的な変化をもたらす direct (goodwill) effect である。この論文では、新商品が市場で販売され始めた当初は消費者の使用経験が限られているために、マーケティングコミュニケーションが選好に及ぼす影響は indirect effect がその大部分を占めるが、商品のプロダクトライフサイクルが進み消費者の使用経験が蓄積されていくことで indirect effect は徐々に小さくなってゆき、やがて direct effect が indirect effect を上回るようになるという変化をモデル化し、製薬市場における新薬の販売データを用いて実証的に示している。

Seetharaman et al. (1999) や Mehta et al. (2004), Bruce (2008) では、状態依存が消費者の効用に与える影響が時間によって変化するモデルをそれぞれ異なる観点から提案している。Seetharaman et al. (1999) では、前回購買機会に選択したブランドが今回のブランド選択に与える影響が、前回購買機会から経過した時間によって変化するモデルを提案している。消費者の前回購入したブランドをどれだけ思い出せるかという能力や、繰り返し同じブランドを購入することによってそのブランドに飽きてしまう可能性などを考慮し、状態依存がブランド選択に及ぼす影響に  $\log(\text{time})$  で変化する wear-out 効果を組み込むことで、影響の時間変化をモデルに組み込んでいる。

Mehta et al. (2004), Bruce (2008) は共に Seetharaman et al. (1999) でも言及されている消費者の「忘却」とその時間変化に着目した論文である。Mehta et al. (2004) では、頻繁に購入される商品カテゴリーにおけるブランド選択への忘却の効果を分析対象としている。ブランド選択時の消費者の間接効用関数が選択肢のブランドの品質評価と価格から構成されており、さらにブランドの品質評価は使用経験に基づく学習による評価、広告などプロモーションからの学習による評価、そして前回の品質評価を完全に思い出すことが難しいという特性を示す忘却効果の三つの要素から成り立ち、時間とともにこれら三つの要素とブランドの品質評価が更新されていくモデルを構築している。さらに、Seetharaman et al. (1999) と同様に、忘却効果には時間に関して凹な関数を適用することで、時間とともに忘却の程度が上昇する仮定を採用し、その有用性をデータで示している。また Bruce (2008) では、消費者の商品に対する好意の形成プロセスに動的忘却効果を加味したモデルを提案

している。このモデルでは、 $t$ 時点における消費者の好意の一定割合( $\delta_t$ )が忘却されることを仮定しており、忘却率 $\delta_t$ は $t-1$ 時点の消費者の好意と $t$ 時点の広告量で定義されるとしている。このモデルにより、消費者の感情に訴える広告と理性に訴える広告が忘却率に与える影響の違いを把握することができ、消費者の好意を持続させるためにどのような広告戦略を取るべきかという意思決定に分析結果を用いることができると筆者は述べている。

## 本研究で考慮するダイナミクス

これら消費者行動のダイナミクスに関する先行研究を踏まえ、本博士論文の各章では消費者行動のダイナミクスの定式化を次のように試みている。第4章では訪問回数モデルに消費者の状態依存を明示的に組み込んだモデルを考える。続いて第5章では、消費者の購入意思決定に影響を与える要因の感度が時点によって変化するモデルを採用する。最後に $\Delta$ 購入をモデル化した第6章では、簡易的な参照価格や学習効果などを変数としてモデルに組み込むことで、従来ダイナミクスを考慮することが難しかった分析フレームにおいて変化を考慮する第一歩を示している。

## 2.2 本博士論文の新規性と貢献

前節の先行研究を踏まえて、ここでは本博士論文の新規性および貢献について整理してみたい。本博士論文で焦点を当てる実務上の問題は消費者 $i$ のもたらす売上の改善であり、この売上を構成する三つの要素について消費者の異質性とダイナミクスを考慮した分析モデルを提案することが本博士論文の目的である。消費者 $i$ のもたらす売上に着目し、その構成要素(購買間隔、ブランド選択、ブランド購入量)について分析モデルを提案し、企業のマーケティング活動の影響を分析する研究は多く行われている(e.g., Gupta, 1988; Chintagunta, 1993; Pauwels et al., 2002; Moe and Fader, 2004; Mehta, 2007)。本博士論文もこの流れを汲むものであるが、マーケティング・サイエンスの分野で従来から用いられている理論に加え、消費者行動理論や消費者心理学の理論など複数の観点から消費者 $i$ のもたらす売上の構成要素を再考し、全ての要素の分析モデルに消費者行動の異質性とダイナミクスを組み込むことでモデルの精緻化を図ったことが、本博士論文の新規性と貢献である。

消費者 $i$ のもたらす売上の要因分解、特に全購入量に関する要因分解を、消費者のブランド選択行動とその後の購買量に関する意思決定という観点からではなく、企業側のマーケティング施策の仕掛け方とその施策に対する消費者の反応とその結果としての購買行動の違いという観点から行っている点が、本博士論文において新たに取り組んだ点である。

また本博士論文の個別の章の新規性および貢献にも触れておきたい。第4章では消費者の店舗訪問行動を説明するモデルを提案している。消費者の異質性とダイナミクスを分析モデルに組み込むにあたり、店舗訪問行動の時間変化や状態依存を共変量の形でモデルに組み込むことで、簡易的なモデル設定ながらも一定程度の予測精度を達成しつつ、企業が積極的にアプローチすべき消費者の抽出を可能にした点が実務面への貢献になっている。

第5章は、消費者行動の背後に心理状態を仮定し、その心理状態の変化によって消費者の反応とその後の意思決定が変化すると仮定したモデルを提案している。Netzer et al. (2008)

や Park and Gupta (2011) などの先行研究では、ブランド選択や行動の有無といった消費者の選択モデルの背後に何らかの心理状態を仮定する分析フレームを適用しているが、同様の分析フレームを購入量に関する意思決定モデルへ適用することを試み、その有用性を実証した点が本章の研究の新規性と学術面への貢献である。

最後に第6章では、 $\Delta$ 購入に付随する可能性のある認知的不協和に着目し、認知的不協和の発生した可能性のある購買行動とその購買に至るまでのショッピング行動との関連性を分析している。この分野のほとんどの先行研究が、ある一時点に実施したサーベイデータまたはラボでの実験データを用いているが、本章の研究ではECサイト上における顧客の実際の行動データを用いている。これにより、同じユーザの複数時点におけるショッピング行動を観測できるため、ユーザのECサイト上でのショッピング機会によって変化する行動や商品評価と商品購入に関する意思決定の関係性をユーザごとに推定できる。これにより、先行研究が指摘する人や購買機会によって認知的不協和の程度が異なるという理論を分析フレームに組み込み、その有用性を実証したことが本研究の新規性と学術面への貢献である。さらに実務面への貢献として、認知的不協和の発生と関連のある消費者の認知や感情といった先行要因を、消費者のショッピング行動や特性といった観測できる指標へと翻訳を行ったことにより、分析結果を活用して消費者に対して予防的な働きかけを行える分析フレームを提供している点が挙げられる。

## 第3章 事例：消費者の異質性を考慮した研究

本章<sup>†</sup>では、消費者の異質性に着目した分析事例を紹介する。この事例では、階層ベイズモデルを用いてクレジットカード利用行動に関する顧客ごとの異質な反応を推定するだけでなく、その異質な反応の背後に存在する共通性の推定も行っている。そして、推定された消費者の異質性をどのように One-to-One マーケティングで活用できるのか、また既存顧客のデータから推定された顧客の共通性を新規顧客への効率的なアプローチにどのように利用できるのか、といった実務上の問題に対する分析結果の活用方法を示している。

### 3.1 はじめに

クレジットカード会社が見られる収益は主に二種類存在する。ひとつは加盟店から得られる収益、もうひとつはカード会員である顧客から得られる収益であり、後者はさらに年会費といった固定収益と、利子・手数料といった変動収益に分類される。しかし「年会費無料」を掲げた顧客獲得競争が激化する今日においては、顧客からの固定収益はそれほど多くを期待することはできない。このような状況下において、クレジットカード会社が見る収益を確保し続けるためには、より多くの変動収益、特に利子収益をもたらしてくれる顧客を”高価値”顧客として選別し囲い込む必要がある。

ここで、どの支払い方法を選択するかという問題は、利用者の利用履歴や属性などと密接に関連する。したがって、カード利用者の支払い行動を利用履歴データを用いて個別に分析し、顧客の”高価値”性を示す指標を推定し、その結果から顧客を選別する必要がある。この既存顧客に関する分析を3.2節で行った。

ところで、支払い行動を個別に分析するためには、ある程度のデータ量が必要である。クレジットカード会社はデータ量が豊富に存在する既存顧客だけでなく、カードを作成したばかりという新規顧客やカードを所有しているだけという未利用顧客など、データ量が圧倒的に少ないまたは全く存在しないという顧客も抱えている。これらの顧客は、データ量の不足ゆえに既存顧客のように利用履歴データを用いて個別に分析することはできない。しかし、なんらかの手法で”高価値”顧客かどうかを判別することで、プロモーションの効率化が図れるのではないかと考えた。そこで、利用履歴データ以外のデータと顧客の”高価値”性を示す指標とを関連付けることで、データ量が不足する顧客の”高価値”性の判別となる指標の抽出を試みた。この分析は3.3節において展開する。なお、本研究では「カード利用時に利子付きの支払い方法を選択するまたは選択する可能性のある顧客＝”高価値”顧客」と定義して分析を進めていく。

<sup>†</sup>本章は山口、中島、岡(2006)を加筆・修正したものである。

## 3.2 既存顧客の分析

### 3.2.1 データの概要

データは平成16年度データ解析コンペティション提供データを使用した。データ期間は2002年1月から2003年12月までの24ヶ月間である。本分析では支払い方法選択行動を問題としているため、カード利用日時、各カード利用時点における支払い金額、支払い方法(一括・リボルビング・複数回払い等)、ショッピング利用かキャッシング利用か等が含まれる日別利用明細データを使用した。

本研究における分析を行う上での前提として、ショッピング利用とキャッシング利用は同じカード利用でも別種の行動と見なすことにする。その理由としては一回の平均利用額の大きさ、利用発生頻度、利子率等がショッピング利用とキャッシング利用とではかなり異なっているという点が挙げられる。一回の平均利用額の大きさ、利用発生頻度、利子率等の高低はそのまま各カード利用を特徴付けられる重要な要素であると考えられる。したがって、これらの要素がかなり異なっていることから、同じクレジットカード利用であっても、ショッピング利用とキャッシング利用は別種の利用であると考えるのが適当ではないかと考えた。したがって、以下ではショッピング利用とキャッシング利用に関してデータを分割し分析を行った。

#### キャッシング利用分析のデータ

2002年の利用履歴データを推定用に、2003年のデータを検証用に使用した。各年において10回以上<sup>1</sup>キャッシングを利用している300名の顧客をサンプルとして抽出し分析した。

#### ショッピング利用分析のデータ

キャッシング利用行動には、「手持ちの現金がないが、クレジットカードでは支払うことができない」「急に現金が必要になった」というような緊急性が影響を与える場合が多いと考えられる。しかし、ショッピング利用行動には購買行動の季節性等の特殊な状況が存在する可能性があり、通年でデータ処理してしまえばその季節特有の状況を平準化してしまうおそれがある。

そこで、データの期間はできる限り購買行動の季節性を参考に細かく取った方が望ましいこと、ショッピング行動に影響を及ぼすと考えられる季節的な行事(お中元・お歳暮の購買、クリスマス、卒業・新入学行事に関する購買など)は複数月に渡って長期に行われるものではないということを考慮し、一ヶ月というデータ期間を設定した<sup>2</sup>。また、推定用データと検証用データは同じ季節であることが望ましいと考えられるため、2002年のある一ヶ月を推定用に、2003年の同じ月を検証用に使用した。なお、ある一ヶ月のデータを

<sup>1</sup>ベイズ的アプローチによる顧客毎のパラメータの推定精度を維持するため、Andrews, Ainslie and Currim (2002)の論文で用いられているサンプル数を参考とした。

<sup>2</sup>一顧客当たりのショッピング利用回数は、キャッシング利用回数よりもはるかに多い。故に期間を一ヶ月としても推定精度を維持するために必要なサンプル数を十分確保できる。一方、キャッシング利用分析では、一ヶ月当たりのキャッシング利用回数が少ないという問題から、月ごとに分析することは難しい。

用いた推定のみでは、当該月だけがモデルの当てはまりが良く、他の月では当てはまりが悪いという可能性が存在する。したがって、そうではないことを確認するためにランダムに三ヶ月分抽出し分析を行った。ただし、これらの三ヶ月は連続する月とはならないように抽出した。

この結果3月、6月および12月をサンプル月として抽出し、2002年および2003年の各月においてショッピング利用履歴があり、かつ2002年の各月において10回以上利用履歴のある顧客300名をサンプルとして抽出した。

### 3.2.2 選択行動モデルの設定

本研究では、支払い方法の意思決定に対して選択行動モデルを当てはめる。通常、カード利用時に顧客が直面する選択肢は多種多様であると考えられるが、本研究では顧客からの利子収入を念頭においているため、単純に「利子付きの支払い方法」か「利子の付かない支払い方法」という二つの選択肢を考える。したがって、選択行動モデルとして二項プロビットモデルを当てはめることができる。

ID番号  $i (i = 1, \dots, n)$  の顧客が  $t (t = 1, \dots, T_i)$  回目のカード利用時に利子付きの支払い方法を選択した場合には  $y_{it} = 1$ 、そうでない場合は  $y_{it} = 0$  というフラグを立てて区別する<sup>3</sup>と、二項プロビットモデルは

$$y_{it} = \begin{cases} 1 & z_{it} \geq 0 \\ 0 & z_{it} < 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

$$z_{it} = \alpha_i + x'_{it}\beta_i + \epsilon_{it} \quad (3.2)$$

と書き表せる。 $\beta_i$  および  $x_{it}$  は  $k \times 1$  のベクトルであり、 $k$  は説明変数の数である。ここで、 $z_{it}$  は支払い方法の選択に関する潜在変数（例えば、カード利用時における顧客の効用）であり、 $x_{it}$  は潜在変数  $z_{it}$  に影響を与える変数となっている。本研究では、説明変数  $x_{it}$  として各利用時点における支払い金額、累積利用回数、限度額に対する充足率等を考えたが、モデル選択の結果、各利用時点における支払い金額のみを使用することとした。したがって式 (3.2) は

$$z_{it} = \alpha_i + \beta_i PRICE_{it} + \epsilon_{it} \quad (3.3)$$

と表現できる。ここでは  $\beta_i$  はスカラーである。また  $\epsilon_{it}$  は攪乱項であり、互いに独立で同一な標準正規分布に従うと仮定する。

さらに、 $\alpha_i$  および  $\beta_i$  に関して変量効果を仮定する。すなわち、

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} &\sim N\left(\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_\alpha^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\beta^2 \end{pmatrix}\right) \\ &\sim MVN(\mu, \Sigma_\mu) \end{aligned} \quad (3.4)$$

と考え、式 (3.4) のパラメータ  $\alpha, \beta, \sigma_\alpha^2, \sigma_\beta^2$  を推定した。 $y = \{y_i\}_{i=1}^n$ ,  $y_i = \{y_{it}\}_{t=1}^{T_i}$ ,  $z = \{z_i\}_{i=1}^n$ ,  $z_i = \{z_{it}\}_{t=1}^{T_i}$ ,  $\theta = (\mu, \Sigma_\mu)$ ,  $\delta_i = (\alpha_i \beta_i)'$ ,  $\nu_{it} = \alpha_i + \beta_i PRICE_{it}$  とすると、モデル

<sup>3</sup>推定用および検証用データにおける  $y_{it} = 1$  の総選択回数と  $y_{it} = 0$  の総選択回数の比率は、キャッシングデータがおおよそ 1:1、ショッピングデータが 1:4 となっている。

ルの尤度は,

$$f(y | \theta) = \prod_{i=1}^n \prod_{t=1}^{T_i} [1 - F(\nu_{it})]^{y_{it}} [F(\nu_{it})]^{1-y_{it}} \quad (3.5)$$

の形で与えられる。ただし,

$$F(\nu_{it}) = \int_{-\infty}^0 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(z_{it} - \nu_{it})^2}{2}\right\} dz_{it} \quad (3.6)$$

である。式 (3.4) から  $\pi(\delta_i | \mu, \Sigma_\mu) \sim MVN(\mu, \Sigma_\mu)$  であるから, ハイパーパラメータの事前分布をそれぞれ  $\pi(\mu)$ ,  $\pi(\Sigma_\mu)$  と表記すると, 事後分布の同時密度関数式 (3.7) が得られる。

$$\pi(\theta | y) \propto f(y | \theta) \pi(\mu) \pi(\Sigma_\mu) \prod_{i=1}^n \pi(\delta_i | \mu, \Sigma_\mu) \quad (3.7)$$

ここで,  $\pi(\mu)$ ,  $\pi(\delta_i | \mu, \Sigma_\mu)$  が正規分布に,  $\pi(\Sigma_\mu)$  の各対角成分がインバースガンマ分布に従うと仮定し, ギブスサンプリングによって式 (3.7) を求める。以下の過程に基づきサンプリングを行う。

- (1)  $z, \{\delta_i\}_{i=1}^n$  および  $\theta$  の初期値を発生させる。
- (2)  $z_i | y_i, \delta_i, \theta$  for  $i = 1, \dots, n$  のサンプリング。
- (3)  $\delta_i | y_i, z_i, \theta$  for  $i = 1, \dots, n$  のサンプリング。
- (4)  $\theta | y, z, \{\delta_i\}_{i=1}^n$  のサンプリング。ただし,
  - (a)  $\mu | \{\delta_i\}_{i=1}^n, \Sigma_\mu$
  - (b)  $\Sigma_\mu | \{\delta_i\}_{i=1}^n, \mu$

の二種類のサンプリングを行う。

- (5) (2) へ戻りサンプリングを繰り返す。

ここで, 過程 (2) の  $z_i | y_i, \delta_i, \theta$  for  $i = 1, \dots, n$  のサンプリングは,  $z_{it}$  が切断正規分布

$$z_i | y_i, \beta_i \sim TN_{\tilde{I}(z_{it})}(\nu_{it}) \quad (3.8)$$

$$\propto \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(z_{it} - \nu_{it})^2}{2}\right\} \times \tilde{I}(z_{it}) \quad (3.9)$$

に従う<sup>4</sup>としてサンプリングを行う。ただし

$$\tilde{I}(z_{it}) = \begin{cases} I[z_{it} \geq 0] & (\text{if } y_{it} = 1) \\ I[z_{it} < 0] & (\text{if } y_{it} = 0) \end{cases} \quad (3.10)$$

<sup>4</sup>Albert and Chib(1993) の Data Augmentation の手法を参照した。

である。

本分析において興味があるのは、各顧客固有のパラメータ  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  である。式 (3.3) より、 $\alpha_i$  の推定値が高いほど利子付き支払いを選択肢しやすいことになるため、定数項  $\alpha_i$  は顧客に固有の「利子に対する許容度」と解釈することができる。つまり  $\alpha_i$  の値が正である顧客は利子に対して寛容であり、 $\alpha_i$  の値が負である顧客は利子付きの支払い方法を嫌う傾向があると考えることができる。一方、各利用時点における支払い金額  $\beta_i$  は、利子に対する許容度への支払い金額の影響度と解釈できる。つまり、 $\beta_i$  の値が高い顧客は、高額の商品を購入する際には利子付きの支払い方法を選択する傾向にあり、 $\beta_i$  の値が低い顧客は支払い方法の選択に商品の金額の高低があまり影響しないと考えることができる。

### 3.2.3 分析結果

#### 推定結果

表 3.1: モデルの統計量 - キャッシング

統計量	
対数尤度	-1301.6
対数尤度 (Null)	-3845.58
$U^2$ 統計量	0.66155
平均正答確率	85.36
正答率	90.68

表 3.2: モデルの統計量 - ショッピング

統計量	
対数尤度	-1318.1
対数尤度 (Null)	-4052.83
$U^2$ 統計量	0.67478
平均正答確率	86.01
正答率	90.18

表 3.1 および表 3.2 はそれぞれ、キャッシング利用データおよびショッピング利用データを用いて推定されたモデルの統計量である。キャッシング利用データに関しては、推定モデルの  $U^2$  統計量が 0.66、平均正答確率が 85.36%、正答率が 90.68%であり、推定の段階では説明変数  $x_{it}$  が 1 変数であるのにも関わらずそれなりに良い当てはまりを示している。ショッピング利用データに関しては、 $U^2$  統計量が 0.67、平均正答確率が 86.01%、正答率が 90.18%であり、キャッシング利用データ同様それなりに良い当てはまりを示していると言えよう。この統計量は 2002 年 12 月のデータを用いて算出したものであるが、他の二ヶ月も同様の当てはまりを示した<sup>5</sup>。

表 3.3 および表 3.4 は式 (3.4) の  $\alpha$  と  $\beta$  の推定値および各種統計量を示している。キャッシング利用データおよびショッピング利用データにおいて、 $\alpha$  および  $\beta$  はともに有意水準 95% で有意であり、顧客に固有の利子に対する許容度と利用金額の大きさが利子付き支払い選択行動に影響を与えていると言える。また、 $\alpha_i$  および  $\beta_i$  の従う分布の分散  $\sigma_\alpha^2$  および  $\sigma_\beta^2$  の推定値から、顧客によって  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  の値が異なっていることが伺える。そこで、

<sup>5</sup>3 月は  $U^2$  統計量が 0.70、平均正答確率が 87.12%、正答率が 91.52%であり、6 月は  $U^2$  統計量が 0.70、平均正答確率が 86.96%、正答率が 91.11%であった。

	推定値	標準偏差	2.5%点	97.5%点
$\alpha$	0.3695	0.1566	0.0714	0.6873
$\beta$	0.0812	0.0176	0.0507	0.1197
$\sigma_\alpha^2$	2.4737	0.1626	2.1453	2.7852
$\sigma_\beta^2$	0.1017	0.0231	0.0616	0.1511

	推定値	標準偏差	2.5%点	97.5%点
$\alpha$	-2.2452	0.1307	-2.5202	-2.0169
$\beta$	1.2501	0.1028	1.0716	1.4752
$\sigma_\alpha^2$	1.5965	0.1252	1.3856	1.8662
$\sigma_\beta^2$	0.9565	0.1247	0.7581	1.2354

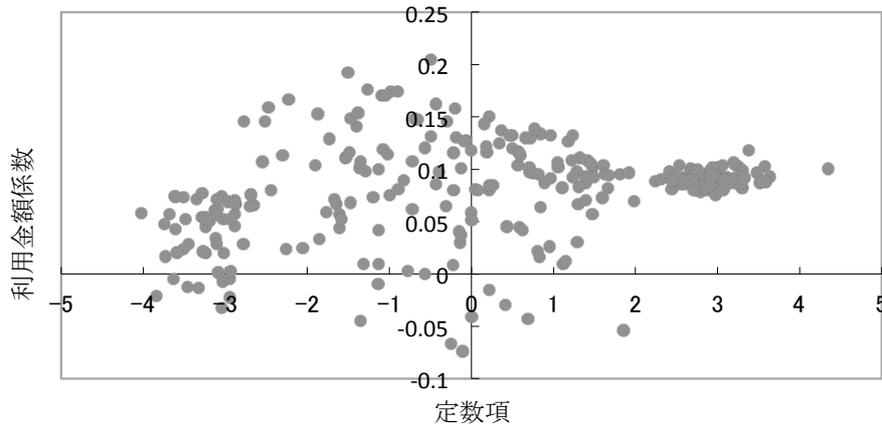


図 3.1: 推定値の散布図: キャッシング

横軸に定数項, 縦軸に各利用時点における支払い金額の係数の値を取り, 推定されたパラメータをプロットしたものが図 4.1 および図 4.2 である。二つの図から, 選択行動の特徴にはっきりした違いがあることが見て取れる。

さらに, 支払い方法の選択行動と推定値  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  の関係を数値的に明確化するために正準判別分析を行った。判別得点  $z$  について,  $z \geq 0$  ならば支払い方法を一度でも選択したことがあるサンプルに,  $z < 0$  ならば利子付きの支払い方法を選択したことがないサンプルに判別すると仮定すると, 求められた判別関数はそれぞれ,

$$z = -1.07 + 0.56\alpha_i + 10.63\beta_i \quad (3.11)$$

$$z = -0.12 + 0.57\alpha_i + 0.82\beta_i \quad (3.12)$$

となった。式 (3.11) はキャッシング利用データの推定値, 式 (3.12) はショッピング利用データの推定値から算出された判別関数である。式 (3.11) および式 (3.12) から  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  の係数が共に正であることが分かるため,  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  の値が高い顧客ほど利子付きの支払い方法を選択する顧客, すなわち利子を許容する顧客と見なせる。これは前述の  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  の解釈とも一致する。

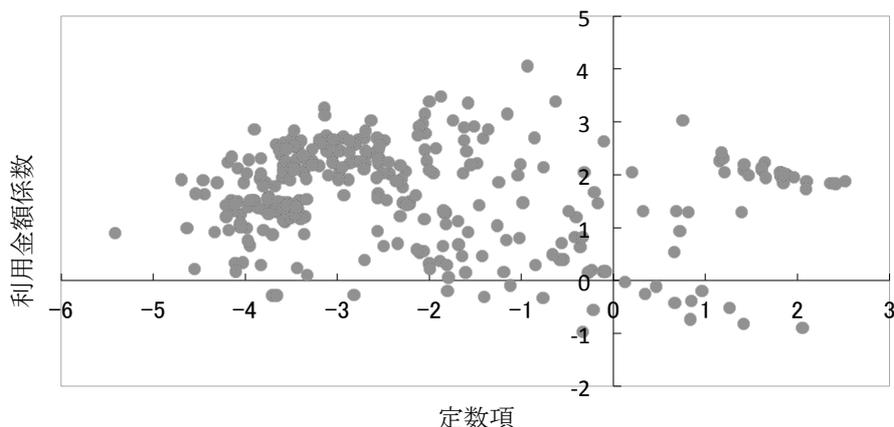


図 3.2: 推定値の散布図: ショッピング

### 検証結果

表 3.5: キャッシング利用データの検証

統計量	
平均正答確率	49.00
正答率	51.94

表 3.6: ショッピング利用データの検証

統計量	
平均正答確率	82.74
正答率	85.69

ここでは、推定されたモデルの検証を行う。表 3.5 がキャッシング利用データを用いて推定されたモデルの検証結果、表 3.6 がショッピング利用データの検証結果である。ショッピング利用データの正答率がおよそ 85% とそれなりの予測力を持っており<sup>6</sup>、モデルが有効であることを示している一方で、キャッシング利用データの正答率は 52% でありモデルによってキャッシング利用行動を予測することは難しいことを示している。キャッシング利用行動は、前述のように「手持ちの現金がない上に、クレジットカードでは支払うことができない」「急に現金が必要になった」というような緊急性が影響を与える場合が多いと考えられるため、ある時点における利用金額を用いた静的な分析ではなく、どのような頻度でどのくらいのキャッシング利用が発生しているかというような動的な分析が望ましいのではないかと考えられる。したがってこれ以降はモデルの有効性が示されたショッピング利用データのみ焦点を当て、分析を進めていく。

ところで、モデルによる推定および検証結果は、利用金額というたった一つの説明変数しか用いていないにもかかわらず、上述のようにかなりの精度を持ったものである。この「利用金額が高額であればクレジットカードによる支払いがされやすく、さらに利子付きの支払いが選択されやすい」という結論は、直感的にも非常にわかりやすい結論である。

<sup>6</sup>3 月の検証結果は平均正答確率 79.11% が、正答率 82.63% がであり、6 月の検証結果は平均正答確率 76.23% が、正答率 80.12% がであった。

では、モデルを支払い方法選択行動分析に適用する妥当性および必要性はどこにあるのだろうか。

そこで、モデル適用の妥当性および必要性を示すため、顧客を区別せずに単純な線形判別分析を行い、モデルの推定および検証精度との比較を行った。データには2002年および2003年の12月のショッピング利用データを用い、モデルと同様に2002年のデータで推定を、2003年のデータで検証を行った。その結果、線形判別分析による判別正答率は79%、予測率は74%であり、モデルによる正答率および予測率は表3.2および表3.6からそれぞれ90%、86%である。この結果から、モデルの適用は妥当であり、かつ必要であるといえよう。

モデルの他の利点として、モデルのパラメータを顧客ごとに推定することが可能なため、従来であれば「全体の傾向として」しか捉えられなかった顧客のカード利用行動を顧客ごとに管理することができ、よりきめ細やかなマーケティング戦略の策定が可能な点が挙げられる。これは、マス・マーケティングからOne-to-Oneマーケティングへと発展してきた潮流 (e.g., Guadagni and Little, 1983; Kamakura and Russell, 1987; Rossi and Allenby, 1993; Allenby and Rossi, 1999) に則ったものであり、かつ顧客価値の“高価値”化を図り収益を確保し続けるためにも必要な視点であると考えられる。さらに、モデルはベイズ的アプローチによるパラメータの推定を行っているため、モデルの拡張や事前情報の追加が比較的容易にできる点も強みであるといえる (Rossi, McCulloch and Allenby, 1996)。本研究ではこのモデルの特性を生かし、3.3節において属性データを用いたモデルの拡張を行っている。

### 結果の考察

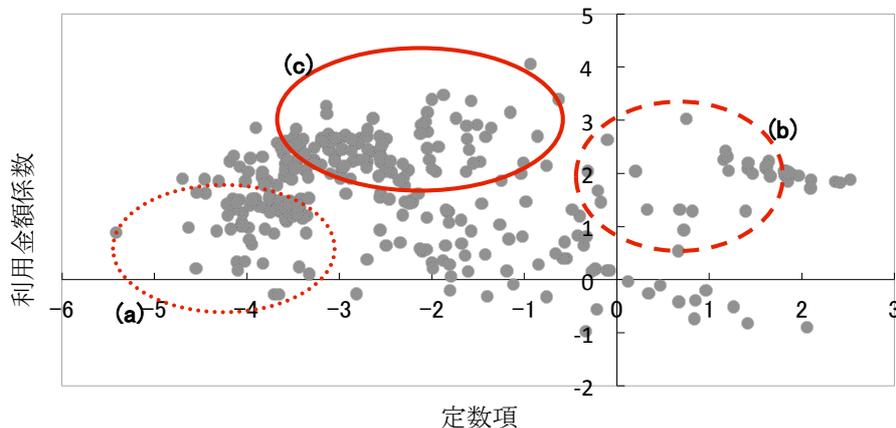


図 3.3: 三種類の特徴的な顧客層

ここで再び散布図を別の視点から眺めてみると、(a)点線で囲まれた層、(b)破線で囲まれた層、(c)実線で囲まれた層という三つの特徴的な顧客層が観察される (図 4.3)。(a)のサンプルは  $\alpha_i$  の値がかなり小さく  $\beta_i$  もさほど大きくないため、常に利子付きの支払い方

法を嫌う「顕在的“低価値”顧客」であり、(b)のサンプルは $\alpha_i$ および $\beta_i$ が共に正であるため、常に利子を許容する「顕在的“高価値”顧客」であると考えられる。一方、(c)のサンプルは $\alpha_i$ の値は負であるが値が小さすぎるといふことはなく、 $\beta_i$ の値が大きいことから、購入するものの金額次第で利子を許容する「潜在的“高価値”顧客」であると考えられる。

クレジットカード会社としては、利子付きの支払い方法を利用してくれる“高価値”顧客に対して、より積極的にプロモーションを実施することが効率的であると考えられる。しかし同じ“高価値”顧客であっても、顕在的“高価値”顧客は常に利子を許容し自発的に“高価値”で居続けてくれる顧客であるが、潜在的“高価値”顧客は利子を許容するかどうかは購入するものの金額次第で決定するため、何らかのアプローチによって潜在的“高価値”顧客から一時的に高価値”顧客になってもらうことが可能かもしれない。そこで潜在的“高価値”顧客へのアプローチを時期・内容・通知方法の三点から検討してみる。時期であるが、購入するものの金額次第で“高価値”顧客となるため、クリスマスや誕生日等のイベント時期や引っ越し後（住所変更届受理直後）等、高額出費が予想される時期にアプローチを行うと効率的かもしれない。プロモーション内容は、利子率の引き下げやポイント制度やマイレージサービスの優待といった、クレジットカードによる高額出費に対する優待を行い、顧客に対してはDM、eメール等によってプロモーションの通知を行うことが考えられる。

### 3.3 新規・未利用顧客への応用

これまではクレジットカードの利用履歴データが充実している既存顧客を対象に分析を行ってきた。しかし、クレジットカード会社が抱える顧客には、利用履歴データが少ない新規顧客や、そもそもクレジットカードを保持しているだけで利用履歴データが存在しない未利用顧客が存在する。これらの顧客はデータの不足から、 $\alpha_i$ および $\beta_i$ といった顧客の特徴を示す数値を推定することができない。この状況下ではこれらの顧客が“高価値”かどうか分からないため、プロモーションが無駄打ちとなる可能性が存在する。一方、これらの顧客にも属性データは存在する。したがって、もし属性データと顧客の“価値”について何らかの関連性を見出すことができたなら、その関連性をもとに利用履歴データが少ないまたは存在しない顧客でも顧客属性から“高価値”顧客かどうかを判別することができる。そこで既存顧客の利用履歴データを用いて、顕在的“高価値”顧客の代表的特徴と考えられる $\alpha_i$ 、潜在的“高価値”顧客の特徴 $\beta_i$ と顧客属性との関連付けを試みた。

#### 3.3.1 属性データによる関連付け

ここでは、既存顧客の利用履歴データの分析によって得られる“高価値”顧客の特徴 $\alpha_i$ および $\beta_i$ とその“高価値”顧客の属性データがどのように関連しているかを分析する。そこで、3.2節で用いたショッピング利用データを再び用いることにした<sup>7</sup>。属性データには、

<sup>7</sup>論文には12月のデータの分析結果を掲載した。紙面の関係上、3月および6月の分析結果は割愛した。

性別・年齢・年収といった基本的属性データに加え、新たに限度額比率なる変数を作成し使用した。限度額比率は

$$\text{限度額比率} = \frac{\text{キャッシング利用の限度額}}{\text{総限度額}} \quad (3.13)$$

のように算出した。クレジットカードを作成する際にキャッシングの限度額の高い顧客は、キャッシングの使用に関して意欲があると考えられる<sup>8</sup>。一般に、キャッシングを利用する顧客は利子に対して寛容または無意識な傾向があるため、限度額比率は利子に対する寛容度の指標になると考えられる。

属性データとの関連付けを行うにあたり、前節で用いた二項プロビットモデルのパラメータである  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  に属性データ組み込むモデルの階層化を行い、データを用いて分析した。すなわち式(3.14)のように、パラメータベクトル  $\delta_i = (\alpha_i \beta_i)'$  が属性データ  $\gamma_i$  の線形関数となったモデルを考える。

$$\delta_i = Q\gamma_i + \eta_i \quad \text{where } \eta_i \sim N(0, \Gamma_\delta) \quad (3.14)$$

ここでは  $\gamma_i$  は  $(d+1) \times 1$ ,  $Q$  は  $2 \times (d+1)$ ,  $\eta_i$  は  $2 \times 1$  である。

属性データを組み込むにあたり、予備的に  $\alpha_i$  および  $\beta_i$  に全ての属性データを回帰させる分析を行った。その結果、 $\beta_i$  に関しては三か月分のデータセット全てにおいて影響力があると考えられる属性がいくつか発見されたが、 $\alpha_i$  に関しては影響力がある属性が存在しなかった。したがって、以下では  $\beta_i$  のみに属性データを組み込んだ二項プロビットモデルを用いて分析を行う。式(3.14)から

$$\beta_i = \rho\gamma_i + \zeta_i \quad \text{where } \zeta_i \sim N(0, V_\beta) \quad (3.15)$$

とする。ここでは  $Q$  は  $1 \times (d+1)$ ,  $\zeta_i$  はスカラーとなる。

3.2節で得られた考察から、 $\beta_i$  の値は潜在的“高価値”顧客かどうかの指標であるといえる。したがって、 $\beta_i$  に関連付けられる属性を発見することによって、潜在的に“高価値”である可能性の高い顧客を属性から判別することができる。

### 3.3.2 分析結果

表 3.7 および表 3.8 は推定および検証によって得られた階層モデルの統計量であり、表 3.9 は推定された階層モデルのパラメータ推定量である。今回のモデル推定の結果、有意水準 95% で有意だった属性データは限度額比率のみであったため、表 3.9 の  $C_\rho$  は定数項、 $\rho_L$  は限度額比率の係数を表している。 $\rho_L$  の値が正であることから、限度額比率の高い顧客は  $\beta_i$  の値が高い傾向にあり、故に利用金額が高い場合には利子付きの支払いを選択する傾向にある顧客であるといえることができる。したがって、新規顧客または未利用顧客に対して 3.2 節における潜在的“高価値”顧客に対するプロモーションを行う際には、限度額比率が高い顧客を中心にアプローチすることが効率的であるといえる。

<sup>8</sup>一般的に顧客自らが希望（設定）した限度額であっても、審査を経てカード会社が最終的に設定するため、通常であれば希望額（申請書に印刷されており明示的に希望額を書かないものも含む）以上の限度額にはならない。すなわち、希望額がそのまま限度額になるか、カード会社の審査により希望額よりも低い限度額になるかのどちらかになる。したがって、顧客は設定されている限度額（データ上の限度額）以上の限度額をカード会社に申請していたことになる。したがってキャッシング限度額は「顧客のキャッシング利用意欲」をある程度反映しているものであると考えられることができる。

表 3.7: 階層モデルの統計量 - 推定

統計量	
対数尤度	-1327.3
対数尤度 (Null)	-4052.83
$U^2$ 統計量	0.67249
平均正答確率	85.87
正答率	90.25

表 3.8: 階層モデル全体の統計量 - 検証

統計量	
平均正答確率	83.07
正答率	85.96

表 3.9: 階層モデルのパラメータ推定量

	推定値	標準偏差	2.5%点	97.5%点
$C_\rho$	-2.1368	0.1240	-2.3864	-1.9136
$\rho_L$	1.8955	0.1686	1.5709	2.2358
$\sigma_{C_\rho}^2$	1.5270	0.1116	1.3152	1.7484
$\sigma_{\rho_L}^2$	0.9154	0.1101	0.6888	1.1232

### 3.4 おわりに

本研究は、クレジットカード利用時に利子付きの支払い方法を選択するまたは選択する可能性のある顧客を“高価値”顧客と定義し、(1) 既存顧客に関して、クレジットカード利用履歴データを用いた支払い方法選択行動分析と“高価値”顧客の類型化、(2) 新規顧客および未利用顧客への応用を踏まえ、“高価値”顧客の特性と顧客の属性データの関連付け、の二分析を行った。特に(2)の分析で得られた限度額比率と潜在的“高価値”顧客との関連性は、クレジットカード会社の限度額設定ルールがはからずとも潜在的“高価値”顧客の判別に活用できる可能性があることを示唆している。

今後の課題として以下の点が挙げられる。(1)の支払い方法選択行動分析において、本研究では顧客の特徴を表す $\alpha_i$ および $\beta_i$ に変量効果を仮定したが、 $\alpha_i$ と $\beta_i$ の従う分布の共分散 $\sigma_{\alpha\beta}$ を0と設定する非常にシンプルなモデルとなっている。今後解析を進める際には $\sigma_{\alpha\beta}$ をモデルに組み込んで推定することが望ましいと考えられる。また、クレジットカードを利用する際に、どの支払い方法を選択するかという意思決定には、どのような商品を購入したのか、どのような店舗(環境)で利用したのかといった要因も影響を与えられられる。したがって、支払い方法の選択行動モデルを精緻化する一つの方法として、利用金額に関する情報だけでなく何をどこで購入したのかといった情報も反映できるモデルへの拡張が考えられる。

最後に、本研究で前提としている“高価値”顧客は、あくまで収益のみの“高価値”顧

客であり、顧客の破綻リスクが全く考慮されていない。したがって、顧客の破綻リスクを考慮できる分析の併用による、真に高価値な顧客の探索が望ましい。顧客の破綻リスクを別途推定し、モデルに組み込むまたはモデルを併用して分析を進めることも、クレジットカード会社にとって真に高価値な顧客を判別し、その顧客価値を最大化する上で必要であろう。

## 第4章 訪問モデル

ここからは、本博士論文の核となる消費者行動の異質性とダイナミクスを組み込んだ分析モデルの提案を行う。

本章<sup>‡</sup>では、顧客の売上を構成する三つの要素のうち、顧客の店舗訪問回数に着目する。顧客がどれくらいの間隔で店舗を訪問してくれているかを把握することによって、企業は将来のある期間にその顧客が何回店舗に訪問してくれそうかを予測することができる。そして、一回の訪問における顧客の購入量がわかれば、将来のある期間における顧客の売上を予測することができる。

店舗の訪問間隔を予測する最も単純な方法は、顧客  $i$  のある期間  $T$  における訪問回数  $J_i$  を期間の長さで除した値  $J_i/T$  を訪問間隔の予測値とすることである。この予測方法は顧客の訪問間隔が時期を問わず一定であることを仮定している。しかし現実には、特売のチラシやセールスのダイレクトメールを見れば予定よりも早く来店するかもしれないし、今ある在庫量が十分であれば店舗の訪問を先延ばしするかもしれないなど、顧客が店舗を訪問する間隔は一定ではない。そこで時間とともに変化する訪問間隔を捉えるとともに、どのような要因が訪問間隔を変化させているのかを把握することが、顧客の訪問間隔を管理し、ひいては顧客の訪問回数を予測する上で重要になってくる。

そこで本章では、あるスポーツ用品を販売する EC サイトの顧客の訪問間隔を予測するため、消費者行動の異質性とダイナミクスを組み込んだモデルの提案を行う。この EC サイトでは、e コマースによる販売収入だけではなく、広告媒体主として得られる広告収入を事業収入の柱の一つとしている。どれほどのターゲットにリーチできるかが広告媒体の価値を決める評価指標の一つであるため、顧客数の管理に加えて顧客がどんな訪問間隔で EC サイトにアクセスしているのかを把握することは、この広告媒体としての価値を管理する上でも重要である。

### 4.1 はじめに

ここ数年、インターネット広告費は着実に増加し続けている。例えば、電通が発表している統計データである「日本の広告費 2011 年版」を見てみると、インターネット広告費は 2009 年から 3 年連続で増加の一途をたどっている。比較的リーズナブルな広告費用でマスメディアよりもターゲット訴求型の広告が出稿できることなどから、今後もマスメディアを始めとする他媒体への広告出稿からインターネット広告出稿へのシフトは進み、インターネット広告費の増加は続いていくであろうと予想される。この状況下においては、インターネット広告媒体主の一つである e コマースサイトにとって、広告収入が自社にとっ

<sup>‡</sup>本章は山口 (2014) を加筆・修正したものである。

てひとつの良い収入源であり続けることを意味している。一方で、eコマースサイトにおける広告は、ウェブサイトのユーザに対するサービス・マーケティングの一種と考えることができる。よって、従来の4Pだけではなく、Participant/Physical evidence/Process of service assemblyの3Pも考慮し、ユーザに対して適切な広告を表示する必要がある。そうでなければ、ウェブサイトに表示される広告はユーザにとっては単なるノイズとなってしまう、ユーザの満足度低下につながる可能性もある。さらに4P+3P戦術の策定は、広告のターゲットとなるユーザは誰なのかといったSTP戦略に基づいて行われる必要があるが、そのSTP戦略策定時には自社のeコマースサイトのユーザの特性や行動パターンを把握しておくことが必要である。

ところで、自社eコマースサイトに広告を出稿してもらうにあたり、eコマースサイトの広告価値が高ければ高いほどその広告収入も増加する。企業は常に自社の利潤最大化を追求していくものと考えた場合、今後eコマースサイトにおいても、ユーザ理解に基づいたサービス・マーケティングの戦略・戦術策定や、広告価値を適切に管理し、ときにその価値が向上していくようなアクションの選択・実行が求められる。現在、ウェブサイトの広告価値はビジターによって閲覧されたページ数（以下PV数）に基づいて決められていることが多い。<sup>1</sup>よって、ウェブサイトのPV数が増加すれば、当該ウェブサイトの広告価値も上がる可能性がある。このとき、広告価値を上げるためには、我々はどうすればPV数を上げることができるだろうか、そしてその前提条件として、我々はPV数をどのようにすれば管理することができるだろうか、という疑問が生ずる。今PV数は「訪問頻度」×「訪問1回あたりのPV数」と分解して考えられるため、PV数を管理するためには、「訪問頻度」と「訪問1回あたりのPV数」の2種類のビジター行動を管理する必要があるということがわかる。「訪問1回あたりのPV数」はそもそもビジターによるウェブサイト訪問が前提条件となることから、PV数を管理するためにビジターの「訪問頻度」を管理できるようになることが、ウェブサイトにとっての最初の課題である。そして、このビジター行動の精緻な理解は、eコマースサイトにおける広告サービスやそのマーケティング戦略・戦術の質のさらなる改善にも繋がると考えられる。

よって、本研究では、上記課題に対応可能なウェブサイトにおけるビジターの訪問頻度の数理モデル化を試みたい。4.2節では、マーケティングの分野における消費者の購買または訪問頻度に関する先行研究の整理を行い、本研究の位置付けを確認する。4.3節にて本研究で提案する分析モデルを紹介し、本提案モデルを適用するデータの説明を4.4節で行なう。提案モデルの推定結果および検証結果を4.5節にて提示し、4.6節では提案モデルから得られる実務上の知見に関するディスカッションを行なう。そして最終節では今後の研究課題を整理する。

---

<sup>1</sup>徳久、永松(2013)によると、インターネット広告課金の方法には、主に(1)期間保証型、(2)インプレッション課金型、(3)クリック課金型の三つの方法がある。大手ポータルサイト等では、ユーザのPCで表示された回数をカウントする方式を採用している場合もあり、このようなサイトや(1)の課金方法の場合には、PV数も注視すべき一つの指標であると考えられる。実際に、オンライン広告.comのような広告料金比較サイトでもPVによる料金比較が採用されている。また、インプレッション数はアドサーバから広告が読みだされた回数をカウントしたものであり、ユーザの行動データであるアクセスログデータとは異なる種類のデータである。しかし、通常ユーザがサイトにアクセスした際に、コンテンツと同時に広告表示もリクエストされるため、インプレッションの「代理変数」としてPVを考えることが可能と考える。

## 4.2 先行研究

### 4.2.1 先行研究の整理

ビジターの訪問行動をモデル化するにあたり、マーケティング分野における消費者の購買頻度／間隔に関する先行研究の整理を試みた。

Gupta (1988) では、日用消費財の購買間隔に対してセールスプロモーションがどのように影響を与えるかをモデル化している。Gupta (1988) では本文中において、購買間隔が従う分布に関する議論 (Chatfield and Goodhardt, 1973) に言及し、従来購買間隔モデルとして多く用いられてきた NBD モデルは購買間隔が指数分布に従うことを仮定、すなわち消費者が商品を購入後すぐに再びこの商品を購入することが起こりうるという状況を仮定しており、これは現実的な仮定ではないと述べている。そこで Gupta (1998) では購買間隔に Erlang-2 分布を仮定するモデルを採用している。

これ以降も日用消費財を始めとするオフラインでの購買間隔モデルには、Jain and Vilcassim (1991) や Helsen and Schmittlen (1993) のように比例ハザードモデルを用いて購買間隔のモデル化を試みたものがある。Jain and Vilcassim (1991) では、指数分布や Erlang-2 分布など複数の分布を仮定した比例ハザードモデルを比較するとともに、共変量のパラメータに消費者の異質性を組み込んだモデルを推定しており、消費者の異質性の導入がモデルの精度を改善する上で重要であるという結論を示している。一方 Helsen and Schmittlein (1993) でも同様に複数のベースラインハザード関数を設定したモデルを推定・比較しているが、この論文では時間によって変化する共変量が購買間隔に与える影響、そして従来マーケティングの分野で用いられる線形回帰モデルやロジット／プロビットモデルなどの“標準的な”モデルと比例ハザードモデルの比較の二点に主眼が置かれている。

近年ウェブサイトのアクセスログデータなどが入手可能になると、e コマースサイトでの購買履歴データに基づく購買間隔だけではなく、e コマースサイトへの訪問有無やウェブサイト内外のページ／ウェブサイト遷移などの訪問間隔にも分析範囲が広がった。特に後者の訪問間隔のデータは、オフラインのデータでは入手が困難であるため、オンラインデータを用いることで可能となる消費者行動分析である。この分野においては、Bucklin and Sismeiro (2003) があるサイト内における個人レベルでのページ閲覧行動のモデル化を試みている。分析モデルには Torbit II モデルを採用し、次のページを閲覧するか否か、ページを閲覧するとしたらどの程度そのページに滞在するのか、といったユーザの行動をモデル化している。一方、Moe and Fader (2004) や Park and Fader (2004) では、共にウェブサイト訪問間隔のモデル化を試みている。Moe and Fader (2004) では、ウェブサイトの訪問間隔が指数分布に従うと仮定するところから出発し、その指数分布のパラメータがガンマ分布に従う Exponential-Gamma mixture model を仮定することでビジター間の異質性をモデルに組み込むと共に、ガンマ分布のパラメータ部分にビジターの学習によるパラメータの変化を組み込むことで、時間が経つにつれてビジターの訪問間隔が変化していく様子をモデル化している。Park and Fader (2004) でも Moe and Fader (2004) 同様に Exponential-Gamma mixture model を用いて分析をすすめているが、単一のウェブサイト内ではなく複数のウェブサイト間でのページ閲覧行動のモデル化を試みており、それがこの論文の特色である。ここで注目したいのは、Moe and Fader (2004) および Park and

Fader (2004) が共に訪問間隔が指数分布に従うと仮定するところから出発していることである。前述のように、オフラインの購買間隔モデルの世界では、ある消費者が商品購入直後再び商品を購入するようないわゆる“memoryless”な行動は現実的ではないと考えられることが多かった。しかしオンラインの世界、特にウェブサイト訪問行動においては、あるビジターがあるウェブサイト訪問直後再び同じまたは別のウェブサイトを訪問するといった行動は往々にして発生するため、従来のオフラインの行動では非現実的と思われた仮定が、オンラインの行動を分析する上では考慮する価値のある仮定となりうるようだ。

#### 4.2.2 本研究の位置付け

これらの先行研究を元に、本研究の位置付けを次のように整理した。購買／訪問頻度をモデル化するにあたり、多くの先行研究で消費者／ビジターの異質性を組み込み、その重要性を論じている。そこで本研究でも、分析モデルのパラメータをビジター単位で推定することにより、消費者の異質性を組み込んだモデルを構築する。さらに先行研究においては様々な分析モデルが用いられているが、本研究ではビジター単位でパラメータ推定を行う利点を生かすために、比例ハザードモデルのようなセミパラメトリックモデルではなく、パラメトリックなモデルを提案モデルに採用する。このため、共変量のパラメータだけではなく各ビジターの定数項、すなわちベースハザード率も評価できることが提案モデルの特徴である。最後に Moe and Fader (2004) では、各ビジターの訪問頻度の時間変化を分析モデルのパラメータに階層的に組み込んでいる。しかし時間変化は分布として組み込まれているため、各ビジターの訪問頻度の変化は捉えられるが、どういった時間要因が訪問頻度に影響を与えているのかといった知見を得ることができない。そこで、本研究ではこのような時間変化を共変量の形で組み込むことにより、訪問頻度に影響を与える時間要因を明らかにし、より実務上でのアクションが取りやすいモデルの提案を目指す。

### 4.3 分析モデル

ウェブサイトへの訪問行動をモデル化するにあたり、本研究ではビジター間の異質性を考慮することを出発点として設定した。ビジター間の異質性をモデルに組み込むことは、以下の三つの観点から非常に重要であると考えられる。

一点目は、ビジター間の訪問回数の違いがパラメータ推定結果に及ぼす影響を防ぐことである。ある一定期間内にウェブサイトを訪問する回数は、ビジターによって異なるのが常である。あるビジターは毎日訪れるかもしれないし、別のビジターは週に一度しか訪問しないかもしれない。しかし、こうしたビジター間の訪問回数の違いを考慮に入れない場合、訪問回数の多いビジターの持つ性質に引きずられる形で、パラメータの推定結果にバイアスが生じる可能性がある。

そして二点目は、訪問頻度の時間変化の相殺を防ぐことである。同じ訪問日数のビジターであっても、同程度の訪問間隔で定期的に訪れるビジターや徐々に訪問間隔が短く／長くなるビジターとでは、ビジネスの観点から重要度が異なってくる。すなわち、現在から将来にわたってより多くウェブサイトを訪問してくれるであろうビジターを今囲い込むこと

が、将来におけるPV数、ひいては広告価値を上げていくために非常に重要になってくる。しかし異質性を考慮しないモデルでは、このような訪問頻度の変化の違いは相殺されてしまう傾向にあり、どのビジターを現時点において囲い込むことが将来のために重要なのかという示唆が抽出できなくなってしまう。

最後の観点は、ビジター内の効果とビジター間の効果の混在を防ぐことである。ビジターのウェブサイト訪問間隔にせよ消費者の購買行動にせよ、人は各々自らの内部に保有する何らかの規則性に基づいて行動していると考えられる。一方で、等間隔でウェブサイトを訪問する、またはある予算制約のもとで買い物をする、という内部の規則性が同じでも、訪問の頻度や予算額の違いが個人間には存在するのも事実である。異質性を考慮しない場合には、これらの本来は異なる個人が同一のものとして扱われるため、個人内外の効果が混在してしまうことにより、規則性をはじめとする個人の効果が抽出できなくなってしまう。

これらの観点を踏まえて、以降では本研究で提案する消費者の異質性を組み込んだ訪問頻度モデルを説明する。

#### 4.3.1 提案モデル

$T$  日間の分析期間 ( $t = 1, \dots, T$ ) において、ビジター  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) が  $J_i$  回当該ウェブサイトを訪問したとする。そして分析開始からビジター  $i$  が  $j$  ( $j = 1, \dots, J_i$ ) 回目の訪問をした日までの経過日数を  $t_{ij}$  とする。このとき、 $j$  回目の訪問と  $(j+1)$  回目の訪問間隔  $y_{ij} = t_{i(j+1)} - t_{ij}$  がパラメータ  $\lambda$  の指数分布に従うと仮定する。

$$f(y_{ij}|\lambda) = \lambda \exp(-\lambda y_{ij}) \quad (4.1)$$

今、 $J_i + 1$  回目の訪問は分析期間外に発生するので、 $J_i$  回目と  $J_i + 1$  回目の訪問間隔は右側切断されている。このため、右側切断された最後の訪問間隔  $y_{iT} = T - t_{iJ_i}$  の密度関数を次のように定義する。

$$S(y_{iT}|\lambda) = \exp(-\lambda y_{iT}) \quad (4.2)$$

さらにモデルに  $K$  個の共変量を組み込むため、パラメータ  $\lambda$  をベースライン  $\lambda_0$  および  $(K+1) \times 1$  の共変量ベクトル  $x_{ij}$  とそのパラメータベクトル  $\beta$  の組み合わせである  $\lambda_{ij}$  として定義する。

$$\begin{aligned} \lambda_{ij} &= \lambda_0 \exp\left(\sum_{k=1}^K x_{ijk} \beta_k\right) \\ &= \exp\left(\beta_0 + \sum_{k=1}^K x_{ijk} \beta_k\right) \\ &= \exp(\mathbf{x}'_{ij} \boldsymbol{\beta}) \end{aligned} \quad (4.3)$$

このとき、当該サイトへの訪問間隔の尤度関数は次のように表現できる。

$$\begin{aligned} L_i(\boldsymbol{\beta}|y_{ij}, \mathbf{x}_{ij}) &= \prod_{j=1}^{J_i} f(y_{ij}|\mathbf{x}_{ij})^{v_{ij}} S(y_{ij}|\mathbf{x}_{ij})^{1-v_{ij}} \\ &= \exp\left\{\sum_{j=1}^{J_i} v_{ij} \mathbf{x}'_{ij} \boldsymbol{\beta}\right\} \times \exp\left\{-\sum_{j=1}^{J_i} y_{ij} \exp(\mathbf{x}'_{ij} \boldsymbol{\beta})\right\} \end{aligned} \quad (4.4)$$

$$L(\boldsymbol{\beta}|y_{ij}, \mathbf{x}_{ij}) = \prod_{i=1}^N L_i(\boldsymbol{\beta}|y_{ij}, \mathbf{x}_{ij}) \quad (4.5)$$

なお  $v_{ij}$  は、ビジター  $i$  の  $j$  回目の訪問間隔  $y_{ij}$  が右側切断ではない場合 1、それ以外は 0 となるインディケータ変数である。

さらに上記で定義した  $y_{ij}$  の従う指数分布のパラメータ  $\lambda$  について、ビジター間の異質性を組み込むために、ビジターごとのパラメータ  $\lambda_{ij}$  を改めて次のように定義する。

$$\begin{aligned} \lambda_{ij} &= \lambda_{0i} \exp\left(\sum_{k=1}^K x_{ijk} \beta_{ki}\right) \\ &= \exp\left(\beta_{0i} + \sum_{k=1}^K x_{ijk} \beta_{ki}\right) \\ &= \exp(\mathbf{x}'_{ij} \boldsymbol{\beta}_i) \end{aligned} \quad (4.6)$$

ここで、 $\lambda_{0i} = \exp(\beta_{0i})$  である。さらにビジター  $i$  の共変量パラメータ  $\boldsymbol{\beta}_i$  が次の正規分布に従うとする。

$$\boldsymbol{\beta}_i \sim N(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Sigma}_\beta) \quad (4.7)$$

そして  $\boldsymbol{\beta}$  および  $\boldsymbol{\Sigma}_\beta$  がそれぞれ次の正規分布およびインバースウィッシュート分布に従うと仮定する。

$$\boldsymbol{\beta} \sim N(\boldsymbol{\beta}_0, \boldsymbol{\Sigma}_{\beta_0}) \quad (4.8)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_\beta \sim IW(\nu_0, V_0) \quad (4.9)$$

式 (4.8) および式 (4.9) で設定されているハイパーパラメータは、事前分布が極力無情報な分布に近づくように設定する。パラメータの推定にはソフトウェア R を使用し、Markov chain Monte Carlo 法を用いて以下のステップに従いパラメータを推定する。

1.  $\boldsymbol{\beta}_i$ ,  $i = 1, \dots, N$  を Metropolis-Heistings アルゴリズムにて発生させる。
2.  $\boldsymbol{\beta}_i$ ,  $i = 1, \dots, N$  および  $\boldsymbol{\Sigma}_\beta$  を所与として、 $\boldsymbol{\beta}$  をギブスサンプリングにて発生させる。
3.  $\boldsymbol{\beta}_i$ ,  $i = 1, \dots, N$  および  $\boldsymbol{\beta}$  を所与として、 $\boldsymbol{\Sigma}_\beta$  をギブスサンプリングにて発生させる。
4. ステップ 1. に戻る。

なお、20,000 回の burn-in の後、100,000 回のシミュレーションを実施する。シミュレーション 100 回毎に 1 サンプルを保存し、計 1,000 回のサンプルを  $\boldsymbol{\beta}_i$  の推定に使用する。

### 4.3.2 共変量の選定方法

提案モデルに投入する共変量を次のステップに従って選定する。本研究では時間変化を共変量の形で組み込むことにより、訪問頻度に影響を与える時間要因を明らかにし、より実務上のアクションが取りやすいモデルの提案を目指している。そこで、モデルに投入する共変量を選定するにあたり、ウェブサイト訪問行動に影響を与えると考えられる要因を、次の二つの視点で考える。まず一つ目が、前回のウェブサイト訪問時に各ビジターが取った行動のうち次回の訪問に影響を与えそうな要因であり、これを「一時的効果」視点とする。そして、ビジターのウェブサイト訪問に至るまでの累積的な時間変化を表す要因が二つ目のグループであり、これを「経時効果」視点と定義する。この二つの視点に基づいて、分析データから共変量候補を列挙する。

その後、Jain and Vilcassim (1991) や Helsen and Schmittlen (1993) でも用いられている比例ハザードモデルに共変量候補を投入し、提案モデルで使用するものと同じデータを用いてそのパラメータを推定する。その後、ステップワイズ法の適用、尤度の変化、そして各共変量の係数の有意検定および符号の妥当性の観点からパラメータ推定結果を検証し、共変量を絞り込む。なお、パラメータ推定にはソフトウェアRのパッケージ”Survival”内の関数 `coxph()` を使用し、Efronの近似法にて推定を行なう。

### 4.3.3 モデルの検証方法

最後に、推定した分析モデルの予測精度の検証を検証用データを用いて行う。実務においてウェブサイトのPV数を管理する際、過去のデータをもとに将来のある期間において実際にPV数がどのくらいになりそうか、つまりどの程度のビジターの訪問が見込まれるかを精度よく予測できることが望ましい。そこで、検証に使用するデータについては、全分析データ期間のうち最後の一定期間におけるビジターの訪問有無を検証用データとして別途保存しておくこととする。

ここでモデルの検証方法について述べる。はじめに、分析モデルで推定された各ビジターのパラメータ  $\lambda_{ij}$  から、訪問間隔の期待値を次の計算式で算出する。

$$\hat{y}_{ij} = E(y_{ij}|\lambda_{ij}) = \frac{1}{\lambda_{ij}} \quad (4.10)$$

次に、分析データ期間内の最後の訪問日にこの予測訪問間隔を加えることで、ビジターごとに予想される次の訪問日を計算する。そして、その予想される訪問日が検証期間内に含まれるか否かという訪問有無予測と、この期間における実際の訪問有無を比較することで、将来のある期間にウェブサイトへの訪問が発生したか否かをどの程度予測できるかが検証可能と考えられる。

さらに今回モデルの検証を行うにあたり、4.3.1節で提案したモデル以外にも、ナイーブモデル、ベースモデル、そして経時効果非考慮モデル、という三つのモデルを検証対象とする。ナイーブモデルは、分析データからビジターごとに訪問頻度 ( $J_i/T$ ) を計算し、その逆数を取ることで訪問間隔を予測するもので、各ビジターの訪問履歴のみに依拠した非常にシンプルな予測である。またベースモデルは、共変量をモデルに投入せず、定数項す

なわちベースハザード率のみで次の訪問を予測するモデルである。最後の経時効果非考慮モデルは、モデルに投入する共変量のうち「一時的効果」要因のみを投入したモデルである。これら四つのモデルの予測結果を比較することで、訪問間隔を予測するモデルにおける共変量投入の効果、そして共変量における経時効果の考慮が予測精度にどの程度影響を与えているかを把握する。

## 4.4 データ

### 4.4.1 分析に使用するデータ

本研究では、経営科学系連合協議会主催の平成 23 年度データ解析コンペティションにて提供いただいた、あるショッピングサイトのアクセスログデータを研究対象としている。本データのデータ期間は 2010 年 7 月 1 日から 2011 年 6 月 30 日までの 1 年間である。

はじめに、このショッピングサイトにはどれだけのビジターがどの程度の頻度で訪問しているのかを調べてみることにした。図 4.1 はショッピングサイトへの月別のべ訪問発生回数と月別のビジター数のトレンドを示している。図 4.1 から、2011 年 3 月に発生した東日本大震災以降しばらくの間はショッピングサイトを訪問するビジター数が落ち込んでいたが、2011 年 5 月以降は震災前とほぼ同水準にまで回復していることがわかる。一方、ビジターのべ訪問回数については、5 月、6 月はこのショッピングサイトで販売される商品を使ったアクティビティのピークシーズンに相当するにも関わらず、2011 年 5 月以降震災前と同様の水準まで回復していないことが読み取れる。

さらに 1 年間のデータを 6 ヶ月で分割し、上半期および下半期において発生したのべ訪問回数、ビジター数、そしてビジターあたり訪問回数をそれぞれ計算し、このショッピングサイトへのビジターの行動がどう変化したかを確かめた結果が表 4.1 において数値で示されており、本分析期間においては、ビジターがショッピングサイトを訪れる頻度は時間が経つにつれて低下する傾向にあることがわかる。

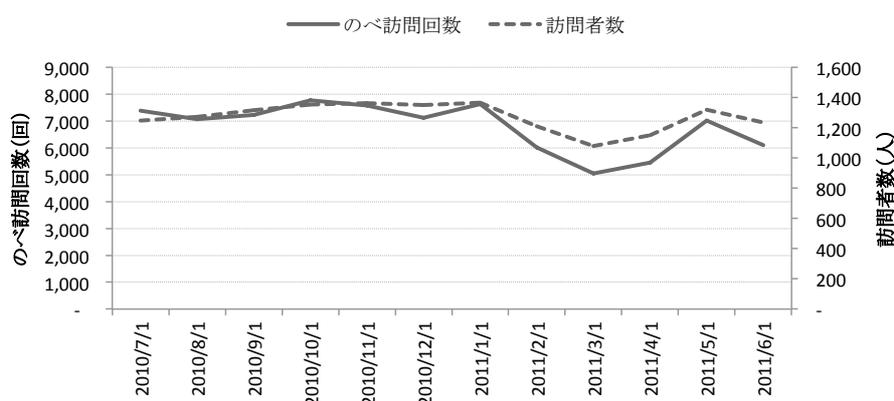


図 4.1: 月別のべ訪問回数と訪問者数のトレンド

表 4.1: のべ訪問回数およびビジター数の統計量（全サンプル）

	2010/07-12	2011/01-06
のべ訪問回数	41,955	35,310
ビジター数	1,364	1,392
ビジターあたり訪問回数	30.76	25.37

表 4.2: のべ訪問回数およびビジター数の統計量（抽出したサンプルに基づく）

	2010/07-12	2011/01-06
のべ訪問回数	40,354	33,243
ビジター数	1,302	1,346
ビジターあたり訪問回数	31.0	24.7

#### 4.4.2 データクリーニング

ビジターの訪問間隔をモデル化するにあたり、次のデータクリーニングを実施した。

まず、いくつかの変数の値が欠損しているアクセスログデータをビジター単位で分析対象外とした。これは投入共変量が欠損になってしまうサンプルが発生するのを防ぐためである。次に、アクセスログファイルの中に1レコードしか存在しないビジターも分析対象外とした。このようなビジターは、データの全期間においてこのショッピングサイトを1ページしか閲覧せず、そのまま別ウェブサイトに移動しその後戻ってくるのなかったビジターだと考えられる。訪問間隔を分析する本研究ではノイズとなるため、このようなビジターも対象外とした。

また本研究では、訪問間隔を「日」単位で計算することとした。これは、恒常的に一日に2セッション以上このショッピングサイトを訪問するビジターがほとんど存在しなかったこと、そして同日中に複数のセッションが発生したことのあるビジターについても、同日中であれば前セッションと同じ目的による訪問であったり、またはセッション切れであったりする可能性が高いと考えられるため、日単位での訪問間隔分析で問題はないと判断したためである。よって、同日中に複数のセッションが発生したことのあるビジターについては、複数セッションを合算し1回分の訪問として取り扱うこととした。

次に、モデルの推定精度を保つため、訪問日数が全期間で10日未満のビジターは分析対象外とした。この条件で絞り込まれたビジターについても、表 4.1と同様の記述統計量を調査した（表 4.2）。最低訪問日数の条件により、表 4.1と比較するとビジターあたり訪問回数の絶対値は大きくなっているものの、全サンプルベースの結果と同様に、前期と後期の比較においてのべ訪問回数は減少、ユニークビジター数は増加、結果としてビジターあたり訪問回数が減少するという傾向が観察された。このことから、抽出した分析サンプル

はある程度代表性を保持していると考えられる。

さらに、クリーニングが施されたデータを、分析用と検証用とに分割した。PV 数の管理のためにビジターの訪問行動が管理可能になるよう、ビジターの訪問頻度のモデル化を行うことが本研究の目的であった。よって、ある期間内にビジターがウェブサイトを訪問するか否かをできるだけ正確に予測できることが望ましい。そのことによって、この期間における訪問ビジター数、ひいては PV 数がある程度予測することが可能になるためである。このような観点から、2010 年 7 月から 2011 年 6 月までのデータのうち、最後の 10 日間（2011 年 6 月 21 日から 6 月 30 日まで）を検証用データ期間として割り当てた。表 4.2 のビジターあたり訪問回数から平均的に 2 週間に 1 度はビジターの訪問があると予想されること、ビジネスの意思決定およびその意思決定に用いられる分析は営業月単位または営業週単位で行なわれることが多いと考えられるため、このビジネス的観点から月曜日から金曜日までの 5 営業日を含んだ期間で設定することがより望ましいと考えられること、また本検証においては訪問の発生を予測するだけでなく訪問が発生しないことを正確に予測することにも価値があると考えられることから、検証期間の訪問／非訪問比率に極端な偏りが発生しないようにすること、といった三つの観点から検証用データ期間を設定した。

## 4.5 分析結果

### 4.5.1 投入共変量

表 4.3: 各共変量の記述統計（抽出したサンプルに基づく）

	平均値	標準偏差	最小値	最大値
前回 PV 数	18.63	31.30	1	966
前回購入数	0.08	0.54	0	36
前回訪問間隔	4.44	8.53	1	255
トレンド	171.60	99.98	1	353

今回提案モデルに投入する共変量として、「前回 PV 数」「前回購入数」「前回訪問間隔」そして「トレンド」の四共変量を選定した。表 4.3 はこれら四つの共変量の記述統計量である。

一つ目の共変量である「前回 PV 数」は前回のショッピングサイト訪問でビジターが閲覧したページ数であり、二つ目の共変量「前回購入数」は前回訪問時にビジターが購入した商品数である。これら二つの変数は、前回のウェブサイト訪問時のビジターの行動が今回の訪問行動に与える要因「一時的効果」と考える。一方、三つ目の共変量「前回訪問間隔」は、前々回と前回の訪問間隔であり、最後の共変量「トレンド」は、本研究におけるデータ開始時点である 2010 年 7 月 1 日からの経過日数である。これら二つの変数は、今回

の訪問行動に至るまでの時間の経過や累積に伴ってビジターの行動がどのように変化しているかを捕捉する「経時効果」の要因であると考ええる。

表 4.4: 比例ハザードモデルの推定結果

共変量	平均	標準偏差	p 値
前回 PV 数	0.00384	0.00011	< 0.001
前回購入数	-0.07297	0.00822	< 0.001
前回訪問間隔	-0.03164	0.00052	< 0.001
トレンド	-0.00034	0.00004	< 0.001
R2 値		0.092	

表 4.4 は比例ハザードモデルにて推定された各共変量のパラメータ推定結果である。ここで、各パラメータの推定結果に対する実務的解釈を考えてみたい。最初の変数である前回 PV 数であるが、係数は正と推定された。このことから、前回の訪問でより多くのページを閲覧しているビジターは、より短い間隔で再訪する傾向にあると言える。一方、前回購入数の係数は負であると推定された。これは前回の訪問で何かを購入したビジターは、再訪までに少し時間がかかることを意味している。

次に経時効果の共変量を見てみよう。前回訪問間隔が負と推定され、前回の訪問間隔が長くなればなるほど次にビジターが訪れる可能性が低くなるという傾向、つまり訪問行動にも慣性が存在することを示していることがわかる。これは、一旦ビジターのショッピングサイト利用離脱が始まると、ビジター自ら再度頻繁に利用するようになる可能性が低いことを意味する。一方で、頻繁に訪れているビジターは変わらず高頻度で訪れてくれるであろうとも考えられる。

そしてトレンド変数の負の係数が示すのは、全体としてこのショッピングサイトをビジターが訪れる頻度が時間とともに低くなっているという傾向であり、図 4.1 が示す訪問頻度状況と一致している。これは何らかの理由により全体的にビジターのショッピングサイト離脱が進んでいることを意味すると考えられる。

#### 4.5.2 提案モデルの推定結果

表 4.5 は本研究の提案モデルから推定された各ビジターのパラメータ  $\beta_i$  の各種統計量である。表 4.5 におけるパラメータ  $\beta_i$  の平均は、このショッピングサイトを訪れるビジターの“平均的な”傾向を捉えていると考えることができる。ここで、パラメータ  $\beta_i$  の平均を比例ハザードモデルで推定された表 4.3 のパラメータ推定値と比較してみると、表 4.5 における平均値の符号の向きが表 4.3 の推定値と一致していることがわかる。このことから、ビジター間の異質性を考慮したモデルにおいても、各説明変数が訪問間隔に与えている影響およびその解釈は“平均的には”比例ハザードモデルのものと同一であると言える。一方、 $\beta_i$  の標準偏差に着目してみると、いくつかの説明変数において正負どちらかの符号を

表 4.5: ビジター間異質性を考慮したモデル（提案モデル）の推定結果

共変量	平均	標準偏差
切片	-1.6629	0.9484
前回 PV 数	0.0068	0.0842
前回購入数	-0.0641	0.2785
前回訪問間隔	-0.0106	0.0873
トレンド	-0.0040	0.0764
対数周辺尤度	-171,883	
DIC	340,861	

もつビジターが混在していること、そして”平均的”とは大きく異なる訪問行動を取るビジターが何人か存在することが分布のばらつきから示唆される。このことから、モデル推定の際にビジター間の異質性を考慮することにより、個人間の効果が混合／相殺されてしまうことを防ぎ、その結果より各ビジターの訪問行動をより良く説明できているモデルになっていると言える。

表 4.6: ベースモデルと経時効果非考慮モデルの推定結果

ベースモデル				経時効果非考慮モデル		
共変量	平均	標準偏差	共変量	平均	標準偏差	
切片	-2.1512	0.8359	切片	-2.2200	0.8597	
対数周辺尤度	-176,094		前回 PV 数	0.0084	0.0747	
DIC	348,014		前回購入数	-0.0830	0.2934	
			対数周辺尤度	-175,386		
			DIC	350,939		

さらに、共変量がモデルの適合度の向上に貢献しているのかどうかを確認するため、定数項のみのモデル（ベースモデル）と「一時的効果」にあたる前回 PV 数と前回購入数の二共変量のみを投入したモデル（経時効果非考慮モデル）の二モデルを、提案モデルと同様の推定方法を用いて推定した。表 4.6 はその推定結果である。

表 4.6 における二つのモデルの対数周辺尤度を比較すると、経時効果非考慮モデルの対数周辺尤度に改善が見られることから、共変量の投入がモデル適合の改善に有効であることが示唆される。さらに経時効果非考慮モデルの対数周辺尤度と表 4.5 における提案モデルのものを比較すると、提案モデルの対数周辺尤度にさらなる改善が見られる。対数周辺尤

度だけでなく、モデル推定の複雑さをペナルティ項として考慮した情報量規準である DIC から同様の結果が得られた。これらのことから、ビジターの訪問頻度をよりよく説明するために「経時効果」にあたる共変量をモデルに組み込むことが有用であることを示唆している。

#### 4.5.3 モデルの検証

表 4.7 が各モデルから算出された予測精度（訪問有無の正答率）の比較である。表側が検証データ期間における実際の訪問有無、表頭がモデルから予測された訪問有無であり、マトリクスの対角線上のセルに含まれるビジターの割合が各モデルの正答率となる。正答率は提案モデル＝経時効果非考慮モデル > ベースモデル > ナイーブモデルの順で正答率が減少している。一方で、One-to-One マーケティング上重要になる正答率は、「訪問」と予測された訪問者数を分母、実際の訪問者数を分子にとった率である。この正答率については、経時効果非考慮モデル > 提案モデルとなっており、必ずしも提案モデルが優れているとは言えない。

これらの結果から以下の内容が示唆される。ベースモデルと経時効果非考慮モデルおよび提案モデルの比較から、共変量の投入はモデルの適合度を上げるだけでなく、精度の高い予測を行う上でも重要であることがわかる。しかしながら、経時効果非考慮モデルと提案モデルの比較では、経時効果をモデル内で考慮することが最善であるとは言い難い結果が今回の検証用データでは示されている。推定期間における対数周辺尤度や DIC の改善度合いから考えるに、この検証結果は今回分析に用いたショッピングサイトの特性または検証期間の特性によるものである可能性があり、他のショッピングサイトまたは検証期間においては提案モデルが最善となる可能性もある。よって、経時効果をモデル内で考慮することが精度の高い訪問予測を行う上で重要な要素になっている可能性があることが示唆される。

次節では、本研究の提案モデルから、どのような実務に役立つ知見が得られるかを見ていきたい。

表 4.7: 各モデルによる訪問有無の正答率の比較

ナイーブモデル		予測		
		非訪問	訪問	計
実データ	非訪問	557 (40.2)	163 (11.8)	720 (51.9)
	訪問	289 (20.9)	377 (27.2)	666 (48.1)
	計	846 (61.0)	540 (39.0)	1,386 (100.0)

ベースモデル		予測		
		非訪問	訪問	計
実データ	非訪問	545 (39.3)	175 (12.6)	720 (51.9)
	訪問	276 (19.9)	390 (28.1)	666 (48.1)
	計	821 (59.2)	565 (40.8)	1,386 (100.0)

経時効果非考慮モデル		予測		
		非訪問	訪問	計
実データ	非訪問	617 (44.5)	103 (7.4)	720 (51.9)
	訪問	331 (23.9)	335 (24.2)	666 (48.1)
	計	948 (68.4)	438 (31.6)	1,386 (100.0)

提案モデル		予測		
		非訪問	訪問	計
実データ	非訪問	572 (41.3)	148 (10.7)	720 (51.9)
	訪問	286 (20.6)	380 (27.4)	666 (48.1)
	計	858 (61.9)	528 (38.1)	1,386 (100.0)

## 4.6 マネジリアル・インプリケーション

本研究の出発点となった課題は、ウェブサイトのPV数とその広告価値を決定する状況下において、いかにPV数を管理することで広告価値を管理できるか、というものであった。そこで本研究では、まずPV数を「訪問頻度」と「訪問あたりのPV数」に要因分解し、各ビジターの訪問頻度を管理するためのモデルを作成した。

今ここで、分析データの提供元であるショッピングサイトの状況を見てみると、図4.1および表4.1から、このショッピングサイトへの訪問頻度が徐々に低下していることが読み取れる。この状況においては、ウェブサイトにおけるPV数そして広告価値の低下を防ぐため、ビジターの訪問頻度を管理するための対策を練る必要があると考えられる。そこで本節では、今後もショッピングサイト訪問を頻繁に行ってくれる（ようになる）、すなわち今後ショッピングサイトの広告価値の維持・向上に貢献してくれる可能性のあるビジターを分析結果から探し出す方法を考え、その“Valuable”なビジターたちをOne-to-Oneで管理可能にするための第一歩としたい。

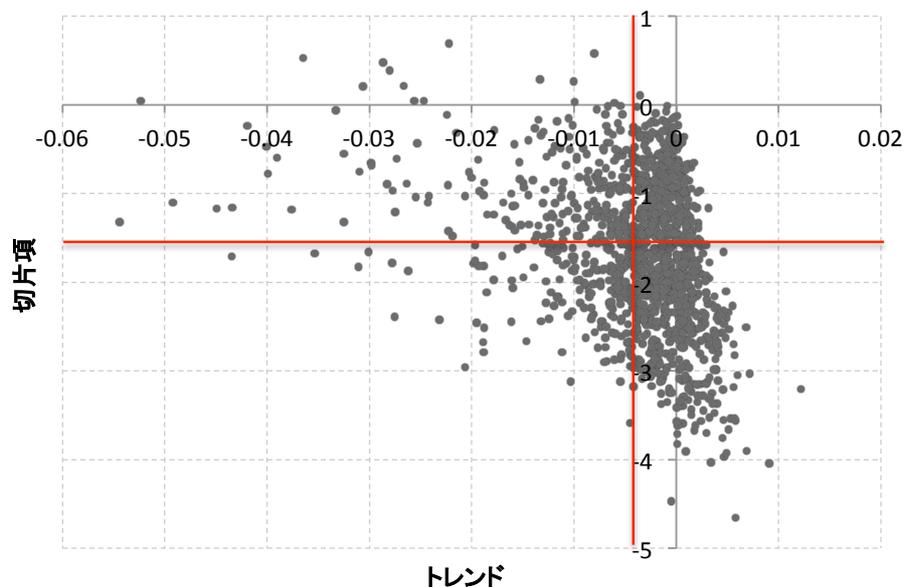


図 4.2: 切片項とトレンドのパラメータ推定値の散布図

そこで、ショッピングサイトの今後の広告価値を向上させるという観点から、現時点でこのショッピングサイトが囲い込むべき“Valuable”なビジターの発掘を試みた。図4.2は異質性を考慮したモデルから推定された各ビジターの切片項を縦軸、トレンドのパラメータ推定値を横軸にプロットしたものである。切片項は各ビジターが本来どの程度このショッピングサイトを訪問する傾向があるか、そしてトレンドは今後そのビジターのショッピングサイト訪問頻度がどのように変化していくかを示す指標に相当する。このプロット図を表4.5で示されている切片項およびトレンドの標本平均を使用して四つの象限に分解した。図4.2の右上（第一象限）にプロットされるビジターは、元来訪問頻度も高くよりその傾

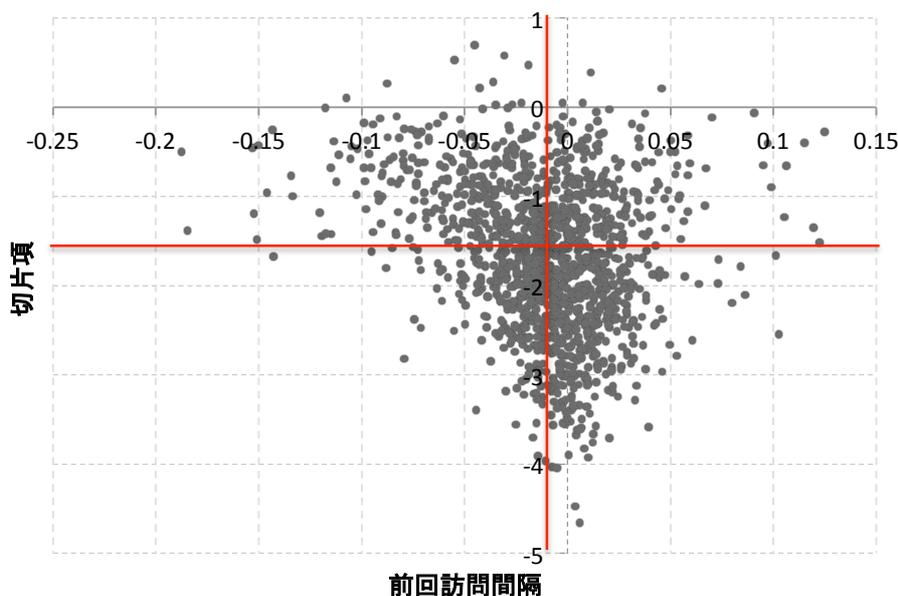


図 4.3: 切片項と前回訪問間隔のパラメータ推定値の散布図

向が高まっているビジターである。よって現時点では最も ” Valuable ” なビジターと見なすことができる。同様にプロット図左上（第二象限）のビジターは訪問頻度は高いが徐々に訪問しなくなりつつあるビジター、プロット図右下（第四象限）のビジターは訪問頻度は低いですが訪問傾向が高まってきているビジターであり、これらのビジターの訪問を維持・活性化するマーケティング施策を実行することにより、より多くの PV を獲得できるのではないだろうか。最後に、プロット図左下（第三象限）の元来訪問頻度が低くその上徐々に訪問頻度が低くなっているビジターは、現時点では ” Valuable ” とは言い難いビジターであり、ショッピングサイト利用を促進するような活性化施策の検討や、現時点でこれらのビジター向けに実施されているプロモーションの再検討が必要と考えられる。

次に、各ビジターの切片項を縦軸、前回訪問間隔のパラメータ推定値を横軸にプロットした図 4.3 から、このショッピングサイトの広告価値を維持していくうえで重要なビジターの抽出を試みる。改めて前回訪問間隔の推定値の意味を考えてみると、正の推定値はある程度訪問間隔が開くとハザード率が上昇し、ショッピングサイト訪問が発生する可能性が高くなることを意味する一方で、負の推定値は訪問間隔が開いてしまうとハザード率が減少し、訪問の可能性が低くなることを意味する。よって、前回訪問間隔は定期的または規則性を持って訪問してくれているビジターかどうか、ということを示す指標であると考えることができる。切片項とトレンドのパラメータ推定値のプロット図と同様に、表 4.5 で示される各推定値の標本平均でプロット図を四つの象限に分解し、各象限にプロットされるビジターの特性を考察する。プロット図右側（第一象限および第四象限）にプロットされるビジターは、定期的または規則的にショッピングサイトを訪問してくれるため、PV 数を安定的に獲得するための優良ビジターと考えられる。その中でもプロット図右上（第一象限）に属するビジターは元来訪問頻度も高いため、このグループに所属するビジター

の数を維持あるいは増加していくことが最も重要だと考えられる。

#### 4.7 結論と今後の課題

本研究では、PV数の管理のためにビジターのウェブサイト訪問間隔をモデル化することに取り組み、ウェブサイト訪問間隔に影響を与える四つの要因を発見した。さらにビジター間の異質性をモデルに組み込むことで、四つの要因に関するビジターの特性を個別に把握した。そしてこの結果をもとに、現時点においてウェブサイトにも今後も頻りに訪問してくれる、ひいてはPV数やその結果としての広告価値を増加させられるであろう”Valuable”なビジターや、刺激を与えることにより将来”Valuable”になる可能性のあるビジターを抽出し、ビジターの訪問間隔管理の重要性を示唆した。

このビジターのウェブサイト訪問管理の重要性は、eコマースサイトの広告媒体としての側面のみ限定されるものではない。eコマースサイトはウェブ上の小売サービスでもあり、ビジターの訪問間隔を管理することは、小売サービスの主体としてよりの確かなサービス・マーケティングを展開する上で考慮すべき重要な課題である。本研究で提案したモデルをこの課題へ適用することにより、小売サービス面においても有用な示唆が得られる可能性がある。

今後の研究の方向性として、次の三点が考えられる。本研究では  $j$  回目の訪問と  $(j+1)$  回目の訪問間隔  $y_{ij} = t_{i(j+1)} - t_{ij}$  が指数分布に従うと仮定してモデルを構築したが、これはビジターの訪問が”memoryless”に発生していると仮定しているモデルである。しかし実際には、ビジターの訪問行動には前回訪問間隔やトレンドといった要因が影響を与えている可能性があることが本研究で示唆された。そこで Jain and Vilcassim(1999) のように訪問間隔  $y_{ij}$  が従う分布を探索し、経過時間やそれまでの行動が各ビジターの次の行動に及ぼす影響をよりうまく説明できるようにモデルの仮定を緩めていくことが、より良いモデル構築の第一歩であると考えられる。

また、分布の仮定を変更するだけでなく、パラメータ  $\lambda_{ij}$  に  $j$  回目の訪問と  $(j+1)$  回目の訪問の間の季節性要因を組み込むために、Gupta (1991) で採用されているような integral hazard rate を用いることも候補として考えられる。分析対象となったショッピングサイトのようにピークシーズンが年に複数回存在するような商品を販売するショッピングサイトの場合、ビジターの訪問行動はその季節性に影響を受けて訪問頻度が増減する可能性がある。このような要因をモデルに組み込むことで、より多彩な訪問行動をモデルで記述することが可能になると考えられる。

そして、ビジターの属性やどのようなページを閲覧しているかといったECサイト上での行動情報と訪問間隔に影響を与える要因間の中に何らかの関係性がないかを探索し、その関係性をモデルに組み込むことが考えられる。このことによって、企業がビジターをよりイメージしやすくなる知見を提供するモデルが構築可能と考えている。

## 第5章 購入量モデル

本章<sup>††</sup>では、顧客の売上を構成する三つの要素のうち、二つ目の要素である顧客の購入量に着目する。第4章で提案した訪問間隔モデルから得られる期間  $T$  における顧客  $i$  の訪問回数予測値  $\hat{J}_i$  に、顧客  $i$  の訪問一回あたりの購入量の予測値を掛け合わせることで、期間  $T$  における顧客  $i$  の売上を予測することができる。

第1章で定義したように、本章で焦点を当てる顧客  $i$  の購入量とは、顧客  $i$  の日常的または計画的な購入量を意味する。訪問回数と同様に、この顧客  $i$  の購入量も常に一定であるとは限らない。値引きなどの価格プロモーションや店頭プロモーション、買い物時点の家庭内在庫量などによって、どの程度商品を購入するかという顧客の意思決定は影響を受ける。そして、これらの要因が顧客の意思決定に与える影響は顧客ごとに異なることが多い。さらに、買い物時点における顧客の心身の状態や、店舗内の内装やBGMなど顧客の心身の状態に影響を与える外部要因の存在などによって、プロモーションの内容が従来のものと同じであったとしても、買い物時点が異なれば顧客の購入量に関する意思決定は変化する可能性がある。

そこで本章では、あるクーポン共同購入サイトにおけるユーザの購入量（本章の研究ではクーポン購入種類数）に関する意思決定プロセスのモデル化を行う。消費者行動の異質性とダイナミクスをモデル構造の中に組み込むことで、ユーザの心理状況の変化とそれに伴うクーポン購入種類数の意思決定プロセスの変化を把握できる分析モデルを提案する。この分析モデルを応用することにより、クーポンを購入してもらうためにどのタイミングでどのユーザにアプローチすることが効率的であるかをECサイトは把握することができ、次の期間における顧客  $i$  の売上をより良く予測することができる。

### 5.1 はじめに

近年、多くの消費者行動研究では、消費者の異質性を考慮することが主流となっている。例えば、ある商品の広告、価格、店頭プロモーションなどのマーケティング施策に対して、各消費者は異なる反応度を持ち、各々の反応度に基づき購買に関する意思決定がなされる、といった消費者の異質性を考慮した購買行動モデルには枚挙に遑がない。そしてこれらの購買行動モデルから、マーケティング施策に対する消費者の反応の違いを企業側が認識し、One-to-One マーケティングに生かすことで、企業はマーケティングに関する予算配分の最適化や売上の最大化を試みることができる。

一方で、ある商品のマーケティング施策に対して、同一の消費者が異なる購買機会に異なる反応を示すといったような、消費者個人内における購買行動の時間的異質性も存在す

---

<sup>††</sup>本章は山口 (forthcoming) を加筆・修正したものである。

るのではないのだろうか。例えば、各購買機会において接する商品やマーケティング施策が同一のものだったとしても、消費者の気分の違いや目的意識の有無といった心理的な要素がこれらの印象を違ったものにするすることで、この消費者の購買行動が異なってくる可能性がある。

実際に、消費者の心理状態がその購買行動に及ぼす影響については、いくつかの先行研究が存在する。例えば Milliman (1982) では、スーパーマーケットでの店舗内実験を通じて、店舗内で使用されるバックグラウンドミュージック（以下BGM）が消費者の店舗内行動および売上にどのような影響を与えるかについて分析を行い、BGMが消費者の店舗内移動速度に影響を与え、その結果消費者の購入量が増減することにより店舗レベルでの売上が変化することを示した。さらに、BGMは消費者の行動に直接的に影響を及ぼすのではなく、消費者の潜在意識やモチベーションなどの心理面に影響を及ぼし、それが消費者の店舗内購買行動につながっている可能性を示唆しており、この可能性は Morrison et al. (2011) などを実証されている。また Sherman and Smith (1987) では、消費者の気分、店舗イメージや店舗属性、そしてそれらの相互作用が購買行動に及ぼす影響を分析し、消費者の気分が店舗内で購入される商品数、支払金額、そして店舗内で過ごす時間の長さに影響を与えることを明らかにした。そして Murray et al. (2008) では、気温、湿度、降雨降雪、そして日射量といった天候条件が購買行動に影響を与えること、そしてこの関係性は消費者の気分といった心理状態が仲介する形で成り立っていることを示した。

これらの先行研究で得られた心理状態と購買行動の関係性は、ある時点で観測された消費者の比較に基づいて明らかになったものである。しかし同一の消費者であっても、時系列データを観察していけば、先行研究が示すような心理状態と購買行動の関係性、すなわち心理状態を媒介とする消費者の購買行動の時間的異質性をモデル化できるのではないかと考え、これを本研究の出発点とした。

そしてこの購買行動の時間的異質性を把握できるようになることで、従来の消費者の異質性を考慮した分析モデルに基づいた消費者単位のマーケティング予算の配分最適化や売上の最大化問題に、「タイミング」という新しい単位を加えることができる。よって、企業は消費者×タイミングというよりきめ細かい単位でこれらの問題に取り組むことができるようになる。

本稿の構成は次の通りである。心理状態を媒介とする消費者の購買行動の時間的異質性を考慮したモデルを構築するために参照した先行研究を5.2節にて整理した。5.3節では本研究で提案するモデルのフレームワークを説明し、5.4節で提案モデルを適用するデータについて説明する。5.5節では提案モデルの分析結果を、5.6節では前節の結果から導かれるマネジリアル・インプリケーションを紹介する。最後に本研究で未解決な問題を挙げ、将来における課題を整理する。

## 5.2 先行研究

### 5.2.1 先行研究の整理

心理状態を媒介とする消費者の購買行動の時間的異質性をモデル化するため、何らかの“状態”を行動の背後に組み込んだ以下の先行研究を参照した。

Montgomery et al. (2004) では、オンラインストアでのクリックストリームデータを用いて、オンラインストア上でのページ遷移と購買行動の関係性をモデル化している。Moe (2003) ではウェブサイトの閲覧行動からユーザのウェブサイト訪問目的を四つのパターンに類型化しているが、Montgomery et al. (2004) でもこのようなユーザが持つウェブサイト訪問の目的を購買行動の背後に存在する潜在的な“状態”と仮定し、その“状態”によって購買行動が影響されると考えている。一方、これらの目的がセッション開始から終了まで一貫して同じである場合だけでなく、あるセッションにおけるページ遷移の過程で目的が変化または明確化し、その結果として購買行動に結びつく場合もモデルで考慮している。この行動の背後にユーザの行動目的を仮定すること、そしてその変化を取り込むことで、従来の購買行動モデルよりも説明力の高いモデルを提案している。

ある大学の卒業生らによる母校への寄付行動を研究対象とした Netzer et al. (2008) では、寄付行動の背後に存在する“状態”として個々の卒業生らと他の同窓生、同窓会組織および母校との関係性を仮定し、この関係性の強弱に応じて母校への寄付活動が変化するというモデルを提案している。さらに、この卒業生と同窓会組織との関係性は静的なものではなく、同窓会への参加や母校での奉仕活動などを通じて関係性の強弱が変化することを示している。また、消費者の周期購買に焦点を当てた Park and Gupta (2011) では、ヨーグルトなどの生鮮食品カテゴリーにおける周期購買行動を、消費者のバラエティーシーキング傾向に基づく生鮮食品カテゴリーとその代替カテゴリーの交互消費行動であると仮定し、この周期購買のモデル化を行っている。そして、この周期購買行動の背後に存在するバラエティーシーキング傾向を示す“状態”変数として生鮮食品カテゴリーへの購入意向を組み込み、この購入意向の高低によって消費者の購買行動が変化することを示した。

### 5.2.2 本研究の位置付け

以上の先行研究の特徴をまとめたものが表 5.1 である。これらの先行研究に共通するのは、主たる分析目的である行動の背後に離散かつ有限個の潜在状態変数を仮定し、ある時点で所属する潜在状態に基づいて行動が変化することを許容するモデルを適用していることである。潜在状態を有限個の離散変数で表現するという仮定については議論の余地があるかもしれない。しかし、消費者の心理など観測できない“状態”の理解のしやすさという実務的観点からこの仮定は有用である。よって、本研究でも行動の背後に離散の潜在状態を仮定し、購買行動の時間的異質性のモデル化を行う。一方、先行研究において主たる分析目的とされた行動の多くが、ある商品／ブランドを購入するか否か、寄付をするか否かといった選択行動であった。Milliman (1982) などで示された結果のように、これら消費者の選択に関する意思決定以外にも、人の気分や意向によって影響されるような消費行動の意思決定プロセスがあるのではないかと考えた。そこで本研究では、消費者の購入量に関する意思決定を主たる分析目的である行動として設定し、その意思決定プロセスのモデル化を行う。

表 5.1: 先行研究の整理と本研究との比較

先行研究	潜在変数数	マルコフ性	分析行動	主分析モデル	主分析モデル 共変量	異質性	遷移確率行列 共変量	異質性
Montgomery et al. (2004)	検証	0次 vs. 1次	選択	多項プロビット	あり	考慮	なし	考慮
Netzer et al. (2008)	検証	1次 (所与)	選択	二項ロジット	あり	非考慮	あり	考慮 <sup>1</sup>
Park and Gupta (2011)	所与	1次 (所与)	選択	多項ロジット	あり	考慮	あり	非考慮
本研究 (提案モデル)	検証	0次 vs. 1次	数量	ポワソン回帰	あり	非考慮	あり	考慮 <sup>1</sup>

<sup>1</sup> 定数項のみ

## 5.3 モデル

### 5.3.1 提案モデル

消費者  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) の  $t$  回目の購買機会 ( $t = 1, \dots, T_i$ ) における購入量モデルを以下のように設定する。消費者  $i$  が  $t$  回目の購買機会において、商品を  $y_{it}$  購入するとする。このとき消費者  $i$  は、 $NS$  個の潜在状態（心理状態）のうちいずれかの状態にある ( $C(t) = s, s = 1, \dots, NS$ ) 上で意思決定をしていると仮定する。この消費者  $i$  による購入量  $y_{it}$  は、パラメータ  $\lambda_s$  のポワソン分布  $f_s(y_{it}|\lambda_s)$  に従うと仮定する。

$$f_s(y_{it}|\lambda_s) = \frac{\lambda_s^{y_{it}}}{y_{it}!} \exp(-\lambda_s) \quad (5.1)$$

今、この式 (5.1) を対角要素に持つ  $NS \times NS$  の対角行列を  $\tilde{\mathbf{p}}_i$  と表す。次に、消費者  $i$  の心理状態の変化についてモデル化を試みる。消費者  $i$  の心理状態は購買機会ごとに変化する可能性があるとして仮定する。このとき、 $t-1$  回目から  $t$  回目の購買機会の間にかかる心理状態の変化は、消費者  $i$  がもつ遷移確率行列  $\mathbf{\Gamma}_{i:t-1 \rightarrow t}$  に従って発生すると仮定する。

$$\mathbf{\Gamma}_{i:t-1 \rightarrow t} = \begin{pmatrix} \gamma_{i11} & \gamma_{i12} & \cdots & \gamma_{i1NS} \\ \gamma_{i21} & \gamma_{i22} & \cdots & \gamma_{i2NS} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{iNS,1} & \gamma_{iNS,2} & \cdots & \gamma_{iNS,NS} \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

ここで、 $\sum_{j=1}^{NS} \gamma_{ijs} = 1$  である。 $t$  回目の購買機会における心理状態は、 $t-1$  回目の購買機会における心理状態によって決定されるため、消費者  $i$  の心理状態の変化は一次のマルコフ過程に従っている。なお、ここまで述べた仮定に従うモデルを基本モデルと呼ぶことにする。そして基本モデルを使って潜在変数である心理状態の数を決定する。

その後、決定された心理状態の数を所与として基本モデルの拡張を試みる。一つ目の拡張は、購入量モデルへの共変量の組み込み（ポワソン回帰モデルへの拡張）である。この拡張により、 $t$  回目の購買機会において消費者の商品の購入量に関する意思決定に影響を与える要素を把握することが可能になる。またこれらの要素を心理状態間で比較することにより、潜在的な要因である心理状態の特色を把握することが可能となる。具体的には、購入量  $y_{it}$  が従うポワソン分布  $f_s(y_{it}|\lambda_s)$  のパラメータ  $\lambda_s$  に次式のように共変量を組み込むことで、消費者  $i$  の購買機会  $t$  におけるパラメータ  $\lambda_{its}$  を導出する。

$$\lambda_{its} = \exp \left( \beta_{0s} + \sum_{k=1}^{NK} x_{itk} \beta_{ks} \right) \quad (5.3)$$

二つ目の拡張は、遷移確率行列内の遷移確率要素への共変量の導入である。この拡張により、購入機会  $t$  における、または、購入機会  $t$  に至るまでの消費者  $i$  の行動や消費者  $i$  の接した情報が、彼らの心理状態の変化とどのように関連があるのかを把握することが可能になる。

最後の拡張は、心理状態の変化のしやすさについて、消費者の異質性を考慮することである。各消費者が購入機会  $t$  において、または、購入機会  $t$  に至るまでに同じ行動を取ったり同じ情報に接したりしても、その心理状態の変化は消費者によって異なるのが自然である。Heckman (1981) や Keane (1997) で指摘されるように、消費者の異質性と状態の時間的依存が共に存在する状況下においては、どちらかの要素を無視することでもう一つの要素にバイアスがかかってしまう恐れがある。一方で、Netzer et al. (2011) で言及されているように、異質性を複雑に組み込むことでモデルの儉約さが失われるばかりか、得られた結果の解釈が難しく実務への適用が難しくなる恐れがある。そこで本研究では、前述の遷移確率要素へ共変量を組み込む際に考慮される定数項を変量効果項として推定することで、各消費者の心理状態の変化のしやすさの違いをモデル内で考慮する。遷移確率要素に共変量および定数項を組み込む際、その定数項はある心理状態から別の心理状態への変化の閾値と見なすことができる。よって、このモデルでは心理状態の変化の閾値に関する消費者の異質性を考慮している。なお、これら遷移確率行列の拡張に関する詳細な設定およびその数式については Appendix 1 を参照されたい。これら三種類の拡張を基本モデルに施したモデルを、本研究では提案モデルと呼ぶこととする。図 5.1 は、基本モデルおよび提案モデルにて表現しようとしている、心理状態の変化から購入量  $y_{it}$  の意思決定に至るまでの消費者  $i$  の意思決定プロセスを図式化したものである。

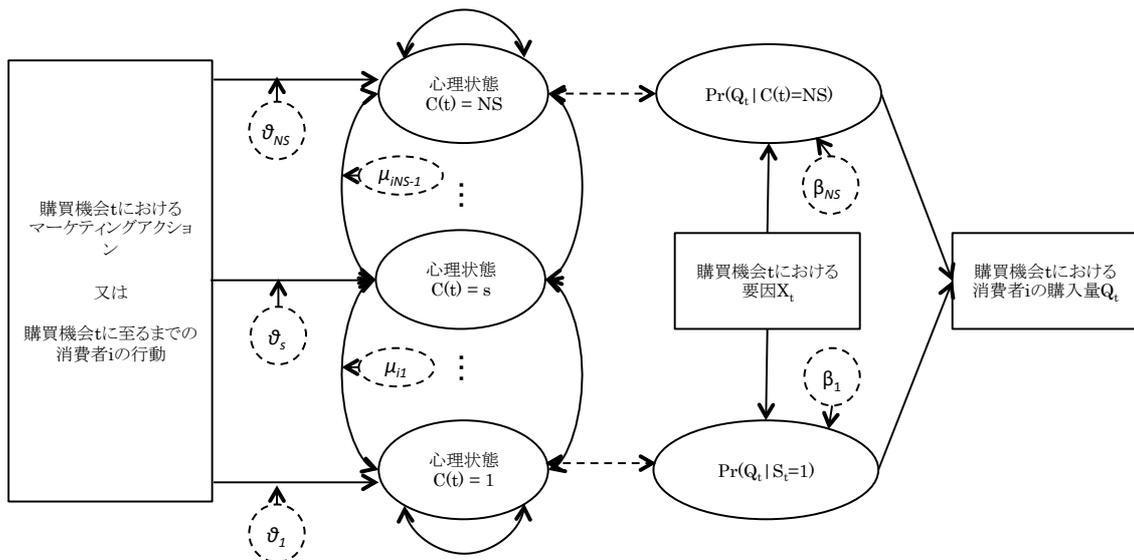


図 5.1: 本研究における消費者の意思決定プロセス

### 5.3.2 比較モデル

基本モデルおよび提案モデルを用いた実証研究を通じて、消費者の心理状態の変化による意思決定の時間的異質性を購入量モデルに組み込む意義を検討することが、本研究の目

的である。そこで以下のような比較モデルを推定し、基本モデルおよび提案モデルとの比較検証を行う。

基本モデルでは、消費者の背後には意思決定に影響を与える複数の心理状態が存在し、その心理状態の間には時間的依存が存在することを仮定している。この仮定を検証するための比較モデルとして、ポワソン混合分布モデルを推定する。ポワソン混合分布モデルは、基本モデルであるポワソン隠れマルコフモデルと同様に、観測データの背後に複数の潜在状態変数を仮定する。よって、この比較モデルにおいても複数の潜在状態を仮定するモデルの当てはまりが良ければ、基本モデルの結果と合わせて、消費者の背後に存在する複数の心理状態に関する仮説が裏付けられる。一方で、ポワソン混合分布モデルの場合、購買機会  $t$  にどの潜在状態に属するかはその所属確率の大小によってランダムに決められる。つまり、潜在状態の所属に時間的依存は仮定しない。よって、同じ潜在状態数のポワソン混合分布モデルとポワソン隠れマルコフモデルを比較することにより、心理状態の変化に時間的依存が存在するかどうかという時間的異質性の質を検証することができる。

次に、基本モデルと提案モデルの精度の比較を通じて、共変量をモデルに組み込むことによるモデルの改善度を検証する。基本モデル以外にも、ポワソン回帰にのみ共変量を組み込んだモデル（比較モデル1）、遷移確率行列に共変量および消費者の異質性を組み込んだモデル（比較モデル2）の二つのモデルを推定し比較対象とする。比較モデル1は購入量に関する意思決定の精緻化に、比較モデル2は心理状態の変化をより詳細に捉えることにそれぞれ着目したモデルである。これらのモデルを提案モデルと比較することで、どちらの構造を精緻にすることが消費者の行動をより良く説明することにつながるのかを検証できる。

### 5.3.3 推定方法

消費者  $i$  の購買機会  $T_i$  に至るまでの購入量に関する同時分布は、次のように表すことができる。

$$\begin{aligned} & \Pr(Y_{i1} = y_{i1}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i}) \\ &= \sum_{s_1=1}^{NS} \sum_{s_2=1}^{NS} \cdots \sum_{s_{T_i}=1}^{NS} \left[ \Pr(S_{i1} = s_1) \prod_{\tau=2}^{T_i} \Pr(S_{i\tau} = s_\tau | S_{i\tau-1} = s_{i\tau-1}) \prod_{\tau=1}^{T_i} \Pr(Y_{i\tau} = y_{i\tau} | S_{i\tau} = s_{i\tau}) \right] \end{aligned} \quad (5.4)$$

式 (5.1) および式 (5.2) を用いると、式 (5.4) を次のように書き直すことができる。

$$\Pr(Y_{i1} = y_{i1}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i}) = \sum_{s_1=1}^{NS} \sum_{s_2=1}^{NS} \cdots \sum_{s_{T_i}=1}^{NS} \left[ \delta_{is_1} \prod_{\tau=2}^{T_i} \gamma_{is_{\tau-1}s_\tau} \prod_{\tau=1}^{T_i} \frac{\lambda_{s_\tau}^{y_{i\tau}}}{y_{i\tau}} \exp(-\lambda_{s_\tau}) \right] \quad (5.4a)$$

よって、式 (5.4a) から、推定に用いる消費者  $i$  の尤度関数は、行列表現を用いると以下のようなになる。

$$L_{iT_i} = \delta_i \tilde{\mathbf{p}}_{i1} \Gamma_{i:1 \rightarrow 2} \tilde{\mathbf{p}}_{i2} \Gamma_{i:2 \rightarrow 3} \cdots \tilde{\mathbf{p}}_{iT_i-1} \Gamma_{i:T_i-1 \rightarrow T_i} \tilde{\mathbf{p}}_{iT_i} \mathbf{1}' \quad (5.5)$$

$\delta_i$  は消費者  $i$  の  $1 \times NS$  の初期状態ベクトルであり、 $\mathbf{1}'$  は  $NS \times 1$  の要素 1 のベクトルである。数値の下位桁あふれを防ぐため、式 (5.5) を用いた消費者  $i$  の対数尤度の計算には MacDonald and Zucchini (2009) で提案されている計算方法を用いる。全体の対数尤度は消費者  $i$  の対数尤度を足し上げて求める。

今回、基本モデル、提案モデル、および各比較モデルのパラメータ推定は、全てマルコフ連鎖モンテカルロ (McMC) 法を用いて行う。McMC 法で隠れマルコフモデルおよび混合分布モデルを推定する際に注意しなければならない問題の一つは、潜在状態の識別性 (label switching) の問題である。尤度  $L_{iT_i}$  の値はその成分である  $f_s(y_{it}|\lambda_s)$  の順序に依存しないため、通常の事前分布を用いて推定しようとする場合、事後分布が  $NS!$  個のモードを持つ多峰分布になる。 $NS$  の値が大きくなるにつれて、シミュレーションで探索される領域が特定のモードに限られてしまったり、複数のモード間を行き来する不安定な状態になったりすることが知られている。この問題を回避するため、何らかの制約をパラメータに課す方法が取られることが多く、本研究では式 (5.1) のパラメータ  $\lambda_s$  および式 (5.3) のポワソン回帰の定数項である  $\tilde{\beta}_{0s}$  に制約を課すことで、label switching 問題の回避を試みた。詳細なパラメータ推定ステップおよび label switching 問題回避のための制約については、Appendix 2 および 3 を参照されたい。

## 5.4 本研究に適用するデータ

本研究では、前節で提案したモデルを、経営科学系研究部会連合協議会主催の平成 24 年度データ解析コンペティションにて提供いただいたある E コマースサイト (以下 EC サイト) のアクセスログデータおよび購買履歴データに適用する。この EC サイトはフラッシュマーケティングを利用したクーポン共同購入サービスを提供している。よって、この EC サイトを利用するユーザが購入するものはクーポンであり、ユーザが意思決定するクーポンの購入種類数<sup>1</sup>を分析の目的変数に設定した。当該 EC サイトでは様々なジャンルのクーポンを提供しているが、今回はその中から「グルメ」を分析対象として選択した。また、今回の分析データにおける購買機会の単位はセッションとする。よって、目的変数  $y_{it}$  はユーザ  $i$  の  $t$  回目のセッションにおけるグルメの購入クーポン種類数となる。

<sup>1</sup>他の購入量変数の候補として、単純なクーポン購入枚数が考えられる。当該 EC サイトで提供しているクーポンは、一枚のクーポンで購入できる商品量またはサービスを利用できる人数が制限されているものも多く、そのクーポンを利用しようとする機会 (例: 家族と食事、友人と旅行) によって購入が必要な枚数が変化する。このとき、購入機会においてユーザが接した情報に基づいて購入するクーポン枚数が決められるというより、購入後にクーポンを利用したいと考える機会や状況によって購入枚数が決められる部分が多い。しかし今回提供いただいたデータには利用機会に関する情報が含まれておらず、利用機会の違いによる影響を排除できないと考えたため、複数の同一クーポン購入を 1 とカウントするクーポン購入種類を目的変数として設定した。

#### 5.4.1 サンプリング条件

分析データの期間は2011年7月1日から2012年6月30日までの一年間である。このうち2011年7月から2012年5月までの11か月分のデータをパラメータ推定用として、残り1か月のデータをモデル検証用として使用する。

今回の分析データにおいて、グルメのクーポンページを一度でも閲覧したことのあるユーザー数はおよそ12,500名である。分析の精度を保つため、これらのユーザーに以下のスクリーニングを施した。最初のスクリーニング条件は、パラメータ推定用およびモデル検証用のどちらのデータ期間においてもグルメのクーポンページを閲覧しているユーザーである。また、今回ユーザー別に遷移確率行列を計算するため、パラメータ推定期間において50回以上グルメのクーポンページを閲覧しているユーザーを分析対象にした。最後に、パラメータ推定期間において少なくとも一度はグルメのクーポンを購入したことのあるユーザーを分析対象とする条件を追加した。このスクリーニング条件をクリアしたユーザーから、さらに500名のユーザーをランダムに抽出し、分析に使用した。

#### 5.4.2 モデルに投入する共変量

表5.2は本研究で使用する全共変量の基本統計量である。表5.2に列挙されている変数のうち、提案モデルのポワソン回帰部分には、購入量に影響を与えるという観点から $t$ 回目のセッションで閲覧したグルメの「クーポン種類数」を投入した。目的変数 $y_{it}$ は購入クーポン種類数であることから、当該セッションで閲覧するクーポンの種類数が多ければ多いほど魅力的なクーポンに出会える確率も高まるため、ユーザー $i$ の購入種類数決定に影響を与える変数だと考えられる。

前述のとおり、このECサイトではフラッシュマーケティングを実施しているため、クーポンが購入できる時間は限られており、このことがクーポン購入行為自体に“お得な商品購入／サービス利用をするための期限付きプロモーション利用”とほぼ同等の効果を与えていると考えられる。この期限付きプロモーションが消費者心理に与える影響については、Inman and McAlister (1994)などで研究がされており、Inman and McAlister (1994)ではクーポンの償還行為のパターンに着目し、クーポンは配布直後に最も多く償還されるという従来の説に加え、利用期限が近づくほどクーポンの償還率が高まるという消費者の行動をモデル化した。この利用期限直前におけるクーポン償還率上昇は、消費者が利用機会を逸することによる後悔の回避行為に基づくものとしており、本研究においても、時間制限後にクーポンを購入できないかもしれないという後悔の予感がユーザーの心理状態の変化に影響を与える可能性がある。そこでInman and McAlister (1994)で提案されたモデルを参考に、 $t$ 回目のセッション内で閲覧したクーポンの平均残り販売日数( $MRD_{it}$ )を計算し、その逆数の二乗を遷移確率行列に組み込んだ。この変数 $1/(MRD_{it}^2)$ を「平均残存販売日数」と呼ぶことにする。

平均残存販売日数以外にも、次の二変数を共変量として遷移確率行列に組み込んだ。最初の変数は「クーポンサーフィン率」である。これは $t$ 回目のセッションにおいて閲覧したクーポン種類数をのべ閲覧クーポン種類数で除した数値である。Moe (2003)では、オンラインショッパーのページ閲覧行動を指標化し、ECサイト訪問目的の分類を試みている。

表 5.2: 共変量に関する基本統計量

	平均	標準偏差	最小値	最大値
クーポン種類数	1.57	1.15	1.00	19.00
平均残存販売日数	0.11	0.16	0.01	1.00
クーポンサーフィン率	0.89	0.21	0.04	1.00
総購入クーポン種類数	18.91	11.79	1.00	66.00

その指標の一つが閲覧した商品ページの多様性指標であり、この指標の数値が高い場合にはウェブサイト訪問の目的が本来 EC サイトを訪問する目的である商品購入とは異なる動機によるものである可能性が高いことを示している。本研究におけるクーポンサーフィン率も、あるセッションにおいて多種多様なクーポンを閲覧すると変数の値が 1 に近づくため、閲覧商品の多様性を測る指標の特性を満たしていると考えられる。この指標は Moe (2003) の EC サイト訪問の目的分類においても特徴的な役割を果たしているため、本研究で扱う心理状態の変化と関連性があるのではないかと考えられる。

そしてもう一つの共変量は「総購入クーポン種類数」である。この変数は、当該 EC サイトにおいてパラメータ推定期間に購入されたクーポン種類数であり、ジャンルはグルメに限らず全てのジャンルを集計対象としている。ユーザの心理状態の変化に影響を与えるユーザ特性の一つとして、EC サイトへの信頼感や利便性、好感度といったポジティブな感情があるのではないかと考えた。つまり当該 EC サイトにポジティブな感情を持っているユーザとそうでないユーザでは、心理状態の変化のしやすさも異なる可能性がある。そして、このようなポジティブな感情は、EC サイトでのクーポン購入および利用経験の蓄積を通じて醸成されていくものと考えられる。残念ながら分析側からはこのポジティブな感情の存在やその強弱は観測できないが、どれだけこの EC サイトでクーポンを購入したことがあるかというデータは観測できるため、この総購入クーポン種類数をユーザが持つポジティブな感情の代理変数と見なしモデルへ投入した。

## 5.5 分析結果

### 5.5.1 基本モデル

表 5.3 および表 5.4 は、ポワソン混合分布モデル、そして本研究の基本モデルであるポワソン隠れマルコフモデルの推定結果<sup>2</sup>をそれぞれ示している。潜在状態数が 1 個の隠れマルコフモデルと混合分布モデルは同一モデルであるため、混合分布モデルでは潜在状態数が 1 個から 3 個のモデルを、基本モデルでは潜在状態数が 2 個および 3 個のモデルを推定した。

<sup>2</sup>25,000 回の burn-in 期間の後、50,000 回のシミュレーションを実行した。10 回のシミュレーションごとに 1 回サンプリングを行い、計 5,000 サンプルのデータを用いて推定した。各パラメータの収束判定には Geweke (1992) の方法を用いた。

表 5.3: ポワソン混合分布モデルの適合度

# Segment	平均: ( $\lambda$ )	セグメント サイズ (%)	-2*対数周辺尤度	DIC	Log BF	対数尤度 (Holdout)
1	0.073	100.0	26,038.99	26,039.99	—	-1,245.69

# Segment	平均: ( $\lambda$ )	セグメント サイズ (%)	-2*対数周辺尤度	DIC	Log BF	対数尤度 (Holdout)
2	0.065	96.0	26,017.21	26,022.30	10.89	-1,239.13
	0.471	4.0				

# Segment	平均: ( $\lambda$ )	セグメント サイズ (%)	-2*対数周辺尤度	DIC	Log BF	対数尤度 (Holdout)
3	0.061	37.2	26,018.11	26,024.08	-0.45	-1,250.93
	0.062	53.7				
	0.448	9.1				

表 5.4: ポワソン隠れマルコフモデル（基本モデル）の適合度

# Segment	平均: ( $\lambda$ )	セグメント サイズ (%)	-2*対数周辺尤度	DIC	Log BF	対数尤度 (Holdout)
1	0.073	100.0	26,038.99	26,039.99	—	-1,245.69

# Segment	平均: ( $\lambda$ )	セグメント サイズ (%)	-2*対数周辺尤度	DIC	Log BF	対数尤度 (Holdout)
2	0.011	55.3	24,884.14	25,005.59	577.43	-1,188.38
	0.150	44.7				

# Segment	平均: ( $\lambda$ )	セグメント サイズ (%)	-2*対数周辺尤度	DIC	Log BF	対数尤度 (Holdout)
3	0.012	33.9	24,912.40	25,020.25	-14.13	-1,182.38
	0.016	33.8				
	0.198	32.3				

まず表 5.3 のポワソン混合分布モデルの推定結果を見てみる。表 5.3 は 1 個から 3 個の潜在状態数を設定したモデルのパラメータ推定値 ( $\lambda_s$ )、潜在状態のサイズ、そして各モデルの適合度 (周辺尤度, DIC, Bayesian Factor) および検証期間におけるモデルの対数尤度を示している。モデルの適合度指標を比較すると、潜在状態数が 2 個のモデルが最も良い当てはまりを示していることが分かる。このことから、ユーザの意思決定の背後には 2 つの潜在状態、すなわち心理状態が存在すると言える。同様の結論が、表 5.4 の異なる潜在状態数を持つポワソン隠れマルコフモデルの結果からも読み取れる。

そして、潜在状態数が 2 個のポワソン混合分布モデルと隠れマルコフモデルのモデル適合度を比較すると、隠れマルコフモデルのモデル適合度の方が優れていることがわかる。検証期間におけるモデルの対数尤度の値からも同じ結論が導かれる。このことから、ユーザの心理状態の変化はランダムに発生するものではなく、その変化には (一次の) 時間的依存が存在すると結論づけられる。以上二つの結果から、ユーザ行動の背後にある複数の心理状態の存在とその心理状態に基づくユーザ行動の時間的異質性に関する仮説が実証され、さらに心理状態の変化には時間的依存が存在することが示された。

## 5.5.2 提案モデル

表 5.5: 基本モデル, 提案モデルおよび 2 つの比較モデルの適合度

	基本モデル	比較モデル 1	比較モデル 2	提案モデル
-2*対数周辺尤度	24,884.14	24,506.22	14,867.96	14,698.04
DIC	25,005.59	24,620.98	15,029.31	14,849.30
対数尤度 (Holdout)	-1,188.38	-1,163.79	-785.65	-781.44

表 5.5 は、提案モデルおよびその比較モデルの適合度に関する各種統計量を示したものである<sup>2</sup>。基本モデル, 比較モデル 1 (ポワソン回帰にのみ共変量を投入), 比較モデル 2 (遷移確率行列にのみ共変量を投入および消費者の異質性考慮), および提案モデルの適合度を比較すると、提案モデルが分析用データ, 検証用データともに最も良い当てはまりを示している。さらに比較モデル 1 と比較モデル 2 を比較してみると、比較モデル 2 の適合度改善度合いが大きい。よって、基本モデルから提案モデルへの拡張によるモデル適合度の向上は、遷移確率行列部分の拡張によるものが大きく、本研究では心理状態間の変化をより精緻にモデル内でとらえることが重要であったことが示唆される。

以下では、提案モデルの結果を詳細に見ていく。推定されたパラメータの事後平均を表 5.6 に示した。ポワソン回帰部分の推定結果を見てみると、心理状態 1 のベースとなる購入種類数期待値は 0.0 種類, 心理状態 2 においては 0.5 種類と推定されており、何ら刺激がない状況下においてユーザのクーポン購入種類数期待値が高くなるのは、ユーザの心理が状態 2 である場合とわかる。さらにクーポン種類数の係数を見てみると、どちらの心理状態

表 5.6: 提案モデルのパラメータ推定値

		心理状態 1	心理状態 2
ポワソン回帰	切片	-6.462 ( 0.149 )*	-0.729 ( 0.022 )*
	クーポン種類数	0.397 ( 0.046 )*	0.163 ( 0.014 )*
遷移確率行列	平均残存販売日数	-0.352 ( 0.078 )*	-0.123 ( 0.133 )
	クーポンサーフィン率	4.411 ( 0.201 )*	3.828 ( 0.354 )*
	総購入クーポン種類数	-0.985 ( 0.162 )*	-0.617 ( 0.169 )*
	閾値 (固定効果)	5.772 ( 0.257 )*	3.692 ( 0.353 )*
	変量効果	6.746 ( 0.970 )*	1.144 ( 0.816 )*

\* 95%信用区間に 0 を含まない  
( ): 事後標準偏差

においても正の係数が推定されているため、様々な種類のクーポンをブラウジングすることによって購入種類数期待値が上がっていくことがモデルから示されている。

次に遷移確率行列に関する推定結果を見てみよう。遷移確率行列の拡張設定から、共変量の係数が正と推定されている場合には、その共変量がユーザの心理を心理状態 1 に近づける効果を持つとみることができる。同様に、共変量の係数が負の場合には、ユーザ心理は共変量の影響によって状態 2 に近づいてゆく。これを踏まえると、平均残存販売日数のパラメータは負と推定されており、あるセッションで閲覧しているクーポンのうち残存日数が少ないものが含まれると、ユーザの心理が状態 2 に遷移する確率が高くなると考えられる。同様に、総購入クーポン種類数が多いユーザであればあるほど、ユーザ心理は状態 2 に遷移する確率が高くなる。これらの結果は、クーポンが購入できなくなることによる後悔の回避や、多くのクーポン購入・利用経験に基づく EC サイトへの何らかのポジティブの評価が、ベースとなるクーポン購入種類数期待値の高い状態にユーザの心理を遷移させる影響を持つことを示唆するため、妥当な結果であると考えられる。一方、クーポンサーフィン率はパラメータが正と推定されているため、クーポンサーフィン率が高いセッションでは、ユーザの心理は状態 1 である確率が高いと考えられる。前述のように、クーポンサーフィン率が高いセッションはクーポン購入とは異なった目的での EC サイト訪問である可能性が高いと考えられるので、ユーザの心理状態が状態 1 に留まるという示唆は納得がいく。

以上のポワソン回帰および遷移確率行列に投入した共変量から得られた知見から、ユーザのクーポン購入種類数の意思決定の背後に存在する心理状態は「購入意欲」、そして心理状態の違いは「購入意欲」の強弱ではないかと考える。心理状態 2 におけるベースのクーポン購入種類数期待値は心理状態 1 の値よりも大きいため、心理状態によりクーポン購入種類数期待値に差があることがわかる。一方、どちらの心理状態においてもベースのクーポン購入種類数期待値は 1 種類を下回っており、心理状態の違いを明確な購入意向の有無

とみなすのは少々厳しい。ただし、どちらの心理状態においても、閲覧するクーポン種類数が増えることで期待購入種類数が上がっていくことから、心理状態1は「購入意欲」が低く、心理状態2は「購入意欲」が高い状態を示していると考えられる。

また、表5.5の閾値のユーザ間のばらつきから、「購入意欲：低」状態に留まるか否かの閾値のばらつきは、「購入意欲：高」状態から「購入意欲：低」状態に変化する閾値のばらつきよりも大きいことがわかる。「購入意欲：低」状態に留まるか否かの閾値のばらつきは、実際にクーポン購入したい気持ちになりやすいかどうかは人によって大きな差があることを示しており、心理状態の変化にユーザ間の異質性を考慮することの重要性を示している。また、「購入意欲：高」状態から「購入意欲：低」状態に変化する閾値のばらつきの小ささから、いわゆる「気持ちが冷める」のには個人差が大きくはないことが示唆される。クーポンの入れ替わりや販売期間制限のため、常に欲しい商品が手に入るわけではないというECサイトの特性を鑑みるに、この示唆は直感的に理に適っていると言える。

## 5.6 マネジリアル・インプリケーション

購入量に関する意思決定の背後に「購買意欲」という心理状態が存在し、その高低によってユーザの購入量に関する意思決定が変化することを明らかにした。本節では、この意思決定モデルの枠組みや得られた知見をもとに、当該ECサイトにどのようなマネジリアル・インプリケーションをもたらすことができるかを検討する。

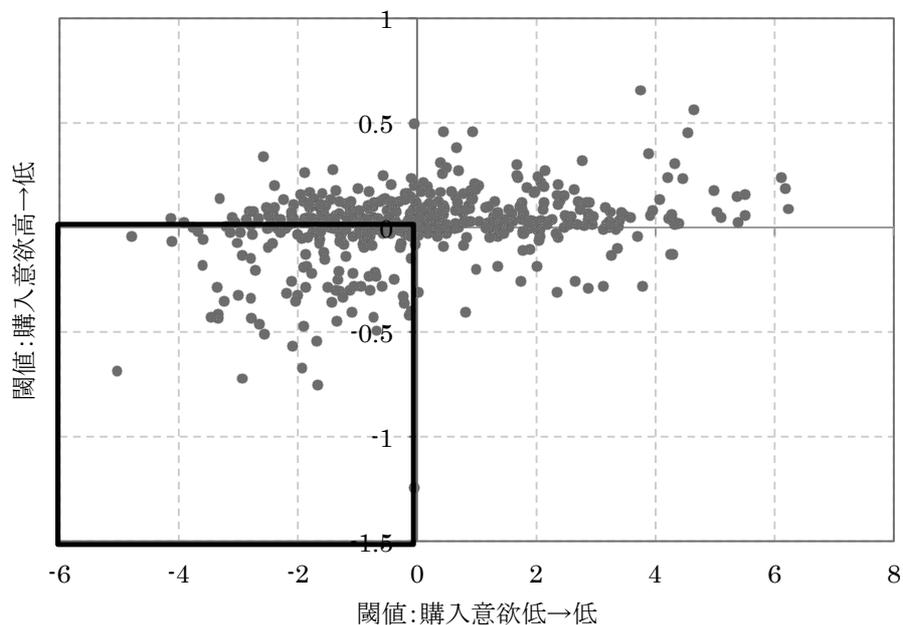


図 5.2: 心理状態間遷移のユーザ別閾値のプロット

本研究で分析対象としたECサイトでは、クーポンを販売することで得られる手数料収入が主な収益源であり、販売クーポン数の増加が収益の増加につながる。よって、購買意

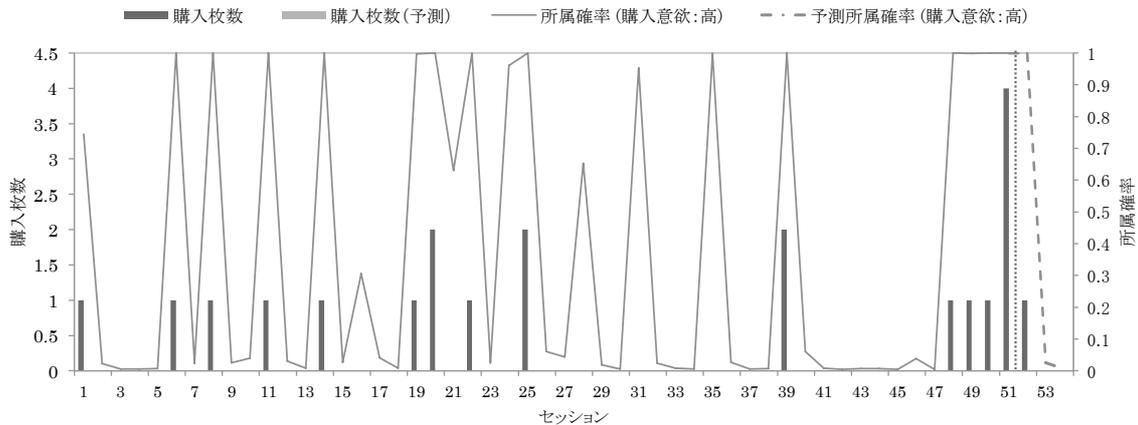


図 5.3: あるユーザのクーポン購入種類数および心理状態の時系列プロット

欲が高い状態になりやすいユーザを抽出することができれば、販売クーポン数を増加させるためのアクションの効率化が可能になると考える。そこで本研究での提案モデルとその分析結果を用いて、心理状態変化の閾値の個人推定値から購買意欲が変化しやすいユーザの抽出を試みる。図 5.2 は、提案モデルで推定されたユーザの購入意欲が低い状態に留まり続けるか否かの閾値を横軸に、購買意欲が高い状態から低い状態へと変化する閾値を縦軸に取り、各ユーザの推定値をプロットした散布図である。相対的にクーポンを購入しやすいユーザは、購入意欲が高い状態へ変化しやすく、高い状態から低い状態へは変化しにくいユーザである。よって、どちらの閾値も共に負で推定されたユーザ（図 5.2 太枠内に含まれる）が、より購入意欲が高くなりやすいユーザであると推測されるため、これらのユーザに対するアプローチを増やすことで企業側のアクションの効率化をはかることができると考えられる。

さらに、これら抽出した有望なユーザに対して購入意欲を変化させるようなアクションをとった場合、実際にそのユーザが何種類クーポンを購入してくれそうか予測することで、将来の利益とユーザへのアクションの妥当性を評価することができる。図 5.3 は本研究で推定したモデルを用いて計算・推定した、推定用データ期間（図内縦破線左側）におけるユーザの「購入意欲：高」状態確率と実購入種類数、そして検証用データ期間における心理状態確率と予想購入種類数である。推定用データ期間を過去、検証用データ期間を未来として見なすと、図 5.3 縦破線右側部分が示しているのは、過去におけるユーザの行動や心理状態の変化から予測される将来の心理状態および予測購入種類数の推測値である。今回の分析では扱っていないが、EC サイト側がコントロール可能な購入量意思決定プロセスに影響を与えるマーケティング施策がモデル内に含まれる場合、その施策をどのタイミングで実施するのが良いのかを予測されるユーザの心理状態をもとに判断し、施策実施のタイミングを最適化できる可能性がある。また図 5.3 のようなアウトプットから、このユーザがどれくらいの頻度で高い購入意欲をもつ状態になったのかを把握することができるため、上述の個別の状態遷移閾値をもとに行うユーザの判別にこれを合わせて用いることも可能である。

## 5.7 結論と今後の課題

本研究では、消費者の心理状態の時間的異質性を組み込んだ購入量に関する意思決定モデルを提案し、実際のビジネスデータに応用した。その結果、二段階の「購入意欲」なる消費者の心理状態、その心理状態の時間的異質性および時間的依存を組み込んだ提案モデルの当てはまりが、他の比較モデルよりも優れていることが示された。さらに、収益を上げるといふ実務目的に対し、本研究の提案モデルの活用法およびマネジリアル・インプリケーションを紹介した。データの制約上本研究では不可能であったが、Sherman and Smith (1987) や Madhavaram and Laverie (2004) で言及されているような、ユーザの心理状態に影響を与える EC サイトの環境要因やマーケティング施策をモデルに組み込むことによって、企業がコントロール可能な要因で心理状態の遷移をより多く説明できれば、実務に役立つより多くの知見が得られるのではないかと考える。

また、本研究には以下のような限界が存在する。第一に、本研究で分析対象とした購買機会の単位はセッションであった。Montgomery et al. (2004) でも指摘されているように、セッション単位での分析では、セッション内のユーザの行動に関する情報が圧縮されてしまう。よって、セッション中に生じるユーザの心理状態の変化を考慮できていない。第二に、心理状態の時間的変化に主眼を置き、心理状態の解釈が容易である儉約的なモデルを作成するために、消費者の異質性の考慮については最小限に留めた。実務への適用可能性とのバランスを考えながら、消費者の異質性もモデル内で詳細に考慮することで、より精緻なモデルを構築できると考える。最後に、購入量に関する意思決定やその背後に存在する心理状態との関係性についての一般的な議論を展開するためには、本研究において提案したモデルを他のチャネルや商品カテゴリーのデータに適用し、クロスチャネル（例：オフライン対オンライン）やクロスカテゴリーで比較検証することが望ましい。さらに、消費者行動研究の分野で蓄積された学習や態度変容など消費者の心理的变化に関する知見を前提として心理状態のモデル化を進めることで、より多くの学術的知見が得られると考えられる。これら本研究における限界を将来の課題とし、より企業の意思決定に役立つモデルの構築を目指したい。

## Appendix

### Appendix 1: 共変量を組み込んだ遷移確率行列

本研究の提案モデルは、基本モデルおよびその比較モデルから得られた結論をもとに、潜在状態数が2であることを所与として基本モデルを拡張したものである。今、式 (5.2) において  $\sum_{(j=1)}^2 \gamma_{isj} = 1$  という制約が存在する。よって、ユーザ  $i$  の  $t$  回目のセッションにおける遷移確率行列  $\Gamma_{i:t-1 \rightarrow t}$  の  $s$  行の確率要素  $\gamma_{its1}$  および  $\gamma_{its2}$  を、二項ロジットモデルで

表現することにする。すなわち、

$$\begin{aligned}\mathbf{\Gamma}_{i:t-1 \rightarrow t} &= \begin{pmatrix} \gamma_{it11} & \gamma_{it12} \\ \gamma_{it21} & \gamma_{it22} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{\exp(U_{it1})}{1 + \exp(U_{it1})} & 1 - \frac{\exp(U_{it1})}{1 + \exp(U_{it1})} \\ \frac{\exp(U_{it2})}{1 + \exp(U_{it2})} & 1 - \frac{\exp(U_{it2})}{1 + \exp(U_{it2})} \end{pmatrix}\end{aligned}\quad (\text{A5.1})$$

$$U_{its} = \mu_{is} + \theta_{s1}(1/MRD_{it}^2) + \theta_{s2}CSR_{it} + \theta_{s3}TPC_i \quad (\text{A5.2})$$

である。ここで  $1/(MRD_{it}^2)$  は平均残存販売日数、 $CSR_{it}$  はクーポンサーフィン率、 $TPC_i$  は観測期間を通じての総クーポン購入種類数を意味する。

式 (A5.2) における定数項  $\mu_{is}$  は、潜在状態間の遷移の閾値であり、すなわち心理状態の変化の閾値と見ることができ。心理状態変化のしやすさはユーザによって異なるのが自然である。そこで、この異質性を反映させるため、定数項  $\mu_{is}$  を random effect term として推定する。よって、式 (A5.2) は次のように書き換えられる。

$$U_{its} = \theta_{s0} + \xi_{is} + \theta_{s1}(1/MRD_{it}^2) + \theta_{s2}CSR_{it} + \theta_{s3}TPC_i \quad (\text{A5.2a})$$

$$\xi_{is} \sim N(0, \sigma_{\xi_s}^2) \quad (\text{A5.3})$$

## Appendix 2: Label switching 問題回避のためのパラメータ制約

### 基本モデル

各潜在状態におけるポワソン分布のパラメータが  $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_{NS}$  となることで潜在状態間の識別性を保てるよう、Scott (2002) p.343 にて提案されている方法を用いてパラメータに制約を課した。

### 提案モデル

Netzer et al. (2008) を参考に、各潜在状態の定数項が  $\tilde{\beta}_{01} \leq \tilde{\beta}_{02} \leq \dots \leq \tilde{\beta}_{0,NS}$  となることで潜在状態間の識別性を保てるよう、標準化した共変量  $x_{it}$  を用いてパラメータ推定を行った後、定数項に以下の変数変換を施した。

$$\tilde{\beta}_{0s} = \beta_{01} + \sum_{s'}^s \beta_{0s'}, \quad s = 2, \dots, NS \quad (\text{A5.4})$$

### Appendix 3: パラメータの推定方法

$\Psi = \{\beta_{01}, \dots, \beta_{0,NS}, \beta_{01}, \dots, \beta_{0,NS}, \theta_1, \dots, \theta_{NS}\} | \mathbf{Y}, \mathbf{X}, \xi_i$  の推定

$\Psi$  の条件付き事後分布は

$$\begin{aligned} \Psi | \mathbf{Y}, \mathbf{X}, \xi_i &\propto N(\Psi_0, \mathbf{V}_{\Psi_0}) L(\mathbf{Y}) \\ &\propto |\mathbf{V}_{\Psi_0}|^{\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\Psi - \Psi_0)' \mathbf{V}_{\Psi_0}^{-1} (\Psi - \Psi_0) \right\} L(\mathbf{Y}) \end{aligned} \quad (\text{A5.5})$$

と定義される。ここで  $n\Psi = \dim(\Psi)$  とし、 $\Psi_0$  は  $n\Psi \times 1$  のゼロベクトル、 $\mathbf{V}_{\Psi_0} = 100I_{n\Psi}$  の diffuse な事前分布を設定した。 $L(\mathbf{Y})$  は式 (5.4) を用いて計算される尤度関数である。式 (A5.5) は解析的な解を持たないため、Metropolis-Heisting アルゴリズムを用いてパラメータを推定した。M-H アルゴリズムにおける、 $k+1$  回目のシミュレーションで生成されたパラメータの受容率は以下の通りである。

$$\Pr(\text{Acceptance}) = \min \left\{ \frac{\exp\{-\frac{1}{2}(\Psi^{k+1} - \Psi_0)' \mathbf{V}_{\Psi_0}^{-1}(\Psi^{k+1} - \Psi_0)\} L(\mathbf{Y} | \Psi^{k+1})}{\exp\{-\frac{1}{2}(\Psi^k - \Psi_0)' \mathbf{V}_{\Psi_0}^{-1}(\Psi^k - \Psi_0)\} L(\mathbf{Y} | \Psi^k)}, 1 \right\} \quad (\text{A5.6})$$

Label switching 問題回避のため、パラメータ推定後定数項  $\beta_{01}, \dots, \beta_{0,NS}$  について式 (A5.4) を用いて変数変換を行う。

$\xi_i | \mathbf{Y}_i, \mathbf{X}_i, \Psi, \Sigma_\xi$  の推定

$\xi_i$  の条件付き事後分布は

$$\begin{aligned} \xi_i | \mathbf{Y}, \mathbf{X}, \Psi, \Sigma_\xi &\propto N(0, \Sigma_\xi) L(\mathbf{Y}_i) \\ &\propto |\Sigma_\xi|^{\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \xi_i' \Sigma_\xi^{-1} \xi_i \right\} L(\mathbf{Y}_i) \end{aligned} \quad (\text{A5.7})$$

と定義される。 $L(\mathbf{Y}_i)$  は式 (5.4) で示される尤度関数であり、 $\Psi$  と同様に Metropolis-Heisting アルゴリズムを用いてパラメータを推定した。M-H アルゴリズムにおける、 $k+1$  回目のシミュレーションで生成されたパラメータの受容率は以下の通りである。

$$\Pr(\text{Acceptance}) = \min \left\{ \frac{\exp\{-\frac{1}{2}(\xi_i^{k+1})' \Sigma_\xi^{-1} \xi_i^{k+1}\} L(\mathbf{Y}_i | \xi_i^{k+1})}{\exp\{-\frac{1}{2}(\xi_i^k)' \Sigma_\xi^{-1} \xi_i^k\} L(\mathbf{Y}_i | \xi_i^k)}, 1 \right\} \quad (\text{A5.8})$$

$\Sigma_\xi | \xi_i$  の推定

$\Sigma_\xi$  は  $\sigma_{\xi_s}^2$  を対角成分にもつ  $NS \times NS$  の対角行列とする。このとき対角要素  $\sigma_{\xi_s}^2$  が従う事前分布を Inverse Gamma 分布とすると、以下の事後分布から Gibbs sampling で対角要

素  $\sigma_{\xi_s}^2$  を生成することができる。

$$\sigma_{\xi_s}^2 | \xi_{1,s}, \dots, \xi_{NS,s} \sim IG \left( \frac{1}{2}(\nu_0 + N), \frac{1}{2}(S_0 + \boldsymbol{\xi}'_s \boldsymbol{\xi}_s) \right) \quad (\text{A5.9})$$

なお、事前分布のパラメータはそれぞれ  $\nu_0 = 10^{-3}$ ,  $S_0 = 10^{-3}$  と設定した

### 初期状態 $\delta_i$ の定義

本研究では、遷移確率行列に時間によって変化する共変量を組み込んでいるため、遷移確率行列が homogeneous の性質を満たさず、マルコフ連鎖の定常分布の存在を常に仮定することができない。遷移確率行列が homogeneous の性質を満たす場合には、初期状態  $\delta_i$  は遷移確率行列の定常分布として定義されるが、この場合には別途初期状態を設定する必要がある。そこで本研究では、初期状態  $\delta_i$  を  $\delta_i = \delta_i \bar{\boldsymbol{\Gamma}}_i$  と定義し、シミュレーション内で更新する。 $\bar{\boldsymbol{\Gamma}}_i$  は、全ユーザおよび全時間的平均をとった共変量、そして上記プロセスで推定されたパラメータから計算されたユーザ  $i$  の遷移確率行列である。

## 第6章 $\Delta$ 購入モデル

本章では、顧客の売上を構成する三つの要素のうち、最後の要素である  $\Delta$  購入に着目する。 $\Delta$  購入（量）とは、衝動買い、ついで買い、「自分へのご褒美」と称されるような小さな贅沢や清水の舞台から飛び降りる覚悟が必要な高額な買い物など、顧客による非日常的、または、非計画的な購買行動（およびその購買行動による売上）を指す用語として第1章で定義したものである。また、前章における「購入意欲：低」状態での商品購入は衝動買いの一種と考えられるため、この  $\Delta$  購入に含まれる。

この  $\Delta$  購入を顧客に促すことにより、企業は顧客単価を高め、売上を改善することができる。よって、この  $\Delta$  購入は企業のみならず学術の世界でも古くから大きな関心が寄せられ、多くの実証研究が行われてきた。 $\Delta$  購入に関する研究は、その購買行動の性質に付随する発生頻度の低さや測定の難しさといった問題から、ほとんどの実証研究がある一時点の実験調査またはサーベイによって行われたものである。

本章の研究も、企業が  $\Delta$  購入を顧客に促す際に役立つ分析フレームを提供するものであり、 $\Delta$  購入に付随する問題に関する実証研究の一つである。一方、本研究では実際のショッピング行動データを用いて分析を行っている。実際のショッピング行動データを用いることにより、ある顧客について複数時点での行動観測が可能になる。そして、ある時点における一時的な行動や中長期的に変化する可能性のある習慣的行動など、複数の時間軸で変化する要因を分析の中に組み込むことができるようになる。従来の実証研究では  $\Delta$  購入に関する平均的な傾向しか把握できないが、本章の研究が提案する分析フレームを用いることで、企業はより適切なタイミングで適切な顧客に対して必要なアクションを起こすことができる。

### 6.1 はじめに

日本において電子商取引（以下 EC）が行われるようになって十数年が経過した。経済産業省が平成十年度から毎年行っている市場調査によると、日本におけるここ数年の国内外 EC 利用率はインターネット利用者のうち 90% 超と高い水準で推移している。また EC 市場規模も堅調に推移しており、日本の EC 市場は今や成熟期を迎えていると言えよう。

このような状況下、特に EC 利用率が高い業界において、e コマースサイト（以下 EC サイト）を運営する企業が EC 市場で利益を上げ続けるためには、新規顧客の獲得や既存顧客の囲い込みのみならず、顧客のロイヤル化を促し、顧客一人あたりの収益の向上を目指す必要がある。顧客一人あたりの収益を高める方法として、EC サイトでの購入商品数を増やしてもらう、またはより高額な商品を購入してもらう、といったアプローチが考えられる。前者の購買行動は非計画購買やついで買いなどを含む衝動買い、後者はいわゆる

清水の舞台から飛び降りたつもりの買い物が主な例である。特に衝動買い行動については、オンラインでのショッピングの際にも、オフラインの店舗と同程度、さらにはオフラインの店舗と比較して衝動買いがより起こりやすいという研究もあり (e.g., Donthu and Gracia, 1999; Madhavaram and Laverie, 2004; Huang and Kuo, 2012), EC サイトにとっては顧客単価を上げるための魅力的なアプローチであると考えられる。

一方で、これらの購買行動は認知的不協和を伴う可能性があり (Holloway, 1967), 一旦認知的不協和が生じてしまった場合、消費者は何とかこの状態を解消しようと努める (Festinger, 1957)。消費者が認知的不協和を解消する主な手段としては、自身の意思決定を強化してくれる情報を探索 (Rosenfeld et al., 1967) する、または、購入した商品を返品することを選択する (Powers and Jack, 2013) などがある。それでもこの状態が解消できない場合には、認知的不協和は最終的には商品購入に関する不満へとつながり (Montgomery and Barnes, 1993), 購入した商品やその商品を販売する店舗に関するネガティブな口コミを誘引し、消費者は以後の商品購入や店舗利用をやめてしまう (Hunt, 1991) 可能性もある。消費者が情報探索の結果自ら認知的不協和を解消できれば良いが、残念ながら商品が返品されてしまう、または、認知的不協和が消費者の不満に転化してしまう場合には、企業が顧客単価を上げるために行った努力も水泡に帰してしまう。このような状況を回避するためには、ショッピングの途中に顧客が納得して商品を購入できるような情報や、商品購入後に顧客が自らの判断が正しかったと考えられるような説得材料を EC サイトから積極的に提供することが考えられる。そして、このようなアクションを EC サイトがとるためには、顧客がどのような商品を購入し、どのようなショッピング行動をとると認知的不協和が生じてしまうのか、という傾向を把握しておく必要がある。

そこで本研究では、EC サイト上における顧客の実際の行動データを用いて、認知的不協和が発生した可能性のある購買行動を判別し、認知的不協和の発生と関連のある顧客のショッピング行動を数理モデルで探索することを試みる。そして、顧客に認知的不協和が発生してしまったことにより生ずる不利益を回避するために、EC サイトがどのようなアクションを顧客に対して起こし得るのかについて、分析結果をもとに考察を行う。

本稿の構成は以下の通りである。6.2 節において、認知的不協和理論とこの理論に関する既存の実証研究を整理し、本研究の新規性と貢献について述べる。6.3 節および 6.4 節において、本研究で用いる分析モデルおよびデータを説明し、分析結果を示す。6.5 節では前節の結果から得られるマネジリアル・インプリケーションに言及し、本研究の限界と将来の展望について最終節で述べる。

## 6.2 先行研究

### 6.2.1 先行研究の整理

認知的不協和とは、Festinger (1957) によって提唱された理論である。Festinger (1957) は、意思決定の場面において自身の中に矛盾する認知、感情、経験などを抱える状態に陥った場合、人は不快感を抱くと述べている。時としてその不快感は辛く耐え難いものであり、不快感が大きければ大きいほど人はその不快感を払拭する行動に駆り立てられる。この理論は社会心理学や消費者行動論の分野における数多くの実証研究で用いられてきた。特に

消費者行動においては、商品の購入やブランド選択など数多くの意思決定が発生する。意思決定をするということは、選ばない選択肢を決めることであり、消費者はその選ばなかった選択肢の持つ魅力を諦めるといった事態に耐える必要がある。よって、認知的不協和理論は消費者行動論の分野において関心を持たれる理論の一つである。

Cummings and Venkatesan (1976) は、消費者行動論への認知的不協和理論の応用可能性という観点から、先行の実証研究のサーベイ論文をまとめている。実証研究で用いられた手法についていくつかの批判や限界を取り上げながらも、”the evidence in favor of dissonance theory in the consumer behavior literature looks good” (p. 307) と総評している。当時の研究では、ラボなどで行われる実験で分析データを収集することが主流であり、Cummings and Venkatesan (1976) では実証研究において認知的不協和の発生に必要な三つの前提条件を示している。この前提条件とは、認知的不協和の発生を伴う意思決定が自発的になされたものであり (volition)、その意思決定は容易に取り消すことができず (irrevocable commitment to the decision)、かつその意思決定が被験者にとって重要 (important choice) なものである、かどうかというものである。

数多く存在する認知的不協和理論に関する実証研究は、主に二つ分野に分けられる。一つは認知的不協和の発生とその後の消費者行動との関係に関する研究、そしてもう一つは認知的不協和状態の先行要因と認知的不協和の程度の測定である。前者の研究には、認知的不協和と商品の満足／不満足度との関係 (e.g., Hunt, 1991; Souter and Sweeney, 2003; Keng and Liao, 2009)、口コミ探索など不協和状態の解消を目的とする情報探索行動 (e.g., Rosenfeld et al., 1967; Hennig-Thurau and Walsh, 2003)、そして認知的不協和とその後の消費者の態度変容に関するもの (e.g., Powers and Jack, 2013) などがある。

これらの研究は、商品購入後または商品使用時における消費者の行動に関するものである。よって、もしも消費者に認知的不協和が発生したかどうかはその時点で分かっていたとしても、売り手側がこの段階の消費者の行動に影響を及ぼすことは一般的に困難である (Keng and Liao, 2013)。そこで Oshikawa (1970) が ”to the businessman, the knowledge of the psychological factors which lead to the purchase decision is more important” と指摘するように、認知的不協和理論に関する実証研究として、認知的不協和を誘引する先行要因に関する研究も多く行われてきた。これらの要因には、選択の難しさ (e.g., Menasco and Hawkins, 1978)、意思決定の正しさに関する自信 (e.g., Bell, 1967; Keng and Liao, 2013) や不安 (e.g., Hunt, 1970; Keng and Liao, 2013) といった感情的な要因と、商品に関する知識や商品の必要性 (e.g., Sweeney et al., 2000) といった認知的な要因があることが知られている。そして、これら認知的不協和を誘引する要因によって認知的不協和の測定方法を考案する研究も行われてきた (e.g., Montgomery and Barnes, 1993; Sweeney et al., 2000)。最近では、Chen et al. (2010) が脳波によって計測される ERP を用いて、自身の認知や感情と一致しない選択をする時の葛藤の背後に潜む脳の活動を調査することで、認知的不協和理論の実証を試みている。

## 6.2.2 本研究の位置付け

本研究は、顧客単価を上げたいと考える売り手側が、顧客に衝動買いや清水の舞台から飛び降りるような購買行動を促した結果、売り手側に不利益が生じてしまうのを防ぐこと

はできないかという問題意識を出発点としている。これらの購買行動と関連がある認知的不協和理論の枠組みと、その先行研究から得られる知見をもとに、実際の顧客のショッピング行動データを用いて分析フレームを組み立てた。認知的不協和理論に関するほとんどの先行研究が、ある一時点に実施したサーベイデータまたはラボでの実験データを用いているが、本研究ではECサイト上における顧客の実際の行動データを用いる。これは新しいタイプのデータでの実証研究例となるだけでなく、Cummings and Venkatesan (1976) の条件を最も自然な形で満たした実証研究例ともなる点が本研究の新規性である。また、同じユーザの複数時点におけるショッピング行動を観測できるため、ユーザのECサイト上でのショッピング行動と商品購入に関する意思決定の関係性をユーザごとに推定することができる。これにより、Festinger (1957) はじめ先行研究が指摘する人や購買機会によって認知的不協和の程度が異なるという理論を分析フレームに組み込み、これを検証した点も従来の実証研究にはないものである。

さらに行動データでの分析を行うにあたり、消費者の認知や感情といった先行要因を消費者のショッピング行動や特性へと翻訳を行っている。このことにより、観察からではなかなか判断しづらい消費者の認知や感情要因が、より売り手側に判断しやすい指標となっている。よって、オンラインビジネスだけではなく、実店舗などのオフラインビジネスでも運用しやすい分析フレームであること、またこの分析フレームを用いることで、意思決定後の不利益が予見されそうな行動をとる顧客に対して予め認知的不協和の発生を抑える働きかけが行えることは、本研究の実務への貢献である。

## 6.3 分析

### 6.3.1 分析モデル

認知的不協和が発生してしまうことにより生ずる不利益を回避するためにECサイトが何らかのアクションを起こすためには、購買後の認知的不協和の発生とユーザのECサイト上でのショッピング行動や商品属性との関連性を明らかにする必要がある。そこで、購買後に認知的不協和が起こった（可能性の高い）購買か否かを被説明変数に、そしてECサイト上でのショッピング行動や商品属性を説明変数とするモデルを構築することを試みる。この場合、被説明変数が二値変数となるため、本研究では二項プロビットモデルを適用する。

ユーザ  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) の  $s$  回目 ( $s = 1, \dots, S_i$ ) のセッションにおける  $p$  個目の購買 ( $p = 1, \dots, P_{is}$ ) で認知的不協和が起こった（可能性の高い）購買か否かを  $y_{isp}$  とすると、 $y_{isp}$  は潜在変数  $z_{isp}$  とその関数  $f(z_{isp}) = I(z_{isp} > 0)$  を用いて

$$y_{isp} = I(z_{isp} > 0) \quad (6.1)$$

と表すことができる。ここで、 $I(c)$  はインディケータ関数であり、条件  $c$  が満たされるときは1、それ以外は0となる。そして、ユーザのECサイト上でのショッピング行動を  $\mathbf{x}_{isp}$ 、その係数を  $\beta$  とすると、潜在変数  $z_{isp}$  を

$$z_{isp} = \mathbf{x}'_{isp}\beta + \nu_{isp}, \quad \nu_{isp} \sim N(0, 1) \quad (6.2)$$

と表すことができる。今、 $\mathbf{x}_{isp}$  は定数項と  $K$  個の説明変数からなる  $(K + 1) \times 1$  ベクトル、 $\beta$  は  $(K + 1) \times 1$  パラメータベクトルである。

前節で言及した通り、認知的不協和は商品購入後に認知的および感情的側面で起こる認知の不一致や心理的な不安や不快といった要因で構成されている。よって、認知的不協和の程度は個人によって異なる上に、全ての購買で発生するものではない (e.g., Bell, 1967; Kaish, 1967; Oliver, 1997; Sweeney et al, 2000)。この場合、認知的不協和の発生とショッピング行動との間の関連度合もユーザごとに異なる可能性がある。そこで、ユーザのショッピング行動のパラメータである  $\beta$  をユーザごとに推定することで、この可能性を検証する。

さらに、認知的不協和の発生との間に直接の関連性は見みられないが、ユーザごとに推定されたパラメータ  $\beta_i$  の大小と関連があるとみられる、ユーザの EC サイト利用傾向やユーザ属性をモデルに組み込むことを考える (Rossi et al., 2005; Keng and Liao, 2013)。この関連付けにより、EC サイトでの商品購入経験が少ないユーザについても、EC サイト利用傾向やユーザ属性といった情報から認知的不協和の発生の傾向をつかむことができる。今、ユーザの EC サイト利用傾向やユーザ属性を  $\mathbf{d}_i$  と表すと、階層モデルは

$$\beta_i = \mathbf{Q}\mathbf{d}_i + \boldsymbol{\eta}_i, \quad \boldsymbol{\eta}_i \sim MNV(\mathbf{0}, \mathbf{V}_\beta) \quad (6.3)$$

と表される。ここで、 $\mathbf{d}_i$  は定数項および  $M$  個の変数からなる  $(M + 1) \times 1$  ベクトルであり、 $\mathbf{Q}$  は  $(K + 1) \times (M + 1)$  パラメータ行列である。

## モデルの推定と検証

本研究では、全てのユーザに同一のパラメータを仮定するモデルを「ベースモデル」、ユーザ別パラメータを仮定するモデルを「個別モデル」、さらにユーザ属性などを階層的に組み込んだモデルを「階層モデル」と呼ぶこととする。これら三つのモデルのパラメータは、マルコフ連鎖モンテカルロ法を用いて推定する。その後、対数周辺尤度、DIC、Bayes Factor などのモデル適合度指標を用いて、推定期間および検証期間におけるモデルの適合度比較を行う。

### 6.3.2 分析で取り扱うデータ

本研究では、経営科学系研究部会連合協議会主催の平成 25 年度データ解析コンペティションにて提供いただいた、あるアパレル EC サイトのアクセスログデータおよび購買履歴データを分析に使用する。このデータには、2011 年 9 月から 2013 年 4 月までの 20 か月間のアクセスログおよび購買履歴が含まれている。

前出の経済産業省の報告書によると、「衣類・アクセサリ」は「書籍・雑誌（電子書籍は除く）」とともに消費者の EC サイトでの購入経験率が高い商品カテゴリーである。また、この商品カテゴリーは衝動買いが起りやすい傾向があるという先行研究が存在する (e.g., Clover, 1950; Bellenger et al., 1978; Han et al., 1991; Park et al., 2012)。さらに、同じ商品サブカテゴリー（例えば T シャツ）に分類される商品でも、素材や色、ブランドなどの違いによって選択肢は非常に多く、価格にも幅が存在するため、時として商品の選択に

困難が伴い、その結果として認知的不協和が発生しやすい商品カテゴリーであると言える (e.g., Menasco and Hawkins, 1978)。これらの理由から、このアパレル EC サイトを取り巻く状況は、本研究で想定するビジネス環境および問題意識と合致しており、かつ Cummings and Venkatesan (1976) が提示する条件を満たしているため、分析対象として適当なデータである。

## スクリーニング

本研究で分析対象とするセッションは、ユーザが商品オーダー後にそのまま EC サイトを離れセッションが終了するパターン、またはユーザが商品オーダー後再び商品ページを閲覧するが、追加オーダーをせずに EC サイトを離れることでセッションが終了するパターンのどちらかに相当するセッションとした。なお、このどちらかのパターンに相当するセッションは、分析データに含まれる全セッション数の 95% 以上に相当するため、このスクリーニング後も分析データは EC サイトにおけるユーザのショッピング行動の代表性を保持しているといえる。

さらに、推定結果の精度を担保するため、分析対象とする EC サイトユーザのスクリーニングを行った。はじめに、分析期間において商品を購入したセッションが 10 回以上存在する会員年数が 10 年未満のアクティブユーザに絞り込んだ。この条件によって絞り込まれたユーザは、提供いただいたデータに含まれる全ユーザの上位 10% に相当する。次に、認知的不協和の発生や EC サイト上での行動が認知的不協和の発生との関連度合いをユーザ別に推定するため、認知的不協和が発生した可能性が高い購買とそうでない購買の両方の購買行動を経験しているユーザに限定した。本研究では、このスクリーニング条件をクリアした 255 サンプルを分析対象として使用した。表 6.1 は、この分析対象サンプルの属性の集計結果を示している。

表 6.1: 分析対象ユーザの属性の集計結果

性別		年齢		会員登録年数	
男性	112	20 代以下	55	2 年未満	71
女性	143	30 代	136	2 年以上 3 年未満	59
		40 代	53	3 年以上 4 年未満	46
		50 代以上	11	4 年以上 5 年未満	24
				5 年以上	55

また、各ユーザが商品を購入したセッションのうち、最初の 90% のセッションにおいて購買された商品およびショッピング行動を分析用データ、残りの 10% を検証用データとして使用する。

## 目的変数の設定

Sweeney et al (2000) は認知的不協和について、意思決定直後に認識されるものであり、購入した商品やサービスがもたらすであろう未知の結末への懸念であると言及している。よって、彼らの研究では、商品購入直後から実際に商品を手入または利用する前段階、いわゆる”Gamma”段階 (Oliver, 1997) の消費者を対象に行ったアンケート調査をもとに分析を行っている。同様に、他の認知的不協和の指標化を試みた論文でも、商品購入直後または消費者が”Gamma”段階にある時点での調査をもとに分析が行われている (e.g., Bell, 1967; Hunt, 1970; Menasco and Hawkins, 1978; Korgaonkar and Moschis, 1982; Montgomery and Barnes, 1993)。

そこで、本研究でも過去の研究と同様に、”Gamma”段階におけるユーザのECサイト上での行動データから、認知的不協和が発生した可能性が高い購買行動を判別することを考える。このECサイトでは、注文後最短当日中に発送手続きに入り、一旦発送手続きに入るとそれ以降に商品発送のキャンセルはできなくなる。そこで、本研究における認知的不協和の識別に用いる調査期間を「商品注文後から注文が発生したセッションが切れるまで」と設定した。そして、この調査期間において再度注文した商品のページを閲覧した場合、この商品の購入に関して認知的不協和が発生している可能性があると思なすこととした。認知的不協和が発生している場合、意思決定が行われた後に自身の意思決定を強化してくれる情報を探索する (e.g., Rosenfeld et al., 1967; Hennig-Thurau and Walsh, 2003) という先行研究をもとに、再度商品ページを訪れることは商品説明や写真などの情報に触れることによる意思決定の強化の一種であると考え、この判別基準を設定した。

表 6.2: 認知的不協和が発生した可能性の高い商品数

購買の種類	推定用 (%)	検証用 (%)
認知的不協和を伴わない	5,174 (78.8)	514 (78.7)
認知的不協和を伴う	1,391 (21.2)	139 (21.3)

この基準によって判別された認知的不協和が発生した可能性の高い商品数を分析期間、検証期間でまとめたものが表 6.2 である。先行研究が示す通り、全ての商品購入において明確な認知的不協和が発生するわけではないという特性を満たしていること、また分析用および検証用データにおける認知的不協和が発生している可能性のある商品数の割合に大きな偏りがないことなどから、今回用いた判別手法はある程度の妥当性があると考えられる。

## 説明変数

本研究では、ECサイト上でのユーザの行動を、商品購入意思決定に関するショッピング行動/商品属性と、商品購入に限定されない日頃のECサイト利用行動の二種類の行動に分けて考える。前者の行動は商品購入時に近い時間帯で起こる一時的なユーザ行動/商品属性であり、後者の行動は変化を伴うこともあるが基本的に習慣的なものであり、その変

化はゆっくり起こる。先行研究を参考に、前者の行動については認知的不協和の発生と直接関連があるであろう七つの変数を、後者の行動に関しては一種類のユーザ属性を含む五つの変数を使用する。表 6.3 は、これら説明変数の基本統計量を示している。

表 6.3: 説明変数の基本統計量

	最小値	25%	平均	75%	最大値
セール品	0.00	0.00	0.38	1.00	1.00
相対価格	1.89	48.69	103.10	131.75	940.95
トレンドカラー	0.00	0.00	0.02	0.00	1.00
取扱いブランド数	1.00	1.00	18.08	23.00	156.00
購入前商品閲覧時間	0.00	58.00	366.51	437.00	10,215.00
購入前商品閲覧セッション数	0.00	0.00	0.97	1.61	4.80
モバイル	0.00	0.00	0.33	1.00	1.00
EC サイト会員日数	41.00	681.50	1,211.27	1,699.50	3,337.00
セール期訪問率	0.00	0.42	0.48	0.54	0.94
新商品発売時期訪問率	0.14	0.44	0.48	0.52	0.95
カラーバリエーション率	0.12	0.28	0.37	0.45	0.69
EC サイト訪問間隔	1.01	1.81	4.61	5.38	33.78

#### 商品購入意思決定に関するショッピング行動／商品属性

多くの先行研究で認知的不協和の発生との関連が指摘されているのが商品購入に係るコストであり、このコストが高ければ高いほど認知的不協和が発生する確率や認知的不協和の度合は大きくなる。(e.g., Kaish, 1967; Oshikawa, 1970; Montgomery and Barnes, 1993; Sweeney et al., 2000)。購入を考えている商品の価格をユーザが高いと考えるか低いと考えるかは、商品検索の過程で閲覧した同じカテゴリー内の他の商品との比較、または過去の商品検索経験や購入経験によって形成される内的参照価格との比較に基づいて決められる。よって本研究では、購入された商品の価格とその商品が属するカテゴリーの平均価格との比率を取った変数を「相対価格」と名付け、商品購入に係るコストの一つ目の変数とする。さらに購入した商品が「セール品」であったかどうかという二値変数を商品購入に係るコストの二つ目の変数として分析に加えた。Hoch and Loewenstein (1991) では、セールプロモーションは消費者に商品購入を合理化する理由を与え、それが商品購入に関する自制心に影響を与えたと言及している。同様に、Beatty and Ferrell (1998) でもショッピングにおける予算制約と衝動買い発生の関係性を指摘している。このことから、購入したい商品が「セール品」であることは、ユーザの自制心に影響を与えかつその予算制約を緩和するため、その購買行動は衝動買いとなる可能性があり、結果認知的不協和の発生とも関連があると考えられる。

購入する商品を決断する際、比較する選択肢が多ければ多いほど商品購入後に認知的不協和が発生する傾向にある (Holloway, 1967; Montgomery and Barnes, 1991)。これは選択肢が多いことがより、自身が選んだ商品は本当に正しい選択であったのだろうかという疑念が生まれやすく、この疑念はユーザの心に不安を生み、その不安が認知的不協和を引き起こすため (Bell, 1967; Menasco and Hawkins, 1978) と考えられる。そこで本研究では、商品を購入した EC サイト上の店舗の「取扱いブランド数」をユーザが接し得る選択肢の数として分析に用いる。

Bell (1967) は、商品選択に関する消費者の自信 (Self-Confidence) が認知的不協和の発生と関連があると指摘している。Montgomery and Barnes (1991) では、Bell (1967) の指摘通り、商品選択に関する消費者の自信が高ければ高いほど認知的不協和のレベルが低く、この自信の高低は商品購入後の認知的不協和に関する重要な判断材料であると述べている。一方、自身の意思決定に自信のない消費者でも、セールスパークソンの説得など外部からの説得要因に感化されやすい場合には、認知的不協和のレベルが低いと Bell (1967) は述べている。EC サイトには自身の商品選択の正しさを確信させてくれるようなセールスパークソンは存在しないため、ユーザが自ら説得要因を探索する必要がある。予期される不協和が大きければ大きいほど、その不協和を回避するために購入前の商品比較や評価、いわゆる shopping activity に尽力する、と Kaish (1967) は指摘している。この shopping activity に費やした時間が、ユーザが持つ商品選択への自信の高低、ひいては購入後の認知的不協和と関連があるのではないかと考えた。よって、ある商品を注文したセッションにおいてどれだけの時間その商品ページを閲覧したかという「購入前商品閲覧時間」、そしてこの商品を注文するセッションに至るまでこの商品を見たセッションの回数の対数値を取った「購入前商品閲覧セッション数」をモデルに投入する。

さらに、本研究の分析対象がアパレル EC サイトであることを考慮し、「トレンドカラー」「モバイル」の二つの変数を用意した。Park et al. (2012) では、アパレル商品のカラーやサイズ、デザインといった Sensory Attribute が、アパレル EC サイトでの衝動買い行動と関連があることが示されている。そこで本研究では、この Sensory Attribute のうちカラーに着目し、購入した商品のカラーがその年の流行色であるかどうかという二値変数「トレンドカラー」を作成した。なお、流行色には毎年米パントーン社から発表される Color of the Year を使用し、購入した商品のカラーカテゴリーに Color of the Year が含まれる場合には 1、それ以外は 0 とした。この変数は衝動買い行動と関連があると期待されるため、認知的不協和の発生とも「セール品」と同様の関係を持つと考えられる。

Ozok and Wei (2010) では、デスクトップやノートパソコンなどのデバイスを用いたショッピング (e-commerce) とスマートフォンなどのモバイル端末を用いたショッピング (m-commerce) の比較を行い、e-commerce が m-commerce よりも好まれる主要な理由として、商品情報の収集や注文時の情報入力に影響を及ぼすモバイル端末の物理的制約に言及している。m-commerce にはいつでもどこでもショッピングを楽しめるという利点はあるが、ディスプレイのサイズや文字入力のしにくさなどの物理的制約のためにモバイル端末はブラウジング行動には相対的に不向きであり、shopping activity (Kaish, 1967) のような予期される認知的不協和の解消行動には不向きなデバイスである。一方、Google 社による Mobile Shopper Research (2012) によると、夜自宅であつろいでいる時にもっともモバイル端末のショッピング利用が活性化されるが、それ以外にも通勤・通学中や昼食時、仕事の

休憩時、就寝前のようないわゆる隙間時間でのモバイル利用が伺える。Beatty and Ferrell (1998) では、ショッピングに費やせる時間と衝動買いの発生の間にはブラウジング行動を介して正の関連性があることを示している。よって、これら隙間時間でのショッピングでは衝動買いは起こりにくく、セール開始や時間制限のあるプロモーション利用など、特定の目的意識やショッピング理由の下で商品を購入している可能性がある。以上の観点から、商品を購入したセッションで使用されたデバイスの違いが、認知的不協和の発生と何らかの関連性があると考えられる。本研究では、PC から閲覧されたレコードを 0、モバイル端末からの閲覧を 1 とし、セッション内における利用モバイル率を計算し、これを「モバイル」変数として用いる。

以上、商品購入意思決定に関するショッピング行動／商品属性を示す七変数に関する仮説から、予想されるパラメータ推定値の符号と、認知的不協和の発生との関連性をまとめたものが表 6.4 である。

表 6.4: 認知的不協和の発生と商品購入意思決定に関するショッピング行動／商品属性の関連性に関する仮説

	符号	認知的不協和の発生との関連性
セール品	+	購入した商品がセール品の場合、認知的不協和の発生と正の関連性が存在
相対価格	+	購入した商品の価格が相対的に高い場合、認知的不協和の発生と正の関連性が存在
取扱いブランド数	+	商品を購入した店舗で取り扱うブランド数が多い場合、認知的不協和の発生と正の関連性が存在
購入前商品閲覧時間	+	セッション内において、商品購入前にその商品を閲覧した時間が長い場合、認知的不協和の発生と正の関連性が存在
購入前商品閲覧セッション数	+	商品購入前に、その商品を閲覧したセッション数が多い場合、認知的不協和の発生と正の関連性が存在
トレンドカラー	+	購入した商品の色が「トレンドカラー」の場合、認知的不協和の発生と正の関連性が存在
モバイル	+/-	モバイル端末を使って商品を購入した場合、認知的不協和の発生と何らかの関連性が存在

#### 商品購入に限定されない日頃の EC サイト利用行動

認知的不協和の発生に直接的な関連性を持たないが、上述の商品購入意思決定に関する

ショッピング行動や商品属性を介して間接的になんらかの関連があると考えられる要因を、二つの観点から整理した。一つはユーザの属性や選好に関する要因、二つ目はブラウジング行動に関する要因である。ユーザの属性や選好に関する要因として、分析対象であるECサイトで会員登録を行った日から経過した日数である「ECサイト会員日数」、そしてユーザがデータ期間中に購入した商品のカラーバリエーションを表す変数である「カラーバリエーション率」という二つの変数を用意した。「カラーバリエーション率」は購入した色の数を購入した商品数で除した値である。よって、購入した商品の色が全て同じ場合に1となり、これが最大値となる。次にブラウジング行動に関する要因であるが、「ECサイト訪問間隔」「セール期訪問率」「新商品発売時期訪問率」の三つの変数をモデルに投入する。Bloch and Richins (1983) ではブラウジング行動を “the in-store examination of a retailer’s merchandise for informational and/or recreational purposes without an immediate intent to buy” と定義している。この定義の下では、ブラウジング行動は必ずしも購買を伴わない店舗訪問である (Bloch et al., 1989)。本研究では、ECサイトへの訪問頻度は間接的に認知的不協和の発生と何らかの関連があると考え、データからユーザの平均訪問間隔日数を計算し、これを「ECサイト訪問間隔」とした。また Arnold and Reynolds (2003) では、ブラウジング行動のうち娯楽や気晴らし、楽しみといった価値 (Babin et al., 1994) を主眼におく hedonic browsing に着目し、この行動を六つの hedonic motivations で関連付けることを試みている。本研究では、この六つの hedonic motivations のうち、value shopping と idea shopping を EC サイト訪問データから再現し、モデルに投入することを試みた。Value shopping はセールや割引、バーゲンハンティングを目的とするショッピング行動である。よって、この EC サイトへの全訪問回数のうちセール時期（一月および七月を中心とする約二か月間）<sup>1</sup> に訪問した割合である「セール期訪問率」を value shopping の指標と見なすこととした。また idea shopping は最新の流行やファッション情報に通じていたいという心理に基づくショッピング行動である。よって Value shopping と同様に、EC サイトへの全訪問回数のうち新商品発売時期（三月初旬、六月初旬、九月初旬、十二月初旬を中心とする約一か月間）に訪問した割合である「新商品発売時期訪問率」を idea shopping の指標と考える。

## 6.4 分析結果

表 6.5 はベースモデルのパラメータ推定結果を示しており、認知的不協和の発生との関連性については概ね表 6.4 で言及した仮説の通りであり、先行研究が示す傾向と同じであることがわかった。「セール品」「トレンドカラー」といった商品属性、そして購入したい商品の「相対価格」が高い場合には、認知的不協和が発生する傾向が強まる。また、なかなか商品購入の踏ん切りがつかず、セッション内で購入したい商品閲覧する時間（「購入前商品閲覧時間」）が長い場合、または事前に何度も同じ商品閲覧（「購入前商品閲覧セッション数」）する場合も、やはり認知的不協和の発生と関連があるユーザのショッピング行

<sup>1</sup>なお、セール時期はこの EC サイトの多くのブランドでセールが実施される時期（かつ一般的なアパレル業界におけるセール期）を指す。よって、全ての商品がセール品になる、あるいは全てのブランドでセールが行われるとは限らない。実際にその商品がセール品であったかどうかを示す「セール品」とは異なる意味を持つ変数である。

表 6.5: ベースモデルのパラメータ推定値

	推定値	2.5%	97.5%
定数項	-0.834	-0.888	-0.781
セール品	0.090	0.013	0.167
相対価格	0.104	0.068	0.139
トレンドカラー	0.269	0.028	0.503
取扱いブランド数	0.020	-0.017	0.054
購入前商品閲覧時間	0.302	0.269	0.336
購入前商品閲覧セッション数	0.271	0.235	0.307
モバイル	-0.198	-0.280	-0.117

表 6.6: 三つのモデルのモデル適合度指標の比較

	推定				検証	
	-2*Marginal Log-likelihood	DIC	Bayes Factor	U <sup>2</sup> statistics	-2*Log likelihood	U <sup>2</sup> statistics
ベースモデル	6163.35	6170.00	-	0.323	613.52	0.322
個別モデル	4555.56	4697.49	803.89	0.499	596.72	0.341
階層モデル	4545.69	4719.10	4.94	0.500	603.55	0.333

動であると言える。今回「モバイル」のパラメータ推定値の符号は負と推定された。このことから、本研究で分析対象としたアパレル EC サイトでは、モバイル端末からのショッピングの際には認知的不協和を伴う可能性がある購買が発生しにくい傾向にあることがわかる。この傾向は、デバイスによるブラウジング行動の違いや、そのデバイスでショッピングを行う目的の違いによるものと考えられる。一方、多くの先行研究で選択肢の多さ、または、選択の難しさと認知的不協和の発生との関連に言及がなされているが、残念ながら「取扱いブランド数」は95%信用区間において有意とはならなかった。よってこれ以降の分析からは「取扱いブランド数」を除いて行う。しかし、推定されたパラメータの符号から、先行研究で言及されているような正の関連性があることが示唆される。

「取扱いブランド数」を除いた六つの説明変数を投入したベースモデル、同じ説明変数を投入した個別モデル、そして商品購入に限定されない日頃の EC サイト利用行動の変数を階層的に組み込んだ階層モデルの各モデル適合度を示したのが表 6.6 である。ベースモデルと個別モデルを比較すると、推定期間、検証期間ともに全てのモデル適合度で個別モデルがベースモデルを上回っていることがわかる。このことから、認知的不協和が発生す

るか否かは、商品購入機会によって異なるだけでなく、ユーザによって認知的不協和の発生のしやすさは異なり、そのユーザのショッピング行動がどの程度認知的不協和の発生と関連があるのかも異なってくると言える。よって、認知的不協和の発生を考える上で、その発生に影響を与えると関連のある要因だけでなく、各ユーザの特性ユーザごとの関連度合の大小も考慮することが重要である。また、個別モデルと階層モデルを比較すると、分析期間、検証期間ともにモデル適合度に大きな乖離は見られない。このことから、階層モデルに投入したユーザの EC サイト利用行動は、モデルの精度を損なうことなくユーザ別パラメータ  $\beta_i$  の分布の特徴を示していると考えられる。

表 6.7: 個別モデルのユーザ別パラメータ推定値  $\beta_i$  の従う分布

	平均	標準偏差
定数項	-0.999	0.771
セール品	0.011	0.763
相対価格	0.190	0.489
トレンドカラー	0.046	1.086
購入前商品閲覧時間	0.450	0.510
購入前商品閲覧セッション数	0.166	0.491
モバイル	-0.301	0.796

ここからは、個別モデルおよび階層モデルで得られたパラメータ推定値を詳細に見ていきたい。表 6.7 は個別モデルにて推定されたユーザ別パラメータ  $\beta_i$  の従う分布の特徴を示している。各説明変数のユーザ別パラメータの平均値の符号は、ベースモデルのパラメータ推定値とのものと同じである。一方、平均値の大きさは、ユーザ別パラメータ  $\beta_i$  のばらつきの違いによってほぼ同じものもあれば、そうでないものも散見される。例えば、購入した商品が「セール品」であることは、平均的には商品購入後の認知的不協和の発生と正の関連があるが、その関連の度合についてはユーザごとにより異なることが表 6.7 から示唆される。「トレンドカラー」「デバイス」の二変数についても、「セール品」と同様の傾向がみられる。一方、「相対価格」「購入前商品閲覧時間」「購入前商品閲覧セッション数」はユーザ間のばらつきが比較的小さいことから、認知的不協和の発生との関係性の一般化が可能な商品属性およびショッピング行動であることが示唆される。

商品属性やユーザの EC サイト上でのショッピング行動と認知的不協和の発生の関連度合について、ユーザ間でばらつきが存在することは分かった。そのユーザ間のばらつきを、商品購入に限定されない日頃の EC サイト利用行動で説明できないか試みたのが階層モデルであり、その結果が表 6.8 に示されている。表側の変数が個別モデルにも組み込まれている商品属性やユーザの EC サイト上でのショッピング行動に関する変数であり、表頭が階層モデルにのみ組み込まれている商品購入に限定されない日頃の EC サイト利用行動に関する変数である。前述の「セール品」や「トレンドカラー」、そして定数項など、表 6.7 においてユーザごとにパラメータ推定値のばらつきの大きい変数を中心に有意となった EC

サイト利用行動があることがわかる。

まずは個別モデルの定数項パラメータ推定値と EC サイト利用行動との関係を見てみよう。定数項はユーザ固有の認知的不協和の起こりやすさを示すと解釈でき、平均的には認知的不協和は発生しないことが表 6.7 から読み取れる。しかし、セール期にこの EC サイトへより多く訪問するユーザや、さまざまな色の商品を購入する傾向にあるユーザ、期間を問わず頻繁に訪れるユーザは、比較的認知的不協和が発生しやすい傾向にあるユーザであることを表 6.8 は示している。最初の二つの要因が示唆する傾向は、セールのようなプロモーション要因や色などの sensory attribute が衝動買いを促し、結果として認知的不協和の発生のしやすさに間接的に結びついていることが示唆される。また三つ目の要因が示唆する傾向については、次のことが示唆される。Heavy browser は商品との関わり合いが深いだけでなく、商品についてより多くの知識を持ち、時には他の消費者のオピニオン・リーダーとなりうる可能性がある (Bloch et al., 1986; Bloch et al., 1989) 一方で、ブラウジング行動が主目的の店舗訪問回数が多ければ多いほど、衝動買いが起きてしまう可能性もある (Bellenger et al., 1978; Bellenger and Korgaonkar, 1980; Bloch et al., 1986; Beatty and Ferrell, 1998)。より頻繁にこの EC サイトを訪れているユーザは、商品購入が目的ではないブラウジング行動を日常的に楽しんでおり、結果としてその最中に認知的不協和の発生と関連のある衝動買いが起きてしまう傾向にあるのかもしれない。一方、頻繁に訪れないユーザは商品購入が目的でこの EC サイトを訪れており、購入後の認知的不協和が発生しにくいのではないかと考えられる。

ところで、消費者は商品購入の意思決定に際し、その商品への期待 (Olson and Dover, 1979) を抱く。しかし宣伝やプロモーションのための誇大広告によって、消費者は実際の商品の機能を越えた期待を抱いてしまうことがある (Folkes, 1984)。この時、購入後に判明する実際の商品機能と期待の間に乖離が発生し、特にその乖離が大きい場合 (Olshavsky and Miller, 1972; Anderson, 1973) やネガティブ (Woodruff et al., 1983; Folkes, 1984) なものである場合、不満や不協和といった感情が発生し、消費者は何とかしてこの不満や不協和状態を解消しようと努める (Olson and Dover, 1979)。そして、購入経験が増えれば増えるほど、このストレス状態の解消は効率的に行われる (Tse et al., 1990)。「セール品」は認知的不協和を起ししやすい商品属性であるが、長期間 EC サイトの会員であることでユーザに知識や経験が蓄積されてくると、プロモーションへの過度の期待が修正され、認知的不協和が起こりにくくなることが先行研究から示唆され、まさにその傾向にあることが表 6.8 から読み取れる。また、ユーザの知識や経験と商品購入前の shopping activity の間にも、同様の傾向があることが結果から示唆される。

「新商品発売時期訪問率」のパラメータは 90%信用区間で有意であるため、その解釈はあくまで可能性の示唆に限定されるが、新商品が発売される時期に比較的頻繁に EC サイトを訪れるユーザにとっては、「セール品」「トレンドカラー」といった商品属性は認知的不協和の発生と関連性が高い要因ではないのかもしれない。新商品発売時期に EC サイトを頻繁に訪問するユーザは、新商品のチェックまたは購入が主な目的であると考えられる。通常新商品は定価で販売されるため、これらのユーザにとって購入したい商品が「セール品」であることは、限られた予算を他の新商品購入に充てる余地ができることにつながる。そして商品が「トレンドカラー」であること自体が、常に新しい装いを求めるユーザにとって購入を後押しする理由になるのかもしれない。

表 6.8: 階層モデルのパラメータ推定値

	EC サイト 会員日数	セール期 訪問率	新商品発売 時期訪問率	カラーバリ エーション率	EC サイト 訪問間隔
定数項	<b>-1.012</b> <sup>**</sup>	<b>0.131</b> <sup>*</sup>	0.068	<b>0.181</b> <sup>**</sup>	<b>-0.218</b> <sup>**</sup>
セール品	<b>-0.253</b> <sup>**</sup>	-0.095	<b>-0.157</b> <sup>*</sup>	0.108	-0.041
相対価格	<b>0.198</b> <sup>**</sup>	-0.016	-0.044	0.008	-0.006
トレンドカラー	-0.048	0.183	<b>-0.412</b> <sup>*</sup>	-0.054	0.171
購入前商品閲覧セッション数	<b>0.454</b> <sup>**</sup>	-0.046	-0.028	0.016	0.038
購入前商品閲覧時間	<b>0.131</b> <sup>**</sup>	<b>-0.088</b> <sup>*</sup>	-0.008	0.006	-0.056
モバイル	<b>-0.462</b> <sup>**</sup>	-0.015	-0.108	-0.114	-0.154

\*\* 95%信用区間で有意

\* 90%信用区間で有意

## 6.5 マネジリアル・インプリケーション

商品購入後の認知的不協和の発生と、それに続いて起こる可能性のある商品の返品や、商品や店舗に関するネガティブな口コミ、そして EC サイトの利用中止といった事態を防ぐために、前節の分析結果を用いて EC サイト側はどのようなアクションを取れるだろうか。

第一に、商品購入に必要なかつ適切な情報をショッピング中にユーザに提供することが、意思決定後の認知的不協和の発生を防ぐために必要である。ブラウザ上での商品比較の容易さや商品レビューや口コミの豊富さなど、ショッピング中にユーザが適切な期待を形成しやすいショッピング導線の確保や、過去に購入された商品とのコーディネート提案などユーザが自身の意思決定に自信を持てるような情報の提供を行うことが重要である。また最近では、ショッピング専用アプリからのサービス利用により、モバイル端末からのショッピングが PC 同様によりストレスなくできるだけではなく、もっと気軽に EC サイトを訪問できるようになりつつある。しかし、Ozok and Wei (2010) や Google (2012) は、モバイル端末には依然としてスクリーンや文字入力などの物理的制約が存在し、価格やオプションの比較や商品の詳細情報の閲覧などの障壁となっていると指摘している。よって、これらの障壁の改善を含むアプリのユーザビリティ最適化によって、認知的不協和の発生を防ぐことができる可能性がある。

また、EC サイトではショッピング中やオーダー直後に商品のレコメンデーションが行われるのが一般的である。もしセール品やトレンドカラー商品などの認知的不協和の発生と関連のある属性を持つ商品をユーザにレコメンドする場合には、ユーザ歴が長いユーザ、新商品に興味をもっているユーザに対してリコメンドを行うことで、認知的不協和が発生する確率を下げつつ客単価の増加を狙えるかもしれない。

最後に、EC サイト側がどれだけ適切な情報を提供し、適切なユーザに商品のレコメンデーションができたとしても、ユーザに商品購入後の認知的不協和が発生してしまう可能性は十分にありうる。先行研究から、認知的不協和が発生した場合、ユーザ自身の意思決定を強化してくれる情報を探索 (e.g., Rosenfeld et al., 1967; Keng and Liao, 2009) することで、ユーザは自らの選択が正しかったと説得する。さらにこのような情報にできるだけ早く触れることで、情報探索行動が認知的不協和の解消に効果的に作用する (Oshikawa, 1969; Oshikawa, 1970)。よって、意思決定に至るまでに長い時間をかけた商品や、セール品などの商品を購入するユーザに、例えばカートを出た直後のページで、ユーザの意思決定を肯定するメッセージ (例:「この服は頑張っている自分へのごほうびですね」) を提示することで、ユーザの意思決定をサポートすることができる。

## 6.6 結論と今後の課題

本研究では、顧客単価を上げたいと考える売り手側が、顧客に衝動買いや清水の舞台から飛び降りるような決意が必要な高額商品の購入といった購買行動を促した結果、返品やネガティブな口コミ、店舗利用の中止など売り手側に不利益が生ずるのを防ぐため、これらの購買行動と関連のある認知的不協和の理論的枠組みを利用し、認知的不協和の発生と顧客の行動の関連性について数理モデル化を行った。本研究では、認知的不協和に関する実証研究で従来用いられてきた実験データやサーベイデータに代わり、EC サイトにおける

ユーザの実際のショッピング行動データを用いて分析を行い、先行研究で得られる知見と同様の結果を得た。また、人や購買機会によって認知的不協和の程度が異なるという、先行研究で指摘されていたがほとんど実証されていなかった理論を分析モデルに取り込み、この理論の有用性を示した。さらに、先行研究で用いられてきた認知や感情など、売り手側にとって観察が難しい要因を行動要因に置き換えることに成功し、より実務の現場で応用がしやすい分析フレームとその結果に基づくマネジリアル・インプリケーションを提示した。

一方、以下の点が本研究の限界であり、今後の研究での改善が見込める点である。

第一に、本研究で扱う被説明変数は、認知的不協和の発生した可能性のある商品購入である。またこの商品購入を行動データから識別するにあたり、購入が起こったセッションでの購入後直後の行動をもとに識別を行っている。この識別方法は、本研究でも認知的不協和に関する従来の先行研究と同等の結果が確認されたことから、一定程度の妥当性があると考えられる。しかし、商品を購入したECサイトではなく、他のサイトで同様の行動を行っている可能性がある上に、商品に関する情報探索が続く期間も商品やユーザによって異なる可能性がある。アンケート調査との併用などにより、行動データでの識別定義の改善を目指す必要がある。

第二に、本研究ではECサイトにアクセスする際に用いたデバイスの違いが認知的不協和の発生と何らかの関係があると考え、この違いを示す「モバイル」変数を分析モデルに投入した。しかし前述の通り、最近ではモバイル端末でのショッピングに特化したアプリを介した商品情報探索や購買が増えつつあり、これらのアプリ上のショッピング行動はブラウザ上でのものと異なる可能性がある。この場合、認知的不協和の発生と関連のある要因が他に存在するかもしれないだけでなく、行動データから認知的不協和の発生を識別する方法にも追加条件が必要になるかもしれない。今後ショッピングアプリを介した行動データがたまった際には、デバイスだけでなくアプリケーションソフトウェアの違いも考慮に入れた分析が必要である。

最後に、今回用いたショッピング行動に関するデータからは、ユーザがどの商品ページを閲覧したかという情報のみが得られる。しかし、同じ商品ページでも商品の写真や口コミを閲覧することもあるだろうし、もしかすると返品方法に関するページをユーザが閲覧していたかもしれない。このようなデータの都合上投入できなかった新しい要因を、分析モデルに組み込んでいく必要がある。例えば、ネガティブな口コミページを見ることによるCognitive Intrusion (Straits, 1964) が起き、その処理に時間がかかることで (Chen et al., 2013) ページの閲覧時間が長くなり、購入後の認知的不協和の発生につながる、といったような仮説も考えられる。詳細な行動データを用いることで、いつ／誰に／どのようなアプローチをすることで将来の不利益を最小限に留められるか、といったよりダイナミックな分析フレームが構築することができれば、さらに多くの実務に有益な示唆が得られるであろう。

## 第7章 おわりに

### 7.1 本博士論文の総括

本博士論文では、第1章で提示したある一人の顧客のもたらす売上を構成する三つの要素、すなわち訪問回数、購入量、 $\Delta$ 購入について、消費者行動の異質性とダイナミクスを考慮した分析モデルを提案してきた。消費者*i*のもたらす売上に着目し、その構成要素について分析モデルを提案し、企業のマーケティング活動の影響を分析する研究は数多く行われている。本博士論文もこの流れを汲むものであるが、マーケティング・サイエンスの分野で従来から用いられている理論に加え、消費者行動理論や消費者心理学の理論など複数の観点から消費者*i*のもたらす売上の構成要素を再考し、全ての要素の分析モデルに消費者行動の異質性とダイナミクスを組み込むことでモデルの精緻化を図ったことが、本博士論文の新規性と貢献である。

第2章では消費者行動の異質性とダイナミクスに関する先行研究に触れ、その先行研究の中で用いられているモデルや変数の定式化方法、モデルの推定方法を整理し、本博士論文の新規性と貢献について言及した。そして第3章では本博士論文を通して採用した方法で推定した消費者の異質性を考慮したモデルを用いた分析事例を紹介した。

第4章では、顧客*i*の店舗訪問回数を目的変数とするモデルの提案に焦点を当て、あるスポーツ用品 EC サイトユーザのウェブサイト訪問間隔をモデル化し、ユーザ間の異質性に加えて状態依存やトレンド項を組み込んだモデルの有用性を示した。本章で提案したモデルは簡易的な設定ながらも、一定程度の予測精度を達成しつつ、企業が積極的にアプローチすべき消費者の抽出を可能にした点が実務面への貢献になっている。

第5章では、顧客*i*の*t*回目の購入量を分析するモデルを提案した。ある共同クーポン購入 EC サイトにおけるユーザの行動データに提案モデルを適用し、クーポン購入枚数に関する意思決定がその時点における消費者の心理状態によって変化する、というユーザ行動のダイナミクスを考慮したモデルの優位性を示した。先行研究では、ブランド選択や行動の有無といった消費者の選択モデルの背後に何らかの心理状態を仮定する分析フレームを適用しているが、同様の分析フレームを購入量に関する意思決定モデルへ適用することを試み、その有用性を実証した点が本章の研究の新規性と学術面への貢献である。

第6章では、三つの要素のうち、最後の要素である顧客*i*の*t*回目の $\Delta$ 購入について、衝動買いや高額商品の購入などの $\Delta$ 購入に付随する可能性の高い認知的不協和の発生に焦点をあて、この認知的不協和の発生とユーザのショッピング行動やユーザ属性との関連付けを行った。従来の研究では扱われてこなかったあるアパレル系 EC サイトにおける実際のショッピング行動データを用いることで、簡易的な参照価格や購入以前にユーザがとった行動など消費者のダイナミクスを捉えられる変数を投入し、これらの変数の有用性を示した。本章の研究は認知的不協和理論の枠組みを利用しているが、この分野におけるほとん

どの先行研究がある一時点に実施したサーベイデータまたはラボでの実験データを用いている。一方、本章の研究ではECサイト上における顧客の実際の行動データを使用した。これにより同じユーザの複数時点におけるショッピング行動を観測できるため、ユーザのECサイト上でのショッピング機会によって変化する行動や商品評価と商品購入に関する意思決定の関係性をユーザごとに推定した。先行研究が指摘する、人や購買機会によって認知的不協和の程度が異なるという理論を分析フレームに組み込み、その有用性を実証したことが本研究の新規性と学術面への貢献である。さらに実務面への貢献として、認知的不協和の発生と関連のある消費者の認知や感情といった先行要因を、消費者のショッピング行動や特性といった観測できる指標へと翻訳を行ったことにより、分析結果を活用して消費者に対して予防的な働きかけを行える分析フレームを提供している点が挙げられる。

ここで、顧客  $i$  の売上を改善するために、第4章から第6章において提案した三つの要素に関するモデルをどのように活用できるのかを、売り手側の視点で考えてみたい。顧客  $i$  に商品を購入もらうためには、まずは店舗やECサイトを訪れてもらう必要がある。よって、将来のある時期  $t$  にどの程度の顧客が来店してくれそうかを予測しておく必要があるだろう。その予測をもとに、ある時期  $t$  に実施を計画しているプロモーションが商品の購入量にどのような影響を与えそうかを予測を行い、顧客  $i$  による全購入量の期待値が最大になるようにプロモーション計画を設定する。また、時点  $t$  におけるプロモーションが顧客  $i$  の  $\Delta$  購入を誘発する場合には、その後起こる可能性がある売り手側へのネガティブなフィードバックを防ぐための対策を合わせて考えておくことで、時点  $t$  に顧客  $i$  から得られる売上を改善できる可能性がある。

しかし、今回提案したような分析フレームの活用を通して、企業が真にその意思決定に役立つインプリケーションを得るためには、提案した分析モデルのさらなる改良が必要である。そこで最後に、本博士論文における研究では十分に扱うことができなかった課題を整理する。この課題を踏まえつつ、消費者の異質性とダイナミクスに関する研究の今後の展望を学術的および実務的側面から考えてみたい。

## 7.2 本博士論文の課題と今後の展望

### 7.2.1 売上を構成する三要素の関連性

本博士論文では、売上を構成する三つの要素について個別のモデルを提案してきた。一方で、これらの三つの要素は完全に独立ではない。そこで、この三つの要素の関連性を整理し、本博士論文で考慮されている関連性と考慮されておらず今後の研究課題となっている関連性を整理する。

#### 訪問回数（間隔）と購入量の関係

消費者が店舗やECサイトを訪問しなければ、商品の購入はそもそも発生しない。また、店舗やECサイトへの訪問間隔が短ければ一回の訪問あたりの購入量は少なくなるかもしれないし、プロモーションなどの影響で商品を買ってしまった場合には次の訪問時に

は購買が発生しない、または、次の訪問まで時間がかかるかもしれない。よって、訪問回数（間隔）と購入量の間には双方向に何らかの関係があることが予想される。

そこで第4章の訪問間隔モデルには前回訪問時に購入した商品の数を、第5章の購入量モデルには商品購入間隔を変数として投入し、互いにどのような関係が成り立っているかを検証した。訪問間隔に対して購入量を与える影響については、前回訪問時に購入した商品の数が多ければ多いほど今回ECサイトを訪問するまでにかかった時間が長くなることが訪問間隔モデルが示す結果から示唆される。一方で、購入量に対して購入インターバルを与える影響については、モデル内でそのパラメータが有意と推定されなかった<sup>1</sup>ため最終モデルからは除外されている。

本研究では購入量に対して訪問間隔や購入インターバルを与える影響については示唆が得られておらず、今後の課題の一つである。店舗の訪問間隔や商品購入インターバルを示す要因の組み込み方によっては、何らかの関係性が抽出できる可能性がある。

### 訪問回数（間隔）と $\Delta$ 購入の関係

ところで、訪問回数（間隔）と $\Delta$ 購入の関係についてはどうだろうか。認知的不協和を伴っている可能性がある $\Delta$ 購入とユーザのECサイト平均訪問間隔には間接的に関連性があり、ECサイトに頻繁に訪問するユーザほど認知的不協和を伴っている可能性がある $\Delta$ 購入が発生する傾向にあるという示唆が第6章の $\Delta$ 購入モデルから得られている。よって、消費者に $\Delta$ 購入を促す際には、消費者の訪問回数（間隔）も考慮に入れる必要があることが示唆される。

ただし、第6章で投入された要因はユーザの平均的な訪問頻度であり、分析期間を通して変化することがない。現実には消費者の店舗やECサイト訪問間隔は季節やプロモーションスケジュールなどによって変化している。そこで、将来は季節性やforward-looking行動を加味した訪問回数（間隔）が認知的不協和の発生とどのように関係しているかを検証し、 $\Delta$ 購入の発生を促す際に企業側がどのようなアクションを取る必要があるのかを考えていく必要がある。

さらに、店舗やECサイトの利用を通じて、店舗やECサイトへの理解や信頼、好意度、そして相対参照価格といった潜在的な要因が消費者内部で醸成されていくことは想像に難くない。これらの要因が $\Delta$ 購入の発生そのものと関連がある可能性は十分にある。このような時間とともに変化する潜在的な要因をモデルに組み込んでいくことで、分析モデルからより多くの示唆が得られる可能性がある。

### 購入量と $\Delta$ 購入の関係

最後に、購入量と $\Delta$ 購入の関係を整理したい。第5章では、心理状態によってクーポン購入量に関する意思決定が変化するモデルを提案した。このモデルにおいて採用された心理状態は二つあり、一つは購入意欲が高い状態、もう一つは購入意欲が低い状態である。こ

<sup>1</sup>第5章の研究では、共同クーポン購入サイトのデータをもとに分析を行っている。このECサイトにおける商品は期間限定で発売されるクーポンであるため、ECサイトを訪問してもその商品が購入できないとは限らないという商品の特殊性も考慮する必要がある。

の結論は、意思決定時にユーザがとった行動がクーポン購入枚数の期待値へ与える影響の大きさが、その時点におけるユーザの心理状態によって異なるという推定結果から得られたものである。よって、これらの心理状態の下で発生した購買行動は、それぞれ計画的購買 (i.e. 購入量) と非計画購買 (i.e.  $\Delta$  購入) に相当すると考えることができ、消費者の意思決定時点における心理状態が購入量と  $\Delta$  購入を識別する要因の一つであるということができる。

一方で、使用したデータの都合上、第5章で提案したモデルには価格やプロモーション有無などマーケティング施策に関する要因が含まれておらず、これらの要因がクーポン購入枚数への期待値に与える影響、または、心理状態の変化に与える影響を考慮できていない。マーケティング施策のような企業側がコントロールできる要因を分析に組み込み、意思決定における影響度の違いや心理状態の変化に与える影響を把握することで、計画的・日常的な購買や非計画的・非日常的な購買にそれぞれ適切なタイミングでアプローチするための分析モデルを構築する必要がある。

#### 将来の課題解決にむけて

では、これらの課題を解決するためにどのような分析モデルの発展が考えられるであろうか。一つの方向性は、分析モデルの”structural” model 化ではないかと考えている。

本博士論文における研究で用いたモデルは reduced-form model である。Chintagunta et al. (2006) は、”structural” model/estimation は消費者のダイナミクス、特に状態依存や forward-looking 行動の記述や推定に適していると述べている。また、消費者の意思決定というシステムの中で発生する学習効果や信頼、好意度といった潜在的・内生的要因をモデル構造の中に明示的に組み込むことも得意としている。先ほど整理した課題の中には、このアプローチを採用することにより改善する可能性が高いものも多くみられる。

一方で、モデル構造の中に明示的に組み込まれるダイナミクスや、潜在的・内生的要因と顕在的・外生的要因の関係性についての根拠は事前に検証する必要があるとも Chintagunta et al. (2006) では言及している。よって、本博士論文のモデルをベースに、データの内容や構造の制約上考慮することができなかった課題を検証し、根拠の確認を行った上でモデルを拡張していくことが必要である。これにより、売上を構成する三つの要素の相互関係を加味し、より深く消費者の行動とその背景を理解するためのモデルを構築できるのではないかと考える。

#### 7.2.2 他の商材・チャネルでの応用に向けた検討課題

本博士論文では、第4章から第6章の提案モデルの有用性検証の際に、BtoC型ECサイトのアクセスログデータおよび購入履歴データを一貫して用いてきた。一方で、各々のECサイトが取り扱う商材はスポーツ用品(耐久財)、クーポン(非耐久財)、そしてアパレル商品(半耐久財)とそれぞれ異なっている。ここでは、本博士論文で提案した分析フレームを適用する際に、企業がターゲットとする市場やチャネルの特性から分析モデルにおいて考慮した方がよいと考えられる点を整理してみたい。

## 商材の違い

食品や雑貨などの非耐久財や一部の半耐久財は、商品単価があまり高くなく、短期間で消費され、繰り返し購入が発生する。また、計画的・日常的な購入量だけでなく、非計画的な△購入も多く発生する商材である。よって、売上を構成する三つの要因を全て管理していく必要がある。特に、訪問回数（間隔）や購入量については、使用期限・消費（味）期限といった非耐久財特有の属性や、買いだめや買い控えといった購買行動が、店舗やECサイトへの訪問タイミングや購入タイミング、または購入量の意味決定にどのような影響を与えうるのかをモデル内で考慮することが望ましい。

一方、耐久財は一般的に価格が高額であることも多く、主に耐久財を販売しているチャネルでは△購入が売上の大部分を占めると考えられる。よって、継続的な売上を達成するためには、多くはない取引機会において顧客に満足度の高い購入経験をしてもらうことが重要である。そのためには、店内やECサイト内での商品学習プロセスや、購入商品の履歴、店舗の雰囲気や店員の対応など商品以外のリソースが意思決定やその後の満足度に及ぼす影響を分析モデルで把握し、より適切なタイミングでの顧客へのアプローチと満足度の向上を検討していくことが望ましい。

## オンライン & オフライン

顧客が商品購入に至るまで閲覧した商品やその閲覧順序、そして閲覧した情報や接触したプロモーションの種類に至るまで、オンライン上では多くのショッピング行動を把握することができ、これらの情報を分析モデルで活用することができる。一方、オフラインの店舗において、ECサイトと同程度のショッピング行動データを取得することは通常不可能である。よって、本研究の分析フレームをそのまま適用することは現時点においては非常に難しい。

しかし最近では、オフラインの実店舗だけではなくECサイトも同時に運営する企業が増えてきている。さらに、“Online to Offline (O2O)” と呼ばれるネット上の行動を通してオフラインへの店舗やイベントにおける行動を促す施策や、オンライン上での情報接触行動を介してオフラインでの購買行動に影響を与えるような施策も積極的に行われている。これにより、オンライン上での情報接触行動とオフラインでの購買行動を顧客IDで紐付け一つのデータとしたものに分析モデルを適用する、または、オンライン上での情報探索行動や購買行動を分析することで得られるマネジリアル・インプリケーションをオフラインの実店舗にも適用する、といったことができるかもしれない。オフラインでの取得が容易ではないデータを、オンラインで取得できる行動データやインプリケーションで補完することにより、オフラインのビジネスにおいても顧客の売上改善に向けて本博士論文の分析フレームを役立てられる可能性がある。

## 謝辞

本論文は、筆者が東京大学大学院経済学研究科企業・市場専攻博士課程在学中に、同大学大学院経済学研究科阿部誠教授の指導のもとに行った研究成果をまとめたものです。指導教官である阿部誠教授には、研究活動全般にわたり格別なるご指導とご高配を賜りました。仕事を続けながら博士号取得を目指す道を選択したため、学位論文をまとめるまでに多くの時間がかかってしまったにもかかわらず、最後まで温かくそして忍耐強くご指導いただきました。心より厚く御礼申し上げます。

学位論文審査において、貴重なご指導とご助言をいただきました東京大学大学院経済学研究科國友直人教授、高橋伸夫教授、新宅純二郎教授、同大学大学院総合文化研究科清水剛准教授に心より御礼申し上げます。國友直人教授には、卒業論文、修士論文、本学位論文と審査委員を引き受けてくださり、多くのご指導をいただきました。高橋伸夫教授、新宅純二郎教授には、経営学ワークショップにおける事前審査の段階から懇切丁寧なご指導をいただきました。先生方のご助言により本論文の完成度が高まりました。

本論文の研究は、経営科学系研究部会連合協議会が主催するデータ解析コンペティションにて提供いただいたデータを用いて進められました。研究のために貴重なビジネスデータを提供いただいた参加企業様に深く謝意を表するとともに、毎年規模が大きくなっていくデータ解析コンペティションを運営され、コンペティション成果の外部発表に関する事務手続きでお世話になりました中央大学理工学部経営システム工学科生田目崇教授、河野則子氏はじめデータ解析コンペティション事務局の方々に深く御礼申し上げます。

そして、本コンペティションにおける日本マーケティング・サイエンス学会の合同部会を主催され、分析結果の発表の場で数多くの貴重なご助言をいただきました早稲田大学商学研究科守口剛教授、中央大学ビジネススクール中村博教授、千葉大学法政経学部佐藤栄作教授に心より御礼申し上げます

第5章は、日本マーケティング・サイエンス学会から研究奨励賞を頂戴した研究をもとに執筆しました。論文を發表させていただいた若手研究者セッションの企画をされている東北大学大学院経済学研究科照井伸彦教授はじめ、匿名の査読者の先生方を含む多くの方から有益なご助言をいただきました。研究奨励賞をいただけたことで、博士論文執筆の励みになりました。心より御礼申し上げます。

第3章は、東京大学大学院経済学研究科修士課程在学中に中島上智博士、岡賢一氏と行った共同研究をもとに執筆しました。両氏には修士課程修了後もたびたび研究内容や分析手法について相談にのっていただき、大きな励みになりました。心から感謝申し上げます。

また、仕事と研究の両立の支援など、学位取得に向けて惜しみないサポートをしてくださった MarketShare 株式会社 Executive Vice President 兼 Managing Director 友松重之氏はじめ、US および東京オフィスの同僚のみなさまに心から感謝申し上げます。

そして、本研究を進めるにあたり、本当に多くの方々にお世話になりました。ご支援、ご協力をいただきながらここにお名前を記すことができなかった多くの方々に心より感謝申し上げます。

最後に、いつも前向きに応援してくれた家族と、私のわがままな挑戦を温かく見守り終始サポートしてくれた夫に心から感謝します。

## 参考文献

- Abe, M. (2009). "Counting your customers" one by one: A hierarchical bayes extension to the Parate/NBD model. *Marketing Science*, 28, 541-553.
- Ailawadi, K. L., Gedenk, K., & Neslin, S. A. (1999). Heterogeneity and purchase event feedback in choice models: An empirical analysis with implications for model building. *International Journal of Research in Marketing*, 16, 177-198.
- Ainslie, A., & Rossi, P. E. (1998). Similarities in choice behavior across product categories. *Marketing Science*, 17, 91-106.
- Albert, J. H., & Chib, S. (1993). Bayesian analysis of binary and polychotomous response data. *Journal of the American Statistical Association*, 88, 669-679.
- Allenby, G. M., & Rossi, P. E. (1998). Marketing models of consumer heterogeneity. *Journal of Econometrics*, 89, 57-78.
- Anderson, R. E. (1973). Consumer dissatisfaction: The effect of disconfirmed expectancy on perceived product performance. *Journal of Marketing Research*, 10, 38-44.
- Andrews, R. L., Ainslie, A., & Currim, I. S. (2002). An empirical comparison of logit choice models with discrete versus continuous representations of heterogeneity. *Journal of Marketing Research*, 39, 497-487.
- Ansari, A., Jedidi, K., & Jagpal, S. (2000). A hierarchical Bayesian methodology for treating heterogeneity in structural equation models. *Marketing Science*, 19, 328-347.
- Arnold, M. J., & Reynolds, K. E. (2003). Hedonic shopping motivation. *Journal of Retailing*, 79, 77-95.
- Babin, B. J., Darden, W. R., & Griffin, M. (1994). Work and/or fun: Measuring hedonic and utilitarian shopping value. *Journal of Consumer Research*, 20, 644-56.
- Beatty, S. E., & Ferrell, M. E. (1998). Impulse buying: Modeling its precursors. *Journal of Retailing*, 74, 169-191.
- Bell, G. D. (1967). The automobile buyer after the purchase. *Journal of Marketing*, 31, 12-16.

- Bellenger, D. N., & Korgaonkar, P. K. (1980). Profiling the recreational shopper. *Journal of Retailing*, *56*, 77-92.
- Bellenger, D. N., Robertson, D. H., & Hirschman, E. C. (1978). Impulse buying varies by product. *Journal of Advertising Research*, *18*, 15-18.
- Blattberg, R. C., & George, E. I. (1991). Estimation of price and promotional elasticities: Seemingly unrelated equations. *Journal of the American Statistical Association*, *86*, 304-315.
- Bloch, P. H., & Richins, M. L. (1983). Shopping without purchase: An investigation of consumer browsing behavior. *Advances in Consumer Research*, *10*, 389-393.
- Bloch, P. H., Ridgway, N. M., & Sherrell, D. L. (1989). Extending the concept of shopping: An investigation of browsing activity. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *17*, 13-21.
- Bloch, P. H., Sherrell, D. L., & Ridgway, N. M. (1986). Consumer search: An extended framework. *Journal of Consumer Research*, *13*, 119-126.
- Bruce, N. I. (2008). Pooling and dynamic forgetting effects in multitheme advertising: Tracking the advertising sales relationship with particle filters. *Marketing Science*, *27*, 659-673.
- Bucklin, R. E., & Sismeiro, C. (2003). A model of web site browsing behavior estimated clickstream data. *Journal of Marketing Research*, *40*, 249-267.
- Chatfield, C., & Goodhardt, G. J. (1973). A consumer purchasing model with Erlang inter-purchase times. *Journal of the American Statistical Association*, *68*, 828-835.
- Chen, M., Ma, Q., Li, M., Lai, H., Wang, X., & Shu, L. (2010). Cognitive and emotional conflicts of counter-conformity choice in purchasing books online: An event-related potentials study. *Biological Psychology*, *85*, 437-445.
- Chib, S. (1996). Calculating posterior distributions and model estimates in Markov mixture models. *Journal of Econometrics*, *75*, 79-97.
- Chintagunta, P. K. (1993). Investigating purchase incidence, brand choice and purchase quantity decisions of households. *Marketing Science*, *12*, 184-208.
- Chintagunta, P. K. (1998). Inertia and variety seeking in a model of brand-purchase timing. *Marketing Science*, *17*, 253-270.
- Chintagunta, P., Erdem, T., Rossi, P. E., & Wedel, M. (2006). Structural modeling in marketing: Review and assessment. *Marketing Science*, *25*, 604-616.

- Chintagunta, P. K., Jain, D. C., & Vilcasim, N. J. (1991). Investigating heterogeneity in brand preferences in logit models for panel data. *Journal of Marketing Research*, *28*, 417-428.
- Clover, V. T. (1950). Relative importance of impulse-buying in retail stores. *Journal of Marketing*, *15*, 66-70.
- Cummings, W. H., & Venkatesan, M. (1976). Cognitive dissonance and consumer behavior: A review of the evidence. *Journal of Marketing Research*, *13*, 303-308.
- Donthu, N., & Gracia, A. (1999). The internet shopper. *Journal of Advertising Research*, *39*, 52-58.
- Doornik, J. A. (2007). *Object-oriented matrix programming using Ox 3rd ed.*. London: Timberlake Consultants Press.
- Doornik, J. A., & Ooms, M. M. (2003). Computational aspects of maximum likelihood estimation of autoregressive fractionally integrated moving average models. *Computational Statistics and Data Analysis*, *42*, 333-348.
- Erdem, T. (1996). A dynamic analysis of market structure based on panel data. *Marketing Science*, *15*, 359-378.
- Erdem, T. (1998). An empirical analysis of umbrella branding. *Journal of Marketing Research*, *35*, 339-351.
- Erdem, T., & Keane, M. P. (1996). Decision-making under uncertainty: Capturing dynamic brand choice processes in turbulent consumer goods markets. *Marketing Science*, *15*, 1-20.
- Erdem, T., Keane, M. P., Öncü, T. S., & Strebel, J. (2005). Learning about computers: An analysis of information search and technology choice. *Quantitative Marketing and Economics*, *3*, 207-246.
- Festinger, L. (1957). *A theory of cognitive dissonance*. Stanford: Stanford University Press.
- Folkes, V. S. (1984). An attributional approach to postpurchase conflict between buyers and sellers. *Advances in Consumer Research*, *11*, 500-503.
- Franses, P. H., & Paap, R. (2001). *Quantitative models in marketing research*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Frühwirth-Schnatter, S. (2006). *Finite mixture and Markov switching models*. New York: Springer Science + Business Media, LLC.

- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., & Rubin, D. B. (2004). *Bayesian data analysis 2nd Edition*. Chapman & Hall/CRC Texts in Statistical Science, Boca Raton, FL: Chapman&Hall/CRC.
- Geweke, J. (1992). Evaluating the accuracy of sampling-based approaches to the calculation of posterior moments. In Bernardo, J. M., Berger, J., Dawid, A. P., & Smith, A. F. M. (Eds.), *Bayesian Statistics 4* (pp. 169-193), Oxford: Oxford University Press.
- Greene, W. H. (2000). *Econometric analysis 4th edition*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall, Inc.
- Guadagni, P. M., & Little, J. D. C. (1983). A logit model of brand choice calibrated on scanner data. *Marketing Science*, 2, 203-238.
- Günöl, F., & Srinivasan, K. (1993). Modeling multiple sources of heterogeneity in multinomial logit models: Methodological and managerial issues. *Marketing Science*, 12, 213-229.
- Günöl, F., & Srinivasan, K. (1996). Estimating the impact of consumer expectations of coupons on purchase behavior: A dynamic structural model. *Marketing Science*, 15, 262-279.
- Gupta, S. (1988). Impact of sales promotions on when, what, and how much to buy. *Journal of Marketing Research*, 25, 342-355.
- Gupta, S., Chintagunta, P. K., & Wittink, D. R. (1997). Household heterogeneity and state dependence in a model of purchase strings: Empirical results and managerial implications. *International Journal of Research in Marketing*, 14, 341-357.
- Han, Y. K., Morgan, G. A., Kotsiopoulos, A., & Kang-Park, J. (1991). Impulse buying behavior of apparel purchasers. *Clothing and Textiles Research Journal*, 9, 15-21.
- Heckman, J. J. (1981). Heterogeneity and State Dependence. In Rosen, S. (Ed.), *Studies in Labor Markets* (pp. 91-139), Chicago: University of Chicago Press.
- Heckman, J. J. (1991). Identifying the hand of past: Distinguishing state dependence from heterogeneity. *The American Economic Review*, 81, 75-79.
- Helsen, K., & Schmittlein, D. C. (1993). Analyzing duration times in marketing: Evidence for the effectiveness of hazard rate models. *Marketing Science*, 11, 395-415.
- Hennig-Thurau, T., & Walsh, G. (2003/2004). Electronic word-of-mouth: Motives from and consequences of reading customer articulation on the internet. *International Journal of Electronic Commerce*, 8, 51-74.
- Hock, S. J., & Loewenstein, G. F. (1991). Time-inconsistent preferences and consumer self-control. *Journal of Consumer Research*, 17, 492-507.

- Holloway, R. J. (1967). An experiment on consumer dissonance. *Journal of Marketing*, *31*, 39-43.
- Huang, Y.-F., & Kuo, F.-Y. (2012). How impulsivity affects consumer decision-making in e-commerce. *Electronic Commerce Research and Applications*, *11*, 582-590.
- Hunt, S. D. (1970). Post transaction communications and dissonance reduction. *Journal of Marketing*, *34*, 46-51.
- Hunt, H. K. (1991). Consumer satisfaction, dissatisfaction, and complaining behavior. *The Journal of Social Issues*, *47*, 107-117.
- Ibrahim, J. G., Chen, M.-H., & Shinha, D. (2010). *Bayesian survival analysis*. Springer Series in Statistics, New York: Springer Science+Business Media, Inc.
- Inman, J. J., & McAlister, L. (1994). Do coupon expiration dates affect consumer behavior. *Journal of Marketing Research*, *31*, 423-428.
- Jain, D. C., & Vilcassim, N. J. (1991). Investigating household purchase timing decisions: A conditional hazard function approach. *Marketing Science*, *10*, 1-23.
- Kaish, S. (1967). Cognitive dissonance and the classification of consumer goods. *Journal of Marketing*, *31*, 28-31.
- Kalyanaram, G., & Winer, R. S. (1995). Empirical generalizations from reference price research. *Marketing Science*, *14*, G161-G169.
- Kamakura, W. A., & Russell, G. J. (1989). A probabilistic choice model for market segmentation and elasticity structure. *Journal of Marketing Research*, *26*, 379-390.
- Keane, M. P. (1997). Modeling heterogeneity and state dependence in consumer choice behavior. *Journal of Business & Economic Statistics*, *15*, 310-327.
- Keng, C.-J., & Liao, T.-H. (2009). Consequences of postpurchase dissonance: The mediating role of an external information search. *Social Behavior and Personality*, *37*, 1327-1340.
- Keng, C.-J., & Liao, T.-H. (2013). Self-confidence, anxiety, and post-purchase dissonance: A panel study. *Journal of Applied Social Psychology*, *43*, 1636-1647.
- Korgaonkar, P. K., & Moschins, G. P. (1982). An experimental study of cognitive dissonance, product involvement, expectations, performance and consumer judgement of product performance. *Journal of Advertising*, *11*, 32-44.
- Lenk, P. J., DeSarbo, W. S., Green, P. E., & Young, M. R. (1996). Hierarchical Bayes conjoint analysis: recovery of partworth heterogeneity from reduced experimental designs. *Marketing Science*, *15*, 173-191.

- Madhavaram, S. R., & Laverie, D. A. (2004). Exploring impulse buying on the internet. *Advances in Consumer Research*, *31*, 59-66.
- Metha, N. (2007). Investigating consumers' purchase incidence and brand choice decisions across multiple product categories: A theoretical and empirical analysis. *Marketing Science*, *26*, 196-217.
- Mehta, N., Rajiv, S., & Srinivasan, K. (2003). Price uncertainty and consumer search: A structural model of consideration set formation. *Marketing Science*, *22*, 58-84.
- Mehta, N., Rajiv, S., & Srinivasan, K. (2004). Role of forgetting in memory-based choice decisions: A structural model. *Quantitative Marketing and Economics*, *2*, 170-140.
- Menasco, M. B., & Hawkins, D. I. (1978). A field test of the relationship between cognitive dissonance and state anxiety. *Journal of Marketing Research*, *15*, 650-655.
- Milliman, R. E. (1982). Using background music to affect the behavior of supermarket shoppers. *Journal of Marketing*, *46*, 86-91.
- Moe, W. W. (2003). Buying, searching, or browsing: Differentiating between online shoppers using in-store navigational clickstream. *Journal of Consumer Psychology*, *13*, 29-40.
- Moe, W. W., & Fader, P. F. (2004a). Capturing evolving visit behavior in clickstream data. *Journal of Interactive Marketing*, *18*, 5-19.
- Moe, W. W., & Fader, P. F. (2004b). Dynamic conversion behavior at e-commerce sites. *Management Science*, *50*, 326-335.
- Montgomery, C., & Barnes, J. H. (1993). POSTDIS: A short rating scale for measuring postpurchase dissonance. *Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior*, *6*, 204-216.
- Montgomery, A. L., Shibo, L., Srinivasan, K., & Liechty, J. C. (2004). Modeling online browsing and path analysis using clickstream data. *Marketing Science*, *23*, 579-595.
- Morrison, M., Gan, S., Dubelaar, C., & Oppewal, H. (2011). In-store music and aroma influences on shopper behavior and satisfaction. *Journal of Business Research*, *64*, 558-564.
- Moshkin, N. V., & Shachar, R. (2002). The asymmetric information model of state dependence. *Marketing Science*, *21*, 435-454.
- Murray, K. B., Finn, A., Leszczyc, P. P., & Muro, F. D. (2008). The effect of weather on consumer shopping. *Advances in Consumer Research*, *35*, 697-698.

- Narayanan, S., Chintagunta, P. K., & Miravete, E. J. (2007). The role of self selection, usage uncertainty and learning in the demand for local telephone service. *Quantitative Marketing and Economics*, 5, 1-34.
- Narayanan, S., Manchanda, P., & Chintagunta, P. K. (2005). Temporal differences in the role of marketing communication in new product categories. *Journal of Marketing Research*, 42, 278-290.
- Netzer, O., Lattin, J. M., & Srinivasan, V. (2008). A hidden Markov model of consumer relationship dynamics. *Marketing Science*, 27, 185-204.
- Novak, T. P., & Hoffman, D. L. (2003). The influence of goal-directed and experiential activities on online flow experiences. *Journal of Consumer Psychology*, 13, 3-16.
- Oliver, R. L. (1997). *Satisfaction: A behavioral perspective on the consumer*. New York: McGraw-Hill.
- Olshavsky, R. W., & Miller, J. A. (1972). Consumer expectations, product performance, and perceived product quality. *Journal of Marketing Research*, 9, 19-21.
- Olson, J. C., & Dove, P. A. (1979). Disconfirmation of consumer expectations through product trial. *Journal of Applied Psychology*, 64, 179-189.
- Oshikawa, S. (1969). Can cognitive dissonance theory explain consumer behavior. *Journal of Marketing*, 33, 44-49.
- Oshikawa, S. (1970). Consumer pre-decision conflict and post-decision dissonance. *Behavioral Science*, 15, 132-140.
- Ozok, A. A., & Wei, J. (2010). An empirical comparison of consumer usability preferences in online shopping using stationary and mobile devices: results from a college student population. *Electronic Commerce Research*, 10, 111-137.
- Park, E. J., Kim, E. Y., Funches, V. M., & Foxx, W. (2012). Apparel product attributes, web browsing, and e-impulse buying on shopping websites. *Journal of Business Research*, 65, 1583-1589.
- Park, S., & Gupta, S. (2011). A regime-switching model of cyclical category buying. *Marketing Science*, 30, 469-480.
- Park, Y.-H., & Fader, P. S. (2004). Modeling browsing behavior at multiple websites. *Marketing Science*, 23, 280-303.
- Pauwels, K., Hanssens, D. M., & S.Siddarth (2002). The long-term effects of price promotions on category incidence, brand choice, and purchase quantity. *Journal of Marketing Research*, 39, 421-439.

- Powers, T. L., & Jack, E. P. (2013). The influence of cognitive dissonance on retail product returns. *Psychology & Marketing, 30*, 724-735.
- Rosenfeld, P., Kennedy, J. G., & Giacalone, R. A. (1986). Decision making: A demonstration of the postdecision dissonance effect. *Journal of Social Psychology, 126*, 663-665.
- Rossi, P. E., & Allenby, G. M. (1993). A Bayesian approach to estimating household parameters. *Journal of Marketing Research, 30*, 171-182.
- Rossi, P. E., & Allenby, G. M. (2003). Bayesian statistics and marketing. *Marketing Science, 22*, 304-328.
- Rossi, P. E., Allenby, G. M., & McCulloch, R. (2005). *Bayesian statistics and marketing*. Chichester: Wiley.
- Rossi, P. E., McCulloch, R. E., & Allenby, G. M. (1996). The value of purchase history data in target marketing. *Marketing Science, 15*, 321-340.
- Roy, R., Chintagunta, P. K., & Haldar, S. (1996). A framework for investigating habits, “the hand of the past” and heterogeneity in dynamic brand choice. *Marketing Science, 15*, 280-299.
- Scott, S. L. (2002). Bayesian methods for hidden Markov models: recursive computing in the 21th century. *Journal of the American Statistical Association, 97*, 337-351.
- Seetharaman, P. B., Ainslie, A., & Chintagunta, P. K. (1999). Investigating household state dependence effects across categories. *Journal of Marketing Research, 36*, 488-500.
- Seetharaman, P. B., & Chintagunta, P. K. (2003). The proportional hazard model of purchase timing: A comparison of alternative specifications. *Journal of Business and Economics Statistics, 21*, 368-382.
- Sherman, E., & Smith, R. B. (1987). Mood states of shoppers and store image: Promising interactions and possible behavioral effects. *Advances in Consumer Research, 14*, 251-254.
- Soutar, G. N., & Sweeney, J. C. (2003). Are there cognitive dissonance segments? *Austrian Journal of Management, 28*, 227-249.
- Soysal, G. P., & Krishnamurthi, L. (2012). Demand dynamics in the seasonal goods industry: An empirical analysis. *Marketing Science, 31*, 293-316.
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P., & Linde, A. V. D. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of Royal Statistical Society: Series B (Methodology), 64*, 583-639.

- Straits, B. C. (1964). The pursuit of the dissonant consumer. *Journal of Marketing*, 28, 62-66.
- Sun, B. (2005). Promotion effect on endogenous consumption. *Marketing Science*, 24, 430-443.
- Sun, B., Neslin, S. A., & Srinivasan, K. (2003). Measuring the impact of promotions on brand switching when consumers are forward looking. *Journal of Marketing Research*, 40, 389-405.
- Sweeney, J. C., Hausknecht, D., & Soutar, G. N. (2000). Cognitive dissonance after purchase: A multidimensional scale. *Psychology & Marketing*, 17, 369-385.
- Tse, D. K., Nicosia, F. M., & Wilton, P. C. (1990). Consumer satisfaction as a process. *Psychology & Marketing*, 7, 177-193.
- Villas-Boas, J. M. (2004). Consumer learning, brand loyalty, and competition. *Marketing Science*, 23, 134-145.
- Voleti, S., & Ghosh, P. (2013). A robust approach to measure latent, time-varying equity in hierarchical branding structures. *Quantitative Marketing and Economics*, 11, 289-319.
- Woodruff, R. B., Cadotte, E. R., & Jenkins, R. L. (1983). Modeling consumer satisfaction processes using experience-based norms. *Journal of Marketing Research*, 20, 296-304.
- Zauberman, G. (2003). The intertemporal dynamics of consumer lock-in. *Journal of Consumer Research*, 30, 405-419.
- Zucchini, W., & MacDonald, I. L. (2009). *Hidden Markov models for time series: An introduction using R*. Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics & Applied Probability, Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
- 株式会社電通 (2012). 「2011年(平成23年)日本の広告費」 Retrieved from <http://www.dentsu.co.jp/news/release/2012/pdf/2012017-0223.pdf>.
- 株式会社ベレコム (2007). 「オンライン広告.com」 Retrieved from <http://onlinekoukoku.com>.
- グーグル株式会社 (2012). 「Mobile Shopper Research: 日本の生活者の購買行動におけるモバイルの役割」 Retrieved from [http://services.google.com/fh/files/blogs/mobile\\_shopper\\_research.pdf](http://services.google.com/fh/files/blogs/mobile_shopper_research.pdf).
- 経済産業省商務情報政策局 (2013). 「平成24年度我が国情報経済社会における基盤整備(電子商取引に関する市場調査)報告書」 Retrieved from <http://www.meti.go.jp/press/2013/09/20130927007/20130927007-4.pdf>.

- 佐藤忠彦・樋口知之 (2008). 「動的個人モデルによる消費者来店行動の解析」『日本統計学会誌』, 38, 1-19.
- 佐藤忠彦・樋口知之 (2013). 『ビッグデータ時代のマーケティングベイジアンモデリングの活用』講談社.
- 徳久昭彦・永松範之 (2013). 『改訂版ネット広告ハンドブック』日本能率協会マネジメントセンター.
- 山口景子・中島上智・岡賢一 (2006). 「支払い方法選択行動分析による'高価値'顧客の発掘」『オペレーションズ・リサーチ：経営の科学』, 51, 81-88.
- 山口景子 (2014). 「頻度の時間変化を考慮した階層ベイズモデルによるウェブサイト訪問行動の分析」『マーケティング・サイエンス』, 22, 13-29.
- 山口景子 (forthcoming). 「消費者の心理状態の変化を考慮した動的モデルによる購買量分析」『マーケティング・サイエンス』, 23, forthcoming.
- 和合肇 (2005). 『ベイズ計量経済分析マルコフ連鎖モンテカルロ法とその応用』東洋経済新報社.