

項目反応理論を用いた小売視点のマーケティングモデルの構築

—消費者異質性と商品異質性の同時分析—

筑波大学審査学位論文（博士）

2021

石 橋 敬 介

筑波大学大学院  
ビジネス科学研究科 企業科学専攻

## 目次

1	はじめに .....	5
1.1	研究の背景と目的 .....	5
1.2	本研究の対象と用語の定義 .....	8
1.2.1	本研究の対象 .....	8
1.2.2	用語の定義 .....	8
1.3	本研究の構成 .....	9
2	先行研究のレビュー .....	12
2.1	消費者の異質性に関する研究 .....	12
2.1.1	潜在クラスモデル .....	12
2.1.2	ランダム係数モデル .....	14
2.1.3	階層ベイズモデル .....	17
2.2	商品の異質性に関する研究 .....	19
2.3	項目反応理論 .....	20
2.3.1	項目反応理論の概要 .....	20
2.3.2	項目反応理論のマーケティングへの応用 .....	24
2.4	残された課題の整理と本論文の課題設定 .....	25
2.4.1	残された課題 .....	25
2.4.2	本論文の課題設定 .....	26
2.5	その他、本研究に関わる先行研究（非計画購買について） .....	26
3	商品異質性を考慮した消費者異質性分析 .....	29
3.1	商品異質性の分析 .....	29
3.1.1	はじめに .....	29
3.1.2	使用するデータ .....	30
3.1.3	分析モデル .....	31
3.1.4	パラメータの推定 .....	33
3.1.5	研究の意義と今後の課題 .....	38
3.2	商品異質性を考慮した価格反応の消費者異質性分析 .....	39
3.2.1	研究の目的と先行研究のレビュー .....	39
3.2.2	使用するデータ .....	42
3.2.3	分析モデル .....	43
3.2.4	パラメータ推定 .....	46
3.2.5	モデル選択と収束判定 .....	47
3.2.6	消費者別の価格弾力性 .....	49
3.2.7	商品力の評価 .....	51

3.2.8	購買確率のシミュレーション	52
3.2.9	研究の意義と残された課題	53
4	購買の段階を考慮した項目反応モデル —ハードルモデルによる消費者価格反応の分析—	61
4.1	はじめに	61
4.2	分析モデル	62
4.2.1	モデリングする行動	62
4.2.2	基本モデル	63
4.2.3	比較モデル	65
4.3	実データによる分析	67
4.3.1	使用するデータ	67
4.3.2	推定方法とモデル比較	68
4.3.3	推定結果	70
4.4	おわりに	72
5	階層化した項目反応モデルによる非計画購買率の推定 —調査データにおける小サンプル問題への対応—	76
5.1	階層化した項目反応モデルによる非計画購買率推定の誤差の改善	76
5.1.1	先行研究	76
5.1.2	分析モデル	79
5.1.3	モデルの妥当性の検証	80
5.2	実データを用いた非計画購買率の推定	85
5.2.1	使用するデータとモデル	85
5.2.1	実データによる分析	86
5.3	非計画購買率に影響する要因の研究	88
5.4	おわりに	91
6	総括	96
6.1	本研究の結論	96
6.2	本研究の意義	99
6.3	研究の限界と残された課題	101
	参考文献	103

## 図目次

図 1-1	結果データのデータベースの構造	7
図 2-1	ロジットリンク関数の例	22
図 3-1	分析モデルの構造	33
図 3-3	一部のパラメータのトレースプロット	35
図 3-4	$\gamma\beta$ の事後分布からのサンプリング結果	36
図 3-5	56商品の価格反応度推定値のヒストグラム	37
図 3-6	56商品の切片のヒストグラム	37
図 3-7	提案モデルの構造	45
図 3-8	主要なパラメータのトレースプロット	49
図 3-9	消費者ごとの価格弾力性のヒストグラム	51
図 3-10	商品切片と販売数の関係	52
図 3-11	値引き（価格掛率）と購買の関係	53
図 4-1	本研究でモデリングする消費者行動	63
図 4-2	モデル8の主要なパラメータのトレースプロット	69
図 4-3	消費者別価格反応のヒストグラム	71
図 4-4	二段階の価格反応の散布図	71
図 4-5	二段階の商品評価	73
図 4-6	商品ごとの二段階の価格反応	75
図 5-1	購買率と非計画購買率に基づく商品カテゴリーの分類と販売方法	78
図 5-2	サンプルサイズと RMSE の関係	84
図 5-3	消費者の非計画購買率の分布	86
図 5-4	消費者属性の係数の事後分布	90
図 5-5	パラメータの推定値と非計画購買率の関係	94
図 5-6	サンプルサイズと RMSE の関係（サンプルサイズの設定を変えた場合）	95

## 表目次

表 1-1	第 3 章から第 5 章の関係 .....	11
表 3-1	使用するデータの概要.....	31
表 3-2	消費者の価格反応の異質性に関する先行研究.....	41
表 3-3	使用するデータの概要.....	43
表 3-4	比較モデルの係数と変数 .....	45
表 3-5	モデル比較の結果.....	47
表 3-6	シミュレーションの手順 .....	58
表 3-7	シミュレーションの結果 .....	58
表 4-1	分析モデル一覧 .....	66
表 4-2	各モデルの WAIC の比較.....	70
表 5-1	非計画購買に関する近年の研究.....	78
表 5-2	シミュレーションの手順 .....	82
表 5-3	調査の概要 .....	85
表 5-4	商品カテゴリーごとの非計画購買率.....	87
表 5-5	消費者属性と係数の推定値.....	90
表 5-6	テストデータにおける予測と実際の値 .....	93

# 1 はじめに

## 1.1 研究の背景と目的

近年の消費財市場では、多くの企業が苦しい収益環境にある。消費財市場は成熟し、成長が鈍化した飽和市場となったため、同質化した商品は厳しい競争に巻き込まれている。このような環境のもと、佐藤 (2013)は、飽和市場では市場シェア拡大を図るマス・マーケティングから、マイクロ・マーケティングに移行することが重要であるとしている。マイクロ・マーケティングは、セグメントを細分化して行うマーケティングである。Baker, Marn, and Zawada (2001)が電子商取引を対象に指摘しているように「顧客のセグメントが明らかになれば、即座にそのセグメントに限った価格を設定できる」といえる。近年であれば EC に限らずリアル店舗の小売業でも、消費者セグメントごとに異なる値引きクーポンを送ることが可能である。このようなマーケティング活動はマスの取組と異なり、消費者の反応を得やすい効果的なものになると期待される。また、マイクロ・マーケティングの先には、one to one マーケティングがある。これはまさに、顧客一人一人にカスタマイズした販売促進を行う手法である。このようなマイクロ・マーケティングや one to one マーケティングには、販売促進において大きなメリットが期待される。具体的には、マーケティング施策の効果の増大である。例えば、価格プロモーションに特によく反応する消費者（あるいはセグメント）に値引き資源を投入することで、大きな効果が期待できる。これは、プロモーションに反応しない顧客には、余計な資源を投入しないという事でもある。プロモーションに反応しやすい消費者を細かく絞り込んで訴求をすることが、販売価格を回復させることにつながると考えられる。そこで、どのような消費者がマーケティング施策に反応しやすいのかを特定するために、個々の消費者の特性を分析する「消費者異質性」の研究が行われている。

消費者ごとのマーケティング変数への反応の異質性については、マーケティングモデルを用いた先行研究が複数ある。ただし、消費者のマーケティング変数への反応を分析するモデルは、多くの場合単一のブランドを対象にする。そのようなモデルから得られる情報は、当該ブランドを製造するメーカーにとっては、自社商品の販売に向けて十分なものかもしれない。しかし、小売業にとっては、取り扱う多くの商品のうちの一ブランドについての情報に過ぎない。小売業はそれよりも、特定のブランドに限らず、自社の顧客である消費者それぞれが、どのような特性を持っているかを把握したいであろう。また、マーケティング分野の研究では多項ロジットモデル等を用いたブランド選択モデ

ルが多く用いられる。これも数個のブランド間の競合関係を分析する上で役に立つが、メーカー視点のモデルであり、小売業にとっては重要な情報は得難い。小売業の販売担当者の目的は、商品カテゴリー全体の売上と利益を高めることであり、商品カテゴリー内のどの商品が選択されるかは重要ではないからである。そのため、小売業に役立つ情報を得るためには、商品カテゴリー内の多数の商品を分析し、当該商品カテゴリーを購買する消費者の特性を知ることが重要となる。メーカーにとっても、店頭プロモーション等のマーケティング施策を行うには小売業へ企画提案をしなければならないため、小売視点で消費者を分析する必要があるだろう。そのため、小売業にとって有用なモデルとして、単一ブランドやブランド選択ではなく、商品カテゴリー全体における購買生起や購買点数に関する消費者反応の異質性を分析可能なモデルが求められる。

小売視点で分析を行う場合、消費者以外の異質性も考慮する必要がある。佐藤 (2010) は、マーケティングに用いられる ID 付 POS データのような結果データには、消費者、商品、時間という三種類の軸があるとしており、それぞれに異質性があると考えられる (図 1-1)。多数の商品を取り扱う消費財小売業において、このうち商品の異質性は特に重要といえる。メーカーが一つの商品について分析するだけであれば商品異質性を考慮する必要性は高くないが、消費財小売業は多くの商品を取り扱っているため、その商品間の違いを相対的に評価する必要があるだろう。例えば、商品異質性を含むモデルで商品ごとの特性を把握することができれば、プロモーションの効果を商品間で比較して、対象とする商品を選定するといった取り組みが可能となる。また、第3章で取り上げるように、例えば小売業がコメという商品カテゴリーについて分析しようとするれば、その商品カテゴリーに多様な商品が含まれることを考慮する必要があるだろう。しかし、この「商品異質性」についての研究は少なく、十分に研究が行われていない。そのため、小売業の販売活動に役立てるためには、商品異質性を分析できるマーケティングモデルも求められる。

ところで、消費者異質性と商品異質性は、それぞれ別個に分析できれば事足りるのであろうか。例えば、消費者ごとや商品ごとのプロモーション効果を分析する場合を考える。もし、消費者異質性の分析により、ある消費者が価格プロモーションに反応しやすいと分析できたとしても、それは値引きで売上が伸びやすい商品を買っている消費者であるだけかもしれない。逆に、商品異質性の分析により、ある商品が価格プロモーション

---

1 ブランド選択モデルとは、「消費者行動を表現する離散変数を目的変数とし、価格や広告などの各種マーケティング変数を説明変数とする分析モデル」である (照井・ウィラソン・伴 2009)。

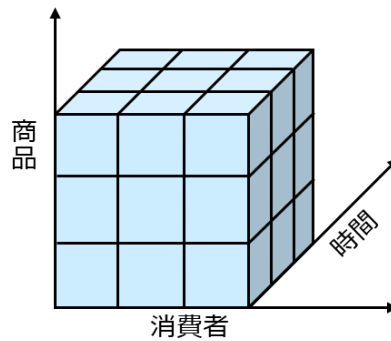


図 1-1 結果データのデータベースの構造  
佐藤 (2010)を元に作成

ンで買われやすくなると分析できたとしても、それは値引きに反応しやすい消費者に買われた商品であるだけかもしれない。そのため、プロモーションの効果を精度良く分析するためには、二つの異質性を同時分析して切り分ける必要がある。あるいは、品ぞろえする商品を選定する際に、小売業が商品カテゴリ内の商品を偏りなく評価したいと考えているとする。そのような場合にも、各商品を購買している消費者について考慮しつつ、複数商品を一括して分析することができれば、分析対象商品を同条件で対等に評価することができるだろう。そのため、消費者異質性と商品異質性を分離して、同時分析するモデルが必要といえる。

以上は実務的な課題への対応であるが、商品異質性を加えたモデルが用いられていないことは、学術的にも統計モデリング手法の観点で課題といえる。ここでも、単一のブランドについて消費者ごとのマーケティング変数への反応を分析する場合を考える。もし、小売業が週に一回価格を変更するとすると、単一ブランドのデータは一年間で 50 件 (50 週) 程度しか取れないことになる。このような小サンプルのデータでは、誤差が大きくなることから、その誤差を抑える手法が必要となる。また、第 5 章で扱うデータのように、小売店頭での調査データなどにも小サンプルの問題は生じることがある。このようなデータを分析する際に誤差を抑える方法として、複数商品を対象とすることでサンプルサイズを大きくして、一括して分析することが考えられる。そして、複数商品を一括分析する際には、異なる商品を区別するために、商品異質性をモデルに含める必要がある。

以上の問題意識に対応するために、本論文では項目反応理論を用いた分析手法を提案



する。項目反応理論は、テストにおいて受験生の能力と問題の難しさを同時分析するために利用されるものである。マーケティング研究においては、受験者を消費者に、問題を商品に置き換えることで、項目反応理論を援用できる。この手法を用いることで、商品カテゴリ全体における購買生起や購買点数に関する消費者反応の異質性を分析できる。また、商品異質性をモデルに含めることが可能であり、消費者異質性と商品異質性を分離して同時分析するという本研究の目的に対応できる。

本論文全体として、二種類の異質性を分析する研究により、小売業視点で利用可能なマーケティングモデルを提案する。また、この方法は推定の誤差を抑制するモデルでもある。本論文の一連の研究は、従来とは異なる利用者によるマーケティングモデルの活用や、マーケティング施策の成果向上に寄与すると期待される。

## 1.2 本研究の対象と用語の定義

### 1.2.1 本研究の対象

本研究は、消費財市場におけるマーケティング施策の成果向上に向けたものである。そのため、研究対象とする消費者は、スーパーマーケットを利用する者とした。また、研究対象とする商品については、スーパーマーケットが取り扱う食品とした。

### 1.2.2 用語の定義

#### ● 異質性

本研究では、研究対象となる消費者や商品は、それぞれ同質ではなく、異質であると考えられる。この点で、本研究で作成する統計モデルは、代表的消費者（あるいは平均的消費者）を想定した統計モデルとは異なる。具体的には、消費者ごとの購買力や、プロモーションへの反応の程度、商品ごとの販売力といった特性が、消費者や商品ごとに異なることを異質性と呼ぶ。

#### ● 項目反応理論・項目反応モデル

項目反応理論は、評価項目への反応から、被験者と評価項目の特性を測定するためのテスト理論である。項目反応理論は、「テストに含まれる項目の難しさと受験者の能力を別々に推定し、同じ物差しの上で評価できる（加藤・山田・川端 2014）」という特長を持つ方法であり、二種類の異質性を分離して分析することができる。項目反応モデルは、項目反応理論に基づく統計モデルを指す。

本研究における基本的な項目反応モデルは、以下の式(1-1)で表される。

$$Y = \frac{1}{1 + \exp(\theta_i - b_j)} \quad (1-1)$$

ここで、添え字の*i*は消費者の ID、*j*は商品の ID である。また、*Y*は消費財市場における目的変数（消費者の購買確率等）、 $\theta$ は消費者の特性、*b*は商品の特性である。このモデルでは、複数の消費者と複数の商品を一括して分析できる。また、消費者ごとの特性と商品ごとの特性を切り分けて推定できる特長がある。

#### ● 価格プロモーション・価格反応度・価格弾力性

第 3 章及び第 4 章では、価格プロモーションに対する反応の消費者異質性を分析する。本研究において価格プロモーションとは、いわゆる値引きのことであり、通常売価の変更は含まず、一時的な値引きを指す。また、統計モデルにおける価格に対する係数を価格反応度、価格の変化率に対する需要や購買確率の変化率を価格弾力性と呼ぶ。

#### ● 商品カテゴリー

本研究では、類似したブランドや商品の集合を商品カテゴリーと呼ぶ<sup>2</sup>。第 3 章と第 4 章では、同一商品カテゴリー内に属する商品間の異質性をモデリングし、第 5 章では商品カテゴリー間の異質性をモデリングするため、商品カテゴリーという概念を頻繁に用いる。本研究における商品カテゴリーは、JAN コードの商品情報を効率的に利用するために設けられた JICFS 分類に従っている。JICFS 分類は、「消費者にとっての用途や効用による分類『消費者分類』を第一原則とした上で、『小売業の売場分類』や『原材料分類』あるいは商品機能などを加味して設定」されたものである（流通システム開発センター2013）。

### 1.3 本研究の構成

本研究は、6つの章で構成される。全体の流れとしては、先行研究のレビューを行った後に、分析モデルの構築と実際の購買履歴データ等での分析を複数行い、最後に研究成果を整理する。

---

<sup>2</sup> 商品カテゴリーについて研究した高橋(2011)では、カテゴリーの定義を「個々の具体的なブランドや製品の表象(representaiton)、かつ、その集合について知っている情報の集合(知識)の両方が含まれており、消費者の記憶に貯蔵されているものである」としている。

第2章では、先行研究のレビューを行い、研究課題を設定する。レビューではまず、消費者異質性に関する研究を整理する。マーケティング変数への反応を消費者セグメントや消費者個人別に把握するための研究は既に多く行われており、ここでは特に統計モデルによって行われている分析を整理する。次に商品異質性に関する研究レビューを行うが、この研究は非常に少ない。その後、項目反応理論についてのレビューを通じて項目反応理論を概説するとともに、マーケティング分野への応用例を取り上げる。最後に、第5章の分析テーマに関わる先行研究を整理する。

第3章では、まず前半で、商品異質性を分析するモデルを提示する。これは、商品カテゴリ内の複数商品を一括して分析し、商品ごとの特性の違いを推定できるものである。その上で、後半では項目反応モデルを用いて、商品異質性を考慮しつつ消費者異質性の分析を行う。前半と後半それぞれで、実際のデータを用いた分析を行い、実務への活用例を示す。この章で示す項目反応理論を用いた研究手法は、本論文の核となるものである。

第4章では、項目反応理論を用いたモデルの発展例を示す。ここで作成するモデルは、第3章で用いたモデルに購買の段階という視点を加えたものであり、購買生起の意思決定と購買点数の意思決定を同時にモデリングできる。この分析を一例として、発展的なモデルにおいても消費者異質性と商品異質性を同時に分析することで、精緻な分析が可能となることを示す。

第5章では、店頭での質問紙調査に項目反応モデルを適用する。ここで扱う調査は商品カテゴリごとの非計画購買率（消費者が購買した商品のうち、来店時に購買が計画されていなかった商品の割合）を調べるものであるが、各商品カテゴリのサンプルサイズが小さく、複数の商品カテゴリをまとめて分析する必要がある。また、サンプルサイズの小ささゆえに、各商品カテゴリについて回答した消費者の数も少なく、偏っている恐れがある。そこで複数の商品カテゴリと消費者をまとめて項目反応モデルで分析し、この問題に対応する。

第3章から第5章の研究の関係は、表 1-1 のように表される。まず、第3章で項目反応理論をマーケティング研究に適用可能であることを示す。その後、第4章と第5章で、第3章を発展させた研究においても項目反応理論が、小売業の販売活動に利用可能な情報を提供したり、推定の誤差を抑えたりできる点で、既存の手法からの発展に資することを示す。

第3章と第4章の研究は異なるモデルを用いており、分析目的によってどちらのモデ

ルを使うべきかが異なる。第3章では目的変数として購買有無のみをモデリングするが、第4章では購買有無と購買点数をモデリングする。そのため複数点のまとめ買いを想定した分析であれば、第4章のモデルが望ましい。一方、第4章のモデルは分析におけるコンピュータの負荷が大きいため、販売促進等により購買を生起させることを目的としているならば、第3章のモデルを用いる方が良い。第5章では、主な分析対象が異なる。第3章ではマーケティングの目的が消費者異質性を把握することであり、商品異質性は統制する対象だといえる。一方、第5章では商品カテゴリーごとの特性がマーケティングにおける興味の対象であり、消費者異質性が統制する対象である。いずれも用いるモデルは類似しているが、実学であるマーケティング研究において、視点の違いは重要である。また、第3章と第4章はID付POSデータを用いているが、第5章では店頭アンケート調査を使用している。項目反応モデルが、様々なマーケティングデータにおいて利用可能なモデルであることも、本研究で述べていく。

最後の第6章は研究の総括である。本研究の内容を整理し、その意義を記載するとともに、今後のさらなる研究に向けた課題を述べる。

表 1-1 第3章から第5章の関係

	研究① 第3章	研究② 第4章	研究③ 第5章
テーマ	商品異質性を考慮した価格反応の消費者異質性分析	購買の段階を考慮した項目反応モデル	階層化した項目反応モデルによる非計画購買率の推定
概要	項目反応理論を用いて、消費者異質性と商品異質性という二種類の異質性を同時分析する研究	項目反応理論を発展させて、購買生起と購買点数という二段階の意思決定をモデリングする研究	小売店頭調査に項目反応理論を用いて、消費者異質性を考慮して商品カテゴリーの異質性を分析
ベースとなる研究との視点の違い	— (ベースとなる研究)	ベースとなる研究と異なり、複数点まとめ買いされやすい商品カテゴリーに適するモデル	ベースとなる研究は消費者異質性に主眼を置くが、第5章は商品カテゴリーが分析対象
ベースとなる研究からの技術的発展		項目反応モデルをハードルモデル化	項目反応モデルを階層ベイズモデル化

本研究全体として項目反応理論をマーケティング研究に適用することを提案するとともにそれにより二種類の異質性を同時分析することの有用性を示す

## 2 先行研究のレビュー

本章では、先行研究のレビューを行ったうえで、研究課題として残されている問題を明らかにし、本論文で分析するテーマを特定する。本研究に関連する領域は多くあるが、まず消費者異質性と商品異質性に関する研究をレビューする。消費者異質性に関する研究は多く存在する一方で、商品異質性を取り上げた論文はわずかである。その後、本論文で用いる項目反応理論についてのレビューを行うとともに、理論の概説をする。最後に、その他の領域として、第5章のテーマに関わる内容のレビューを行う。

### 2.1 消費者の異質性に関する研究

消費者の異質性に関する研究は、統計モデルによる分析が多く行われている。これは、近年になって大規模な消費者購買履歴データが整備され、多数の消費者をまとめて分析できるようになってきたことが一因として考えられる。また、計量経済学の分野においても、消費者の異質性を無視するとパラメータ推定値にバイアスが生じることが示され (Chintagunta, Jain and Vilcassim 1991)、近年分析技術が蓄積されている。

マーケティングにおける既存研究の多くは、少数のブランドを対象とした統計モデルの中で、係数に消費者異質性を組み込んでいる。これらの研究は、①潜在クラスモデル、②ランダム係数モデル、③階層ベイズモデルに大別される。そこで以下では、この三種類のモデルを用いた消費者異質性に関する先行研究を整理する。なお、消費者異質性の研究は膨大に存在するため、第3章と第4章のテーマである価格反応の消費者異質性に絞って記載する。

#### 2.1.1 潜在クラスモデル

潜在クラスモデルは、母集団の中に複数のセグメントが存在することを仮定したモデルである。このモデルは、2 つ以上の確率密度関数あるいは確率関数の結合として表現する統計モデルであることから、有限混合モデルとも呼ばれる。潜在クラスモデルはセグメンテーションの一手法と見ることができ、他のセグメンテーション手法であるア・プリオリセグメンテーションやクラスター分析とは異なり、統計モデルに基づく手法であるといえる。

潜在クラスモデルを用いた、価格反応度の分析では、多くの場合離散選択モデルが用いられる。潜在クラスモデルにおける、あるブランドの選択確率 $P_r$ は、式(2-1)のように表される。

$$\Pr(y = 1) = \sum_{k=1}^K \Pr(y = 1|\beta_k) \alpha_k$$

(2-1)

$$\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$$

$\left( \begin{array}{l} K: \text{セグメント数}, k: \text{セグメントの番号}, y: \text{ブランドの番号} \\ \beta_k: \text{セグメント}k \text{のパラメータ}, \alpha_k: \text{混合比率} (\alpha_k \geq 0) \\ \Pr(y = 1|\beta_k): \text{セグメント}k \text{がブランド} 1 \text{を選択する確率} \end{array} \right)$

式(2-1)は、ブランドの選択確率が、混合比率でウェイト付けされた確率関数の和によって定められることを示している。なお、各消費者が属するセグメントは、モデルから直接獲得できるわけではなく、消費者が各セグメントに属する確率を求め、最も確率が高いセグメントに属するものと判断される (佐藤 2015)。

マーケティングにおいては、Kamakura and Russell (1989)が、潜在クラスモデルの適用を提唱した。これは、離散選択モデルのパラメータが、セグメントによって異なるという考えによるものである。実データでの分析によって、5つに分割したセグメントのそれぞれで、価格反応度が異なることが示されている。このモデルを応用した研究として、寺本 (2009)がある。この研究では、潜在クラスモデルにマーケティング変数やブランド・コミットメント変数を組み込んだ。これにより、特定のブランドに対するコミットメントの強い消費者セグメントは値引きにあまり反応せず、特定のブランドに対するコミットメントのない消費者セグメントは値引きに反応しやすいことを示している。

Kamakura, Kim and Lee (1996) ではモデルを拡張し、ネスティッド・ロジットモデルに潜在クラスを仮定している。このモデルにより、ブランド選択のプロセスによって消費者を分け、その消費者セグメントごとに価格反応度が異なることを示している。また、ブランド選択プロセスと価格反応度の両面から、価格プロモーションに適したセグメントを選定できると提案している。Moon, Russell and Duvvuri (2006)ではさらにこのモデルを応用し、消費者の参照価格の形成パターンによってセグメンテーションをするとともに、過去の価格をもとに参照価格を形成するセグメントは、価格への感度が強いことを示している。

### 2.1.2 ランダム係数モデル

ランダム係数モデルは、パラメータが確率分布に従っていると想定するものである。

例えばロジット関数  $\text{logit}(Y) = \log \frac{Y}{1-Y}$  を用いたブランド選択モデルにおいて、切片が確率分布に従うならば

$$\begin{aligned}\text{logit}(Y) &= \beta_{0i} + \beta_1 x_1 + \varepsilon \\ \beta_{0i} &= \gamma + \varepsilon_i \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2), \varepsilon_i \sim N(0, \tau)\end{aligned}\tag{2-2}$$

$$\left[ \begin{array}{l} \beta_{0i}: \text{各消費者の切片}, \beta_1: \text{回帰係数}, x_1: \text{説明変数}, \varepsilon: \text{誤差項}, \sigma^2: \text{誤差項の分散} \\ \gamma: \text{全消費者の切片の平均}, \varepsilon_i: \text{各消費者の切片の}\gamma\text{との差}, \tau: \varepsilon_i\text{の分散} \end{array} \right]$$

と表現される。これは、消費者ごとの切片 $\beta_{0i}$ が平均 $\gamma$ 、分散 $\tau$ の正規分布に従うと理解できる。同様に回帰係数も正規分布に従うとして

$$\begin{aligned}\text{logit}(y) &= \beta_{0i} + \beta_{1i} x_1 + \varepsilon \\ \beta_{0i} &= \gamma_0 + \varepsilon_{0i} \\ \beta_{1i} &= \gamma_1 + \varepsilon_{1i} \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2) \quad (\varepsilon_{0i}, \varepsilon_{1i})' \sim MVN(0, \Sigma)\end{aligned}\tag{2-3}$$

$$\left[ \begin{array}{l} \beta_{0i}: \text{各消費者の切片}, \beta_{1i}: \text{各消費者の回帰係数}, x_1: \text{説明変数}, \varepsilon: \text{誤差項} \\ \gamma_0: \text{全消費者の切片の平均}, \gamma_1: \text{全消費者の回帰係数の平均}, \\ \varepsilon_{0i}: \text{各消費者の切片の}\gamma_0\text{との差}, \varepsilon_{1i}: \text{各消費者の回帰係数の}\gamma_1\text{との差} \\ \sigma^2: \text{誤差項の分散}, \Sigma: \varepsilon_{0i}, \varepsilon_{1i}\text{の分散共分散行列} \end{array} \right]$$

とすることも可能である。式(2-3)は、切片 $\beta_{0i}$ と回帰係数 $\beta_{1i}$ がともに消費者ごとに異なり、それぞれの誤差 $\varepsilon_{0i}$ と $\varepsilon_{1i}$ が二変量正規分布に従うと理解できる。

Chintagunta, Jain and Vilcassim (1991)では、ブランド選好を表現するモデルにおいて、消費者の異質性を無視することは消費者反応を表すパラメータに偏りを生むことを指摘している。しかし、ブランド選択を分析対象とする際に用いるようなデータでは、個人ごとの購買データは推定に十分な量がないことから、ランダム係数モデルによって個人の異質性を組み込むことを

提唱した。Gonul and Srinivasan (1993) も、消費者異質性としてデモグラフィック変数のような観察される変数だけでなく、観察されない個体差を扱わなければパラメータ推定値にバイアスが生じると指摘し、ランダム係数モデルを用いている。Gonul and Srinivasan (1993)のモデルでは、多項ロジットモデルの効用  $U_{jt}$  は、ブランド  $j (=1,2,3)$  について、式(2-4)のように表される。

$$U_{jt} = \alpha_j + \beta_3 \cdot PR_{jt} + \beta_4 \cdot CU_{jt} + \varepsilon_{jt} \quad (2-4)$$

$$\left[ \begin{array}{l} j: \text{ブランド}, t: \text{時点}, \alpha_j: \text{各ブランドの切片}, \beta_3, \beta_4: \text{回帰係数} \\ PR_{jt}: \text{価格}, CU_{jt}: \text{クーポンの有無}, \varepsilon_{jt}: \text{誤差項} \end{array} \right]$$

切片  $\alpha_j$  は 3 ブランドのうち 2 ブランドについてのみ推定可能であり、 $\beta_3$  と  $\beta_4$  は 3 ブランドで共通である。ここに消費者間の異質性を組み込むと、式(2-5)となる。

$$U_{ijt} = \alpha_j + V_{ij} + (\beta_3 + V_{i3}) \cdot PR_{jt} + (\beta_4 + V_{i4}) \cdot CU_{jt} + \varepsilon_{jt} \quad (2-5)$$

$$\left[ \begin{array}{l} V_{ij}: \text{各消費者の切片の } \alpha_j \text{ との差}, V_{i3}, V_{i4}: \text{各消費者の回帰係数の } \beta_3, \beta_4 \text{ との差} \end{array} \right]$$

$V$  は消費者  $i$  ごとの異質性を表現するランダム切片及びランダム係数である。このうちランダム切片  $V_{ij}$  は 2 ブランドに関して設けられている。そのためランダム切片とランダム係数は合計四種類あり、それらは四変量正規分布に従うと仮定される。 $V_{i3}, V_{i4}$  には、価格に反応しやすい消費者はクーポンにも反応しやすいという相関が想定されることから、四変量の分散共分散行列は以下のように設定される。

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & \\ 0 & \sigma_2^2 & & \\ 0 & 0 & \sigma_3^2 & \\ 0 & 0 & \sigma_{34} & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

Gonul and Srinivasan (1993)では更に、ブランド・ロイヤルティを組み込んで分析を行っている。結果として、消費者ごとの価格反応度とクーポンへの反応度を推定するとともに、価格に反応しやすい消費者ほどクーポンにも反応しやすいことが示された。

このようなランダム係数モデルは、ブランド選択における消費者異質性を表現する基本的なモデルになっているといえる。Zenetti and Klapper (2016)は、広告効果測定を目的としたブラン



ド選択モデルで、ランダム係数を用いている。ここで、消費者の効用は、ブランドごとに固定された部分と、消費者のプロモーションや価格への反応で表される部分に分けられており、このうち後者は消費者ごとに異なるようにモデリングされている。この分析によって、平均よりも大きな価格反応を持つ消費者を特定することができている。

Draganska and Klapper (2011)も離散選択モデルの回帰係数にランダム係数を設定しており、消費者ごとの回帰係数がデモグラフィック変数を基準に階層化されている。このモデルにおける説明変数は三種類あり、それに対する消費者  $n$  の回帰係数は、

$$\begin{pmatrix} \alpha_n \\ \beta_n \\ \gamma_n \end{pmatrix} = \theta D_n + v_n \quad (2-6)$$

$$v_n \sim MVN(0, \Sigma)$$

$$\left[ \begin{array}{l} \alpha_n, \beta_n, \gamma_n: \text{各消費者の回帰係数} , D_n \text{各消費者のデモグラフィック変数のベクトル} \\ \theta: \text{デモグラフィック変数の各消費者の回帰係数への影響を表す係数のベクトル} \\ v_n: \text{各消費者の回帰係数の} \theta D_n \text{との差のベクトル} , \Sigma: v_n \text{の分散共分散行列} \end{array} \right]$$

と表わされる。これは、各消費者の回帰係数がデモグラフィック変数によって説明される部分と、観察されない消費者ごとの差で説明されることを意味している。

ランダム係数を用いたブランド選択モデルを用いて、参照価格に関連する研究も行われている。Klapper, Ebling and Temme (2005)は、ロジットモデルの効用  $U_{ijt}$  に、店頭価格と参照価格の差を変数として組み込んでいる。このモデルは、式(2-7)のように表わされる。

$$U_{ijt} = \beta_{0ij} + \beta_{1i}(GAIN_{ijt} + \beta_{2i}LOSS_{ijt}) + \beta_{3i}Prom_{ji} + \varepsilon_{ijt}$$

$$GAIN_{ijt} = (RP_{it} - P_{jt})D_1 \quad (2-7)$$

$$LOSS_{ijt} = (RP_{it} - P_{jt})D_2$$

$$\left[ \begin{array}{l} i: \text{消費者の番号} , j: \text{商品の番号} , t: \text{時点} , U_{ijt}: \text{効用} \\ \beta_{0ij}: \text{各消費者の切片} , \beta_{1i}, \beta_{2i}, \beta_{3i}: \text{各消費者の回帰係数} , \varepsilon_{ijt}: \text{誤差項} \\ GAIN_{ijt}: \text{各消費者が感じる利得} , LOSS_{ijt}: \text{各消費者が感じる損失} \\ RP_{it}: \text{参照価格} , P_{jt}: \text{店頭価格} , Prom_{ji}: \text{プロモーションの有無} \\ D_1: RP_{it} > P_{jt} \text{の場合} 1, \text{それ以外は} 0 \text{となる変数} \\ D_2: RP_{it} < P_{jt} \text{の場合} 1, \text{それ以外は} 0 \text{となる変数} \end{array} \right]$$

このモデルでは、参照価格と店頭価格の差に対する係数は利得 ( $RP_{it} > P_{jt}$ ) の場合と損失 ( $RP_{it} < P_{jt}$ ) の場合で異なり、利得の場合は  $\beta_{1i}$ 、損失の場合は  $\beta_{1i}\beta_{2i}$  となる。また、切片と回帰係数には消費者を表す添え字  $i$  が付いており、消費者の異質性が以下のランダム係数によって設定されている。

$$\beta_i \sim N(\bar{\beta}, \Sigma) \quad (2-8)$$

$\left[ \beta_i: \text{各消費者の切片と回帰係数}, \bar{\beta}: \beta_i \text{の平均}, \Sigma: \beta_i \text{の分散共分散行列} \right]$

このモデルにより、店頭価格と参照価格の差に対する感度が消費者によって異なる点に加え、利得の場合と損失の場合の価格反応度の差も、消費者によって異なることが示されている。

Casado and Ferrer (2013)も、ランダム係数を含むブランド選択モデルに参照価格の考えを組み込んでいる。過去の購買履歴によって形成される参照価格と店頭価格の差が、消費者の効用に影響するモデルである点は同様であるが、価格閾値をモデルに加えている。このモデルによって、価格弾力性は価格閾値によって異なり、参照価格から近い場合には非弾力的となることが示されている。また、Klapper, Ebling and Temme (2005)と同様に、利得の場合と損失の場合で価格弾力性が異なることも説明している。

### 2.1.3 階層ベイズモデル

階層ベイズモデルは、ベイジアンモデリングによって、より複雑な消費者異質性の構造を分析できるようにしたモデルである。階層モデルはマルチレベルモデルとも言われ、ベイズモデルに限らず使用される。尾崎・川端・山田 (2018)によると、例えば社会調査における多段抽出法のように、無作為抽出した学校から生徒を無作為抽出したような場合、複数のレベル(ここでは学校と生徒という2レベル)を持つデータとなる。このようなデータに対しては、上記のようにランダムな切片や係数を持つモデルが使用される。このうち、ベイズ法により事前分布を設定し、事後分布からパラメータ推定を行うものは階層ベイズモデルと呼ばれる。階層ベイズモデルでは、最尤法等でランダム係数を推定するモデルと比べて、より複雑な消費者異質性の構造を分析可能である。また、異質性と共通性の間で情報量の振り分けを自動的に行うというメリットがある (照井 2008)。

ベイジアンモデリングでは、パラメータを確率分布に従うものとし、事前分布と尤度から、そ

の確率分布(事後分布)を求める. 例えば, 消費者ごとのマーケティング変数に対する反応  $\beta_i = (\beta_{0,i}, \beta_{1,i}, \dots, \beta_{p,i})$  を被説明変数として, 消費者属性  $\mathbf{Z}_i$  で説明する回帰モデルを考える.

$$\beta_{ji} = \mathbf{z}_i^t \boldsymbol{\theta}_j + \eta_{ji}, \quad j = 0, \dots, p \quad (2-9)$$

ここで  $\boldsymbol{\theta}_j$  は, 切片と変数  $j$  の回帰係数のベクトルであり, 消費者間で共通である.  $\eta_{ji}$  は誤差項であり, 多変量正規分布に従うものとする. そして, 各パラメータに事前分布を設定することで, ベイズ推定によりその事後分布を求めることができる (佐藤 2015).

階層ベイズモデルを用いて, 消費者別の価格反応度を求めた研究として, Allenby and Rossi (1998) がある. この研究ではプロビットモデルによるブランド選択モデルで, 消費者の反応を示すパラメータ  $\beta_i$  について

$$\beta_i \sim N(\bar{\beta}, V_\beta) \quad (2-10)$$

$$\left[ \beta_i: \text{各消費者の切片と回帰係数}, \bar{\beta}: \beta_i \text{の平均}, V_\beta: \beta_i \text{の分散共分散行列} \right]$$

としたうえで,  $\bar{\beta}$  と  $V_\beta$  に自然共役分布を事前分布に設定し, マルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC: Markovchain Monte Carlo) 法で事後分布を求めている. そして, 消費者ごとの価格反応パラメータを求めるとともに, 収益関数を用いることによって, 消費者別の最適な値引き幅を算出している.

Chang, Siddarth and Weinberg (1999) は, 店頭価格と参照価格の差に対する反応について, ネスティッド・ロジットモデルを階層ベイズモデル化して分析している. この研究ではシミュレーション研究を行い, 価格反応度などの各種のパラメータについて, 階層ベイズモデルが精度よく推定できることを示している. また, 実データへの適用によって, 価格反応度の大きい消費者は, 商品カテゴリーのプロモーション活動にもよく反応することを明らかにしている.

阿部 (2005) においても, 消費者ごとの価格反応度を階層ベイズモデルによって推定している. ここでは, ブランド選択モデルにおける価格掛け率に対する係数にランダム係数を設定し, その値をベイズ推定によって求めている. また, 推定結果をメーカーと小売業のクーポン戦略に反映し, どのように値引きクーポンを配布すれば, 期待収益を最大化できるかを示している.

Cakir and Balagtas (2014) はブランド選択モデルを階層ベイズモデル化し, パッケージ商品の容量減と値上げの比較を行った. その結果, 容量変更の弾力性が価格変更の弾力性よりも

小さいことを示した。

いくつもの論文がある中、Rossi, Allenby, and McCulloch (2005)は、ベイズ統計を用いたマーケティング分析に関する代表的な書籍である。また、日本では照井 (2008), 照井 (2010)が、ベイズ統計とマーケティングに関して詳述している。これらの書籍では、ベイズ統計の基礎からモデリング, 事前分布, MCMC, R で分析をする際のパッケージやプログラム例, マーケティングへの活用例などが説明されている。

## 2.2 商品の異質性に関する研究

消費者異質性の研究が多く行われている一方で、広範な商品について商品異質性を分析した研究はわずかである。前節で取り上げた研究の多くでは、消費者のブランド選択行動の理解を目的としているがゆえに、マーケットシェアなどで代表的な少数の商品に絞り込んだ分析を行っている。しかし、消費財を取扱う小売業では多数の商品を販売しており、その商品それぞれを理解する必要がある。そのため、広範な商品を分析対象とし、商品ごとの異質性を明らかにする分析も行われるべきであろう。

商品異質性を分析する方法としてはランダム効果を用いたものがあり、Ansari, Essegaier and Kohli (2000)が、映画コンテンツの異質性について階層ベイズモデルを用いて分析している。この研究は消費者異質性とコンテンツの異質性を同時に分析した論文でもあり、本論文に最も近い趣旨で行われた分析と思われる。Ansari, Essegaier and Kohli (2000)では、映画コンテンツに対する消費者評価に関する分析で、二種類の異質性を含む以下のモデルを用いている。

$$\begin{aligned}
 r_{ij} &= \mathbf{X}'_{ij}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{Z}'_i\boldsymbol{\gamma}_j + \mathbf{W}'_j\boldsymbol{\lambda}_i + e_{ij} \\
 e_{ij} &\sim N(0, \sigma^2) \\
 \boldsymbol{\lambda}_i &\sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda}), \boldsymbol{\gamma}_j \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Gamma})
 \end{aligned}
 \tag{2-11}$$

$$\left( \begin{array}{l}
 i: \text{消費者の番号}, j: \text{コンテンツの番号} \\
 r_{ij}: \text{消費者}i\text{のコンテンツ}j\text{に対する評価} \\
 \mathbf{X}_{ij}: \text{消費者とコンテンツの特性} \\
 \mathbf{Z}_i: \text{消費者の特性}, \mathbf{W}_j: \text{コンテンツの特性} \\
 \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\gamma}_j, \boldsymbol{\lambda}_i: \text{係数}, \varepsilon_{ij}: \text{誤差項} \\
 \boldsymbol{\Lambda}, \boldsymbol{\Gamma}: \text{分散共分散行列}
 \end{array} \right)$$

ここで $X_{ij}$ ,  $Z_i$ ,  $W_j$  は観測された値であり,  $\mu, \gamma_j, \lambda_i$  は推定するパラメータである. このモデルには, 消費者ごとに異なるランダム係数 $\lambda_i$ と, コンテンツごとに異なるランダム係数 $\gamma_j$ という二種類の異質性が含まれる. また, コンテンツの特性に対するランダム係数は消費者ごとに異質であり, 消費者特性に対するランダム係数はコンテンツごとに異質であるという点に特徴がある. このモデルは本論文で扱う項目反応モデルとは異なるが, 変数と係数の組み合わせ方は参考になるものである.

ところで, 本論文では消費者異質性と商品異質性を扱うが, それ以外の異質性も同様にモデリング可能である. 例えば照井 (2010)や田島・斎藤 (2012)は, 店舗間の異質性をランダム効果でモデリングしている. 本論文で扱うモデルとは直接は関係がないが, ランダム効果を用いた異質性の表現は多様な観点で利用できるといえる.

## 2.3 項目反応理論

### 2.3.1 項目反応理論の概要

ここでは, 項目反応理論についてのレビューを行うとともに, 理論の概説をする. 項目反応理論はテスト理論において発展したものであり, 豊田 (2002)や加藤・山田・川端 (2014)によると, Lord が 1952 年に著した“A theory of test scores”が源流である<sup>3</sup>.

項目反応理論を使用することには多くのメリットがあるが, その一つとして加藤・山田・川端 (2014)は, 「テストに含まれる項目の難しさと受験者の能力を別々に推定し, 同じ物差しの上で評価できる」ことを挙げている. テストで言うと, 受験者の得点は, テストの難しさに依存する. そのため, 例えば簡単なテストで 80 点であった受験者と, 難しいテストで 60 点であった受験者の能力を比較することは難しい. 一方で, 難しいテストであったかどうかの評価は, 受験者の能力に依存する. レベルの高い受験者集団で 6 割の正答率であったテストと, レベルが高くない受験者集団で 8 割の正答率であったテストで難しさを比較することは難しい. そのため, テストの難しさと受験者の能力を分けて推定する手法が求められる. 本研究ではこの理論を応用し, テストの難易度を商品特性に, 受験者の能力を消費者特性に置き換えることで, 商品異質性と消費者異質性を分析する.

Raykov and Calantone (2014)では, 項目反応理論を因子分析と一般化線形モデルの枠組

---

<sup>3</sup> 渡辺(1992)は項目反応理論の源流について, Richardson が 1936 年に Psychometrika 第 1 号に載せた “The relation between the difficulty and the differential validity of a test” までさかのぼっており, どの研究が端緒であるかの認識は分かれている. ただし豊田(2002)によると, 項目反応理論という言葉を始め用いたのは, 1976 年の Lord の講演であるという.

みで説明している。テスト理論でいうところの学力や、本研究の対象となる消費者特性は、直接観測できない潜在変数であり、潜在変数の推定にはしばしば因子分析が用いられる。クラシカルな線形因子分析モデルは、観測変数 $X$ が存在するとき、式(2-12)のように示される。

$$\begin{aligned} X_1 &= \mu_1 + a_{11}f_1 + a_{12}f_2 + \cdots a_{1m}f_m + u_1 \\ X_2 &= \mu_2 + a_{21}f_1 + a_{22}f_2 + \cdots a_{2m}f_m + u_1 \\ &\dots \\ X_p &= \mu_p + a_{p1}f_1 + a_{p2}f_2 + \cdots a_{pm}f_m + u_p \end{aligned} \tag{2-12}$$

ここで $f$ は潜在変数であり、観測変数 $X$ は、その背後にある観測できない共通因子 $f$ で説明されるというモデルである。 $a$ は因子が $X$ に与える影響の強さを表す値（因子負荷量）であり、 $u$ は誤差を表す。

一方、観測された説明変数と被説明変数の関係を表現するモデルとして、一般化線形モデルがある。以下では、久保 (2012)をもとに一般化線形モデルを概説する。一般化線形モデルは、リンク関数と線形予測子からデータを説明する統計モデルである。例えば、観測された変数 $Y$ と、 $X_1, X_2$ について

$$\log(Y) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \tag{2-13}$$

というモデルを設定する。 $\alpha$ は切片、 $\beta_1, \beta_2$ は回帰係数である。式(2-13)の右辺は $\alpha, \beta_1, \beta_2$ の線形結合であり、線形予測子と呼ばれる。また、式(2-13)は「 $Y$ の関数 = 線形予測子」となっており、このような式の左辺の関数をリンク関数と呼ぶ。上式の左辺は $Y$ の対数となっているため、これは対数リンク関数と言われる。

このようなリンク関数の一つに、ロジットリンク関数がある。ロジットリンク関数は、被説明変数が離散値の場合に用いられるリンク関数であり、式(2-14)の形をとる。

$$\text{logit}(Y) = \log \frac{Y}{1-Y} \tag{2-14}$$

ロジットリンク関数を用いたモデル  $\text{logit}(Y) = \beta_1 + \beta_2 X$  における、パラメータ $\beta_1, \beta_2$ と被説明変数の関係を図 2-1 に示す。二つの図それぞれで縦軸は被説明変数  $Y$ 、横軸

は説明変数  $X$  であり,  $\beta_1, \beta_2$  の値によって, その関係が変化することを示している. 大まかに言って,  $\beta_1$  を動かすと曲線が左右に移動し,  $\beta_2$  を動かすと曲線の傾きが変わることが分かる.

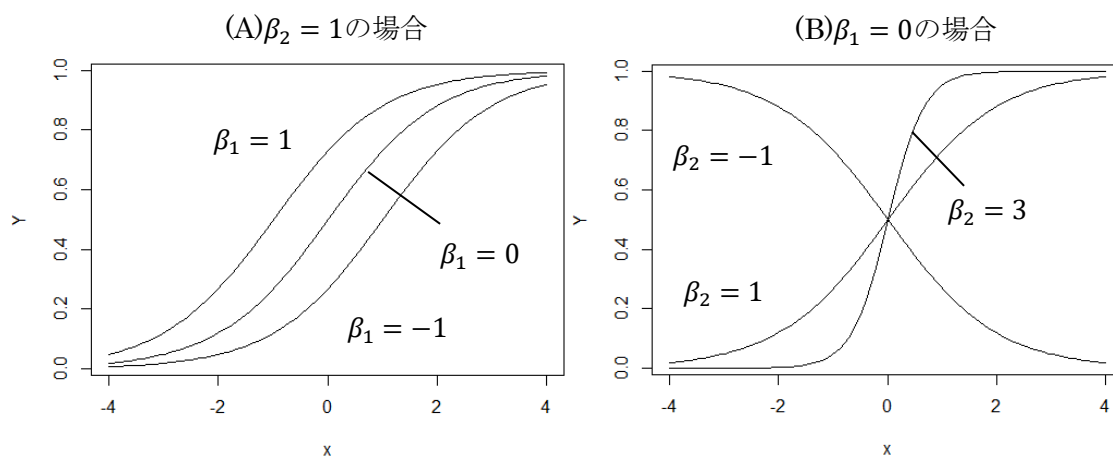


図 2-1 ロジットリンク関数の例

このようにロジットリンク関数を用いた因子分析の形が, 典型的な項目反応モデルである. 正解か不正解かといった二値データを取るテスト等に, このモデルが当てはめられる. Raykov and Calantone (2014)によれば, この因子分析モデルは, 式(2-15)のように表現される.

$$\begin{aligned}
 \text{logit}(X_1) &= \theta - b_1 \\
 \text{logit}(X_2) &= \theta - b_2 \\
 &\dots \\
 \text{logit}(X_p) &= \theta - b_p
 \end{aligned}
 \tag{2-15}$$

テストでいえば,  $X_p$  は問題  $p$  への正答確率であり,  $\theta$  と  $b_p$  の値によって変動する.  $\theta$  は回答者に固有の値で, 高いほど曲線が上方にあるため問題  $p$  に正答しやすくなる.  $b_p$  は問題ごとに一定の値であり, 高いほど曲線が下方にあるため問題  $p$  に正答しにくくなる.

なお, ロジットリンク関数を用いたモデル  $\text{logit}(Y) = z$  は, 式(2-16)のように書き換えることができる. 以下では表現のしやすさから, この形で項目反応理論のモデルを示すこともある.

$$Y = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (2-16)$$

上記のモデルは一般的な項目反応モデルの形であるが、豊田 (2013)では、マルチレベル化 (=階層化) した項目反応モデルを紹介している。階層化したモデルは近年研究が進んでおり、Fox and Glas (2001), Fox (2005, 2007)といった論文がある。階層化すべき問題の例として、多数の学校の学生が受けた試験が挙げられる。学生の能力は学校ごとにばらばらであり、全体として一つの分布を仮定するよりも、学校ごとに学生の能力の分布を考えた方が良いと思われる。また、学校ごとの学生の能力の平均にも分布を当てることが可能であろう。このような場合、2つの分布を混合した階層モデルとするべきである。豊田 (2013)の式で表現すると、まず項目反応理論のモデルとして、以下の式(2-17)があるとする。

$$Y = \frac{1}{1 + \exp(\theta_{ig} - b_j)} \quad (2-17)$$

$i$ は受験者を表すインデックス、 $g$ は学校を表すインデックスであり、 $\theta_{ig}$ は学校 $g$ に所属する受験者 $i$ の能力である。また、 $j$ はテスト項目を表すインデックスであり、 $b_j$ はテスト項目ごとの難易度である。項目反応モデルを用いることにより、受験者の能力は一人一人異なり、問題の難しさも一問ごとに異なることを表現している。ここで、 $\theta_{ig}$ は所属する学校 $g$ の平均的な能力を中心に正規分布しているとする。また、学校ごとの学生の能力の平均も正規分布しているとする。このとき $\theta_{ig}$ を、以下の式(2-18)のように階層化することができる。

$$\begin{aligned} \theta_{ig} &= \beta_g + \varepsilon_{ig} \\ \beta_g &= \tau + u_g \end{aligned} \quad (2-18)$$

ここで、受験者ごとの能力 $\theta_{ig}$ は、所属する学校の平均的な能力 $\beta_g$ を中心に誤差 $\varepsilon_{ig}$ で分布している。また、 $\beta_g$ は $\tau$ を平均として誤差 $u_g$ で分布している。このような階層モデルとすることにより、学校間の異質性を考慮しつつ、受験者の能力を測定することが可能になる。

階層化した項目反応モデルのパラメータ推定には、ベイズ法が使用できる。Fox and



Glas (2001)や Fox (2005)では, MCMC により, パラメータをベイズ推定している. また, Fox (2007)はパッケージを用いたパラメータ推定について述べている.

### 2.3.2 項目反応理論のマーケティングへの応用

前述の Raykov and Calantone (2014)は, マーケティング・サイエンスに関するジャーナルで, 項目反応理論を解説するとともに, マーケティング分野への適応可能性を説いたものである. 項目反応理論のマーケティングへの応用は未だ少なく, 今後の活用を提唱している.

項目反応理論をマーケティングに応用した研究として, 古くは Balasubramanian and Kamakura (1989)がある. これは, 消費者の態度を測定する調査において, 回答者に合わせた質問項目の選択ができない事が調査費用と回答者の負担を高めていると考え, それへの対応として項目反応モデルを適用することを議論している. Singh, Howell, and Rhoads (1990)も同様に, 回答者ごとに消費者調査の設問を変える手法について研究している. ここではシミュレーションスタディにおいて, 項目反応モデルの適応型テスト<sup>4</sup>を用いることで, 調査が上手く機能することを示している.

Srinivasan and Kapil (2005)は, one to one のクーポン配信のために, クーポンへの反応に項目反応モデルを用いた. この論文ではアンケート調査に項目反応モデルを適用しており, 式(2-17)における $\theta$ を消費者のクーポンへの反応のしやすさ,  $b$ をクーポンの魅力(の低さ),  $Y$ をクーポンの利用意図としてモデルを作成した. $\theta$ は消費者一人ごとに,  $b$ はクーポンの内容ごとに異なる値が推定される. この論文では $\theta$ と $b$ を同時推定しており, 本論文と近い趣旨で項目反応モデルを利用している.

マーケティングというより社会学的な内容になるが, Martijn, Benedict, and Fox (2007)は, 消費者行動研究に階層化した項目反応モデルを用いている. これは, 質問紙調査等で消費者行動を国際比較する際に, 国ごとに調査尺度への反応の仕方が異なる点に対応するために, 階層化したモデルにより複数国を分析しようと試みた論文である. ここでは, シミュレーションスタディを行ってモデルの検証を行うとともに, 実際のクロスナショナルな調査データを用いて消費者の規範的影響に対する感受性 (Consumer

---

<sup>4</sup> 適応型テストとは, 主にコンピュータ化されたテストにおいて受験者の回答パターンから, 適切な項目パラメータを持つ質問項目を出題するものである. 例えば, 能力の高い受験者には難しい問題を, 能力の低い受験者には易しめの問題を出題することにより, 受験者が難しすぎたり易しすぎたりする問題を解かなくてよくなり, 少ない問題数で効率的かつ正確に受験者の能力を測定できる(加藤・山田・川端 2014).

Susceptibility to Normative Influence) を分析している。パラメータの推定には、ギブスサンプリングとメトロポリスヘイスティングス法を合わせた MCMC を用いている。

日本においても、少数ながらマーケティングに項目反応モデルを用いた研究がある。守口 (1993)は項目反応モデルを用いて、消費者の価格反応の程度を分析した。また、価格と購買確率の関係は S 字型の曲線で示すことができ、価格プロモーションの効果はある程度以上の値引きで限界的な効果が弱まることを示している。秋山・尾崎・豊田 (2012)は、項目反応理論の連続反応モデルを用いた分析を行った。これにより、消費者別の価格反応度を求めている。阿部他 (2012)は、項目反応モデルによる顧客ロイヤルティの測定法を提案している。この研究では $\theta$ と $b$ の同時推定により、消費者ごとのロイヤルティと、店舗が顧客を引き寄せる能力を合わせて推定している。

## 2.4 残された課題の整理と本論文の課題設定

### 2.4.1 残された課題

以上が、本研究のメインテーマである消費者異質性、商品異質性と項目反応理論に関するレビューである。このそれぞれにおいて、未研究の課題が残されていると考えられる。

消費者異質性に関しては、複数の分析手法で多くの研究が行われている。2.1 節ではレビューの範囲を主に価格反応の消費者異質性に絞ったが、それ以外も含めると膨大な先行研究が存在する。ただし、多くの先行研究における価格反応は、ブランド選択モデルで推定されており、価格が変化したときのブランド選択の変わりやすさを示している。第1章でも述べたとおり、このような定義で推定されたパラメータは、メーカーにとっては売上に直結する重要なものであるが、小売業にとってはブランド選択の変化は売上との関係が薄く、興味の対象外である。また、メーカーにとっても価格プロモーションを行うには小売業へ企画提案をしなければならないため、商品カテゴリーの視点で消費者を分析する必要がある。そのため、ブランド選択ではなく、商品カテゴリーにおける購買生起に関するモデルも求められるだろう。

商品異質性に関しては、先行研究がわずかしか見られない。これもブランド選択モデルが多く用いられる現状における課題であり、モデルにおける選択肢として少数の商品が設定されており、多数の商品を対象に異質性がモデリングされることはほぼ無かった。しかし、実際には、消費財等の小売業は多数の商品を品揃えしている。そのため小売業の効果的な意思決定のためには、多数の商品をまとめて分析できるモデルを作ることが望まれるだろう。

項目反応理論はテスト理論において研究が進んでおり、マーケティングにおいても多くはないが先行研究が存在する。残された課題として、①意識に関する調査データを対象としており行動をモデリングできていないことと、②消費者と商品の特性を同時推定して同じ物差しの上で評価できるという項目反応理論の長所を活用できていないことが挙げられる。先行研究は、この一方もしくは両方にあてはまる。例えば①について、クーポンへの反応をモデリングした Srinivasan and Kapil (2005)は、クーポンは家への置忘れや店舗での使い忘れがあるため、行動ではなく利用意図を分析するに留まるとしている。しかし、意識と行動には齟齬が生じる恐れがあるため、可能であれば、意識に限らず行動を対象とした分析を行いたい。アンケート調査に限らず、近年広がりを見せている ID 付 POS データなどの行動データを積極的に利用すべきであろう。②については、Srinivasan and Kapil (2005)でも、消費者異質性と商品異質性の同時分析は行えておらず、数少ない研究として Ansari, Essegaiier and Kohli (2000)が消費者異質性と映画コンテンツの異質性を同時分析している。多くのマーケティングデータは多数の消費者と多数の商品を含むことから、消費者と商品それぞれの異質性を切り分けて分析できる項目反応理論のメリットを生かせるだろう。また、階層化した項目反応モデルはマーケティング分析に活用できていないが、マーケティングデータが階層性を持つこと（例えば商品分類は菓子、チョコレート、商品単品といった階層性がある）を考えると、この手法も適用していくべきであろう。

#### 2.4.2 本論文の課題設定

以上から、本研究ではまず第3章で商品異質性の分析を行い、その活用例を示す。その上で、行動データを用いて商品異質性と消費者異質性を同時分析する。この際に、小売業が利用したり、メーカーが小売業への提案に利用したりできるよう、ブランド選択ではなく購買生起を分析対象とする。第4章ではこのモデルを更に発展させ、購買生起に購買点数を加えて分析できるようにする。このモデルも、行動データから消費者異質性と商品異質性を同時に分析したものである。第5章では商品カテゴリーごとの異質性に注目した分析を行う。この際に利用するモデルは階層ベイズモデルとした項目反応モデルである。この研究では、消費者異質性を考慮しつつ商品カテゴリーごとの異質性を同時分析する。

#### 2.5 その他、本研究に関わる先行研究（非計画購買について）

以上が本論文のテーマに関する先行研究であるが、本章の最後に、第5章で分析する

非計画購買率に関する先行研究を簡単に整理しておく。非計画購買率とは、店舗で販売された商品のうち、消費者が来店時点では購買を予定していなかった商品の割合である(高橋 1991)。この値は商品カテゴリーごとに集計され、小売業の売場づくりに利用される(流通経済研究所 2016)。第 5 章では、商品カテゴリーごとの非計画購買率を推定する際に、消費者ごとの非計画購買しやすさを考慮する。

非計画購買に関する研究は古くから行われており、West (1951)が店頭調査により非計画購買の分析を実施している。また、高橋 (1991)や清水 (1993)によると、学術論文にはなっていないが、デュポン社が 1945 年には非計画購買率に関する調査を行っている。日本においては、大槻 (1980)が商品カテゴリーごとの非計画購買率を調査した。その後、流通経済研究所が継続して店頭調査を実施し、商品カテゴリーごとの非計画購買率を計算している(流通経済研究所 2016)。また、Kollat and Willett (1967)や Williams and Dardis (1972), Prasad (1975), Bellenger, Robertson, and Hirschman (1978), Cobb and Hoyer (1986), Park, Iyer, and Smith (1989)といった論文が非計画購買の規定要因や小売業態間比較を行っている。これらの研究によると、買物の量が多いことや、年齢や性別、人種、買い物の頻度、時間の制約などが非計画購買率に関わっている。ただし、年齢や性別に関しては、研究によっては非計画購買率との関係が有意となっておらず、不確かである。

近年でも非計画購買率に関する研究が発表され続けている。では、近年の研究はどのようなものなのであろうか。古くから続いているテーマであるため、近年の論文はそれぞれ独自の新規性を打ち出している。それらは大きく分けて、①消費者行動理論の適用、②最新のモデリング技術の適用、③過去にない消費者属性やマーケティングの影響分析に大別できる。①消費者行動理論の適用に関しては、Stilley, Inman and Wakefield (2010a, 2010b)が挙げられる。この二本の論文は、心理的財布と非計画購買の関係を分析したものである。また、Park, Kim and Forney (2005)は関与と非計画購買について研究している。②最新のモデリング技術の適用に関しては、Inman, Winer and Ferraro (2009)や Gilbride, Inman and Stilley (2015)がある。これらの研究では階層モデルを用いて非計画購買について分析したり、消費者特性と商品特性の相互作用を分析したりしている。③過去にない消費者属性やマーケティングの影響分析については多くの分析がある。例えば、文化(Kacen and Lee 2002)、買物同伴者(Luo 2005)、店舗内行動(Hui, Huang and Suher 2013)、店舗内クーポン(Heilman, Nakamoto and Rao 2002)、情報の表示(Peck and Childers 2006)、レコメンデーション(Hostler et al. 2011)などが挙げられる。

このように多くの研究が行われているが、いくつかの課題が残されている。まず、非

計画購買に関する調査の多くは消費者への店頭調査で行われるが、店頭調査では取得できるサンプルが少なく、購買されにくい商品カテゴリーでは推定の誤差が大きい。そのため、サンプルサイズが小さくても精度良く分析できる手法が求められる。また、商品カテゴリーごとの分析で消費者異質性を考慮できていないことも課題である。消費者異質性を考慮できていないことはバイアスを生む危険性を持つため、この点への対応が必要である。さらに、消費者分析の際に、商品カテゴリーの異質性を考慮できていない。階層モデルを用いた **Inman, Winer and Ferraro (2009)**では商品特性についてモデルに含んでいるが、商品カテゴリーの異質性を踏まえて消費者異質性を分析することはされていない。これらの問題に対応するために、新しいモデルが必要である。

### 3 商品異質性を考慮した消費者異質性分析

本論文のメインテーマである消費者異質性と商品異質性の同時分析を行う。本章では、まず前半の 3.1 節でコメを題材に商品異質性の分析を行い、複数商品を同時分析する意義を示す。そして後半の 3.2 節で項目反応モデルを用いて、商品異質性を考慮しつつ消費者異質性の分析を行う。前後半ともに、マーケティング変数として価格を用いて、実際の販売データによる分析を行う。また、提案する分析手法の実務への活用例を示す。この章で示す項目反応理論を用いた分析は、本論文の核となる研究手法である。

#### 3.1 商品異質性の分析

##### 3.1.1 はじめに

販売促進の活動においては、その効果を測定し、業務の効果を高めていくことが重要である。例えば、値引きや各種プロモーションの効果を測定できれば、適切なプロモーションを選択したり、値引きの程度を検討したりすることができる。特に価格に関しては、販売価格の低下や特売比率の上昇といった問題が起きており、いかに単価の減少を抑えるかが大きな課題となっている。Marn and Rosiello (1992)が、1%の価格改善が営業利益を 11.1%改善すると指摘しているように、価格改善には小売の利益拡大における大きなメリットが期待される。そのため、どの商品でも特売をするのではなく、特売の対象とするべき商品を見極めて絞り込み、過剰な特売を抑える必要がある。また、どの程度の値引率で特売を行うべきかについても、判断しなくてはならない。そこで、ここではスーパーマーケットで扱うコメカテゴリーを題材に、価格変更の影響について分析する。なお、本節では価格変更による需要や購買確率の変化の程度を「価格反応度」と呼ぶこととする。

コメの価格反応度の推定は一部で行われており、草刈 (1997)では食料需給表や家計調査を用いて、家計段階のコメ需要の価格弾力性（価格の変化率に対する需要の変化率の比率）を推定している。一方で、近年は小売業の POS データが整備され、集計の程度が低い大規模データを用いた精緻な分析が可能になっている。POS データを用いた価格弾力性の推定は多く行われており、商品ブランドの価格変動に対する当該ブランドの自己価格弾力性や、競合ブランドの価格変動に対する交差価格弾力性が推定されている (e.g. Bemmaor and Mouchoux 1991, 川村 1999, 福島・中谷・上田 2011)。

POS データを用いた研究の特徴として、先行研究ではいずれも商品レベルで価格反応度の推定を行っている。POS データは商品単品ごとの売上データであるため、商品レベルで価格分析を行うことが可能である。ただし、商品ごとの販売データは少数であり、

使用可能なデータが少ないという問題がある。例えば、一商品のデータを週ごとに取得した場合、一年間で 50 サンプル程度のデータにしかない。そのため推定の誤差が大きく、過誤を起こす恐れがある。本節ではこの問題に対して、商品異質性を考慮したモデルで複数商品のデータをまとめて分析し、多数のサンプルを用いることで対応することを提案する。また、本研究の対象であるコメは、商品ではなく商品カテゴリーであり、商品カテゴリーレベルでの価格反応度が必要になることがある。この値があれば、例えば出荷者や小売業は既存の POS データに含まれる商品の分析を都度行わなくても、ある程度の値引き効果の予測をすることができる。また、POS データを持たないコメの産地にも値引き効果の目安を提示できる。そこで本研究では、複数のコメ商品を含む POS データに商品異質性を考慮したモデルを適用し、コメカテゴリーの標準的な価格反応度と、商品ごとの価格反応度の推定を行う。

### 3.1.2 使用するデータ

分析に用いたデータは、公益財団法人流通経済研究所が保有する複数のスーパーマーケットの POS データであり、期間は 2017 年 1 月 9 日～12 月 24 日の 50 週間である。分析にあたっては、本データに含まれているコメの商品から、取扱店舗数が 5 店舗超あり、かつ最大売価から 5%以上の値引きで販売した実績がある商品を選定した。また、対象商品を 5 商品以上扱う店舗を選定し、56 商品 58 店舗を対象とした。データには週別商品別店舗別の販売点数、販売金額、当該週の店舗への来店客数が含まれている。

データは週×商品×店舗の組合せごとに 1 行としており、17,402 行から成る<sup>5</sup>。データの列は、店舗コード、週番号、販売金額、販売点数、平均単価（＝販売金額÷販売点数）、来店客数（＝店舗のレシート発行枚数）<sup>6</sup>である。平均単価は、商品や店舗ごとの価格水準の違いを揃えるために、価格掛率（店舗と商品の組み合わせごとの最も高い額を 1 とした指数）に変換して使用する。このデータの概要を表 3-1 に示す。来店客数は平均 14,657 人であり、1 日当たりとすると 2,000 人強になるため、食品スーパーにおける標準的な規模の店舗のデータといえる。販売点数は平均 9.88 点であり、週×商品×店舗の組合せごとに見ると、販売点数は少数であることが分かる。

<sup>5</sup> 店舗ごとに品ぞろえが異なるため、データの行数は週×商品×店舗の値よりも小さい。

<sup>6</sup> 来店客数は、週×店舗の組み合わせごとの値である。異なる商品であっても、週と店舗が同一であれば同じ値になる。

表 3-1 使用するデータの概要

	平均	標準偏差
販売点数(点)	9.88	14.39
価格掛率(値引き時以外も含む)	0.94	0.07
価格掛率(値引き時のみ)	0.91	0.07
来店客数(人)	14,657	8,060

### 3.1.3 分析モデル

POS データから価格反応度を推定する際には、以下 3-1 式のモデルを用いることが多い (c.f. 照井・佐藤 2013).

$$Y = \exp(a + b \cdot \ln P) \quad (3-1)$$

Y : 販売点数 P : 価格掛率(=1-値引き率)

a : 切片 b : 回帰係数

このモデルを、複数商品をまとめて分析するとともに、商品カテゴリーレベルでの分析ができるようにアレンジする。既存研究では商品カテゴリーレベルの価格反応度として、Stephen et al. (1995)が商品ごとに算出した価格弾力性を加重平均しているが、商品ごとのデータが少なく、推定が不安定となる問題は残る。そこでここでは、分析に階層モデルを用いる。階層モデルは多くの場合、分析対象とする個人や企業ごとに異なるパラメータを持たせるものである。このうちベイジアンモデリングによって、より複雑な構造をモデル化したものは階層ベイズモデルといわれる。階層モデルによって消費者ごとに価格弾力性が異なることを表現した先行研究は複数あり、非ベイズのモデルでは Gonul and Srinivasan (1993)や Klapper, Ebling and Temme (2005), 階層ベイズモデルには Allenby and Rossi (1998)や Chang, Siddarth and Weinberg (1999)がある。また、消費者ではなく店舗の異質性をモデリングしたものとして照井 (2010)や田島・斎藤 (2012)がある。異質性を考慮したモデルはパラメータ推定値のバイアスを抑制することができるとともに、商品別や店舗別の推定値をマーケティングに利用できる (c.f. Chintagunta, Jain, and Vilcassim 1991)。また、通常は消費者や店舗ごとのパラメータは正規分布に従うと仮定される。そのため正規分布の平均パラメータが得られ、全体の中で平均がどの程度で



あるかも求められる。これらを参考に、商品異質性を組み込んだモデルで、商品カテゴリーの標準的な価格反応度の推定も行う。

作成したモデルは、以下の階層ベイズポアソン回帰モデルである。ポアソン回帰としたのは、販売点数 $Y_{ijt}$ がカウントデータであり、その多くが 10 以下の小さな値をとるためである<sup>7</sup>。

$$\begin{aligned}
 Y_{ijt} &\sim \text{Poisson}(\lambda_{ijt}) \\
 \lambda_{ijt} &= \exp(\alpha_i + \beta_i * \ln P_{ijt}) * A_{jt} \\
 \alpha_i &= \gamma_\alpha + \varepsilon_{\alpha i} \\
 \beta_i &= \gamma_\beta + \varepsilon_{\beta i} \\
 \varepsilon_{\alpha i}, \varepsilon_{\beta i} &\sim \text{MVN}(0, \Sigma)
 \end{aligned}
 \tag{3-2}$$

- i : 商品 ID    j : 店舗 ID    t : 週番号
- $Y_{ijt}$  : 第 t 週の店舗 j における商品 i の販売点数
- $P_{ijt}$  : 第 t 週の店舗 j における商品 i の価格掛率
- $A_{jt}$  : 第 t 週の店舗 j の来店客数(発行レシート数)
- $\alpha_i$  : 商品 i 固有の切片     $\beta_i$  : 商品 i 固有の回帰係数
- $\gamma_\alpha$  :  $\alpha$  の固定効果     $\varepsilon_{\alpha i}$  :  $\alpha$  のランダム効果
- $\gamma_\beta$  :  $\beta$  の固定効果     $\varepsilon_{\beta i}$  :  $\beta$  のランダム効果
- $\Sigma$  :  $\varepsilon_{\alpha i}$  と  $\varepsilon_{\beta i}$  が従う分布の分散共分散行列

式(3-2)の切片 $\alpha_i$ と、価格掛率の対数の係数 $\beta_i$ は、全商品のベースラインである固定効果 $\gamma_\alpha$ ,  $\gamma_\beta$ と、各商品のベースラインからの乖離を表すランダム効果 $\varepsilon_{\alpha i}$ ,  $\varepsilon_{\beta i}$ から成る。 $\varepsilon_{\alpha i}$ と $\varepsilon_{\beta i}$ が相関を持つ可能性を考え、ランダム効果は二変量正規分布に従うものとした。また、販売点数は価格だけでなく、店舗への来店客数にも影響されると考えられる。そのため価格弾力性の推定では、来店客数を考慮するために目的変数を点数 PI (販売点数 / 来店客数\*1000) とすることがある。しかし、本研究では、点数 PI を用いて目的変数の分布が不明確になることを避けるため、佐藤 (2015)と同様に、来店客数をオフセット項とした。また、来店客数のオフセット項により、店舗の大きさの違いを考慮している。

ところで、このモデリングの目的は複数商品のデータから各商品の価格反応度を求め

<sup>7</sup> 17,402 行のデータのうち、12,905 行が販売点数 10 以下であった。

ることと、商品カテゴリーレベルの価格反応度を求めることであった。本モデルでは、価格反応度を表す $\beta_i$ が商品ごと異なり、それを固定効果とランダム効果で表現している。ここでは、 $\beta_i$ の値を各商品の価格反応度とみなし、固定効果 $\gamma_\beta$ の値を商品カテゴリーの価格反応度（複数のコメ商品の平均的な値）とみなす。

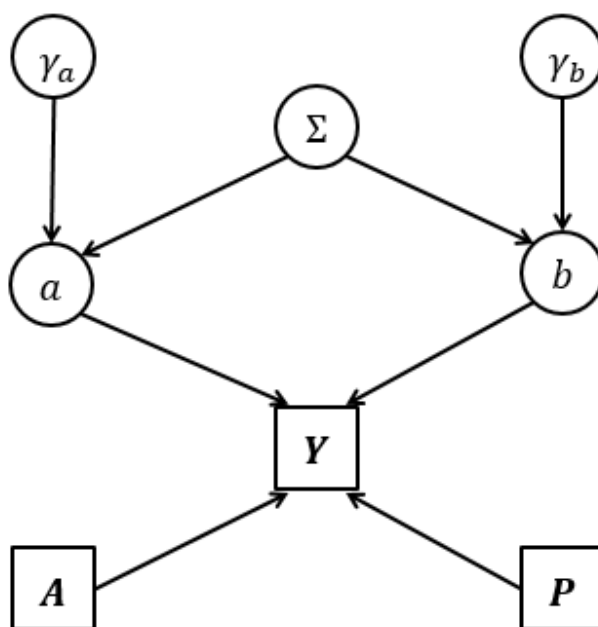


図 3-1 分析モデルの構造

本モデルの構造をグラフで表したものが図 3-1 である。図 3-1 において四角は観測値、丸は推定するパラメータを表す。目的変数である  $Y$  は、 $A$ 、 $P$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$  の値により定まる。そして $\alpha$ と $\beta$ の背後には、 $\gamma_\alpha$ 、 $\gamma_\beta$ 、 $\Sigma$ が存在しているという構造である。

### 3.1.4 パラメータの推定

パラメータの推定はベイズ推定により行う。ベイズ推定は、ベイズの定理に基づく推定方法であり、分布に関するベイズの定理は式(3-3)で示される。

$$f(\theta|x) = \frac{f(x|\theta)f(\theta)}{f(x)} \quad (3-3)$$

〔  $x$  : 分析に用いるデータ ,  $\theta$  : 推定するパラメータ 〕

ここで、 $f(\theta)$ は分析をする前に想定している $\theta$ の分布（事前分布）、 $f(x|\theta)$ は $\theta$ が与えられたときの $x$ の分布（尤度）であり、 $f(\theta|x)$ はデータ $x$ が与えられたときの $\theta$ の分布（事後分布）である。また、 $f(\theta|x)$ の分布を特徴づけるカーネルは

$$f(\theta|x) \propto f(x|\theta)f(\theta) \quad (3-4)$$

となる。つまり、推定するパラメータ $\theta$ の事後分布のカーネルが、事前分布と尤度の積から得られる。

ベイズ推定によるパラメータ推定の結果は分布として与えられるが、分布のままでは評価がしにくい。そこで、点推定の方法として事後期待値（EAP）を用いる。EAPは事後分布の期待値であり、式(3-5)で定義される。

$$\hat{\theta}_{eap} = \int \theta f(\theta|x) d\theta = \int \theta \frac{f(x|\theta)f(\theta)}{f(x)} d\theta \quad (3-5)$$

ただし、パラメータの数が少数であれば容易に積分できるが、多数のパラメータがある場合は積分計算が困難になる。そこで積分計算ではなく、事後分布に従う乱数を発生させ、その平均値をEAPとする。乱数発生には複数の手法があるが、事後分布が特定の分布に従わなくても乱数発生が可能であり、乱数が事後分布の形状に収束しやすいハミルトニアンモンテカルロ（HMC : Hamiltonian Monte Carlo）法を本論文では第3章から第5章までを通じて用いる。

式(3-2)のパラメータを推定するにあたり、推定するパラメータの同時事後分布を定式化する。同時事後分布はベイズの定理により、尤度と事前分布の積に比例する。式(3-2)のモデルでは、同時事後分布は以下のように表される。

$$\begin{aligned} & p(a_i, b_i, \gamma_a, \gamma_b, \Sigma | Y_{ijt}) \\ & \propto p(Y_{ijt} | a_i, b_i, \gamma_a, \gamma_b, \Sigma) p(a_i, b_i, \gamma_a, \gamma_b, \Sigma) \\ & = p(\gamma_a, \gamma_b, \Sigma) \prod_i \{ p(a_i, b_i | \gamma_a, \gamma_b, \Sigma) \prod_j \prod_t p(Y | a_i, b_i) \} \end{aligned} \quad (3-5)$$

式(3-5)の1行目と2行目はベイズの定理であり、1行目が同時事後分布、2行目が尤

度と事前分布の積である。3行目は2行目をより詳細に示したものである。

事前分布のうち、 $\gamma_\alpha$ ,  $\gamma_\beta$ ,  $\Sigma$ の分布は分析者が定める必要がある。事前分布は事後分布への影響を出来る限り抑えるよう、Rossi, Allenby, and McCulloch (2005)をもとに、以下のとおり散漫な事前分布を設定した。ここで  $d$  は次元数を表し、 $I$  は単位行列を指している。

$$\gamma_a \sim \text{Normal}(0,100)$$

$$\gamma_b \sim \text{Normal}(0,100)$$

$$\Sigma \sim \text{InvertedWishart}_{d=2}(5,5I)$$

HMC 法でのサンプリングを 15,000 回行い、そのうち前から 5,000 回を Warmup として削除した。収束判定には  $\hat{R}$  を用い、すべてのパラメータの  $\hat{R}$  が 1.1 以下となっていることで定常分布への収束を確認した (Gelman 1996, Brooks, and Gelman 1998)。また、主要なパラメータとして切片と価格反応度について、固定効果と、ランダム効果のバラつきを表す分散のトレースプロットを描いた (図 3-2)。この図からも、サンプルの収束が確認できる。

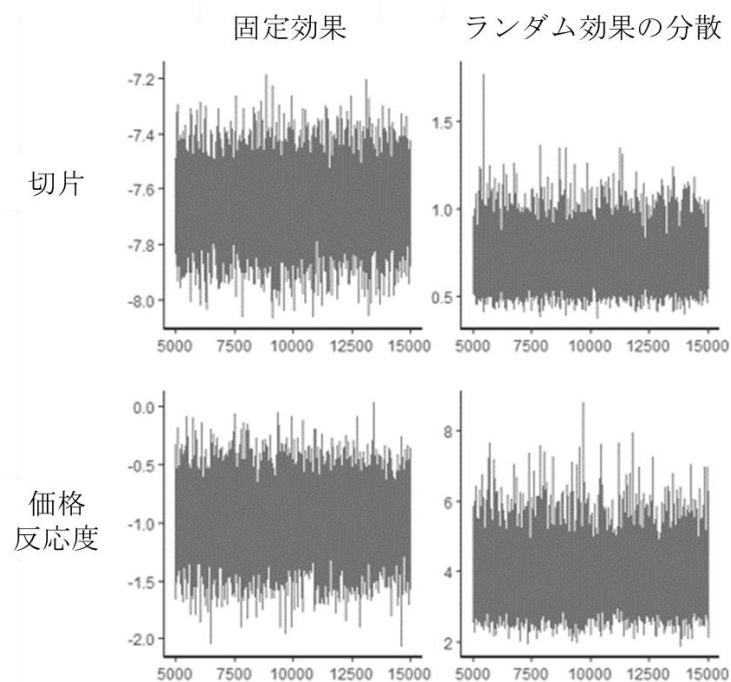


図 3-2 一部のパラメータのトレースプロット

図 3-3 は、 $\gamma_\beta$ の事後分布からの 10,000 回のサンプリングのヒストグラムである。その EAP (平均値) は-0.98 であった。既存研究では、コメは生活必需品であるため需要の価格弾力性が低いという考えされており (e.g. 草刈 1997, 田家 2015), 小売店頭における価格反応度も大きくないことが確認された。また、95%信用区間は、-1.55 から-0.40 であり、0 を含まない。そのためコメの価格反応度は小さいものの、負の値であるといえる。

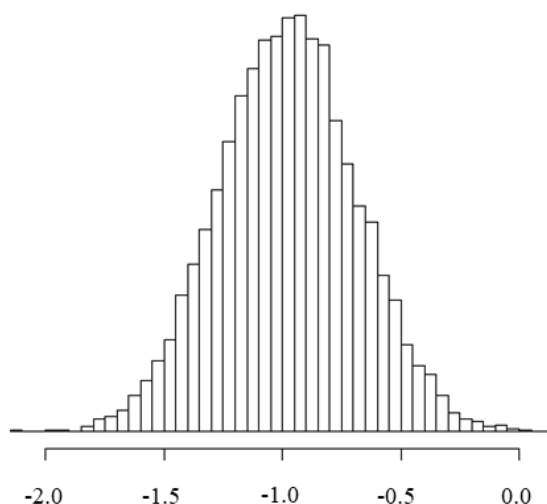


図 3-3  $\gamma_\beta$ の事後分布からのサンプリング結果

コメにおける平均的な価格反応度として $\gamma_\beta$ の値を求めるとともに、商品ごとの価格反応度を求めることも今回の目的である。図 3-4 は、分析対象 56 商品の価格反応度のヒストグラムである。56 商品それぞれの価格反応度について 10,000 回のサンプルがあり、そこから得られた EAP 推定値をヒストグラムにしている。全体として、概ね平均-0.98 の正規分布に従う形となっており、分散共分散行列から計算される標準偏差は 1.96 であった。商品ごとの値を見ると、一部の商品の価格反応度は、-4 より大きな値を取っており、コメの標準的な価格反応度は 0 に近い値であるが、値引きに適した商品が存在することが分かる。一方で、56 商品のうち約四分の一にあたる 15 商品は、事後分布の 95% 信用区間に 0 を含んでおり、価格変更の影響が有意ではない。この 15 商品については、値引きで購買点数を有意に高めることができないことから、値引きに適さない商品と考えるべきであろう。また、いくつかの商品は価格反応度が正となっている。これは消費者が、価格にほとんど反応しておらず、値引き時よりも通常売価時の販売点数が多くなったためと考えられる。さらに、価格反応度が正の値で 2 以上という商品が 2 品あり、そ

これは「ファイターズななつぼし5kg」と、「阿蘇ひとめぼれ5kg」であった。消費者の特別な愛着と結びついた商品や、被災地への応援といった意味を含む商品は、値引きと関係なく売れるという例だと考えられる。

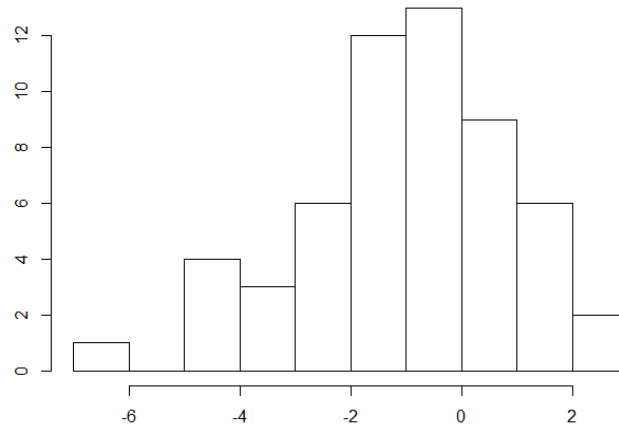


図 3-4 56 商品の価格反応度推定値のヒストグラム

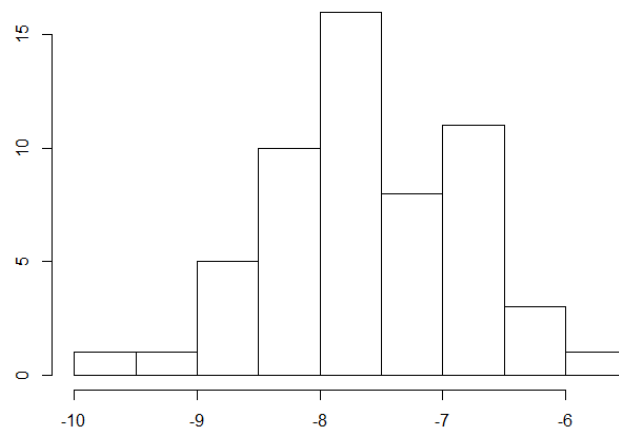


図 3-5 56 商品の切片のヒストグラム

ところで、マーケティング変数への反応ではないが、商品異質性を分析する上で、商品ごとの $\alpha_i$ の値も小売業の施策に有用である。 $\alpha_i$ は商品ごとの切片であり、値引きをしていない場合の売上水準を示していると解釈できる。そのため、価格変動を取り除いた純粋な販売力として評価でき、小売業が品ぞろえする商品を選定する際に活用できる。図 3-5 は、分析対象 56 商品の $\alpha_i$ のヒストグラムである。オフセット項の影響があるため全商品の値が負となっているが、値が大きい（絶対値で小さい）商品ほど、販売力が高い商品である。

なお、分散共分散行列から $\alpha_i$ と $\beta_i$ の相関係数を算出したところ、その値は0.15であった。商品の販売力と価格反応度の間には、目立った関係性はないといえる。

### 3.1.5 研究の意義と今後の課題

本節では階層ベイズポアソン回帰モデルにより、複数商品複数店舗のPOSデータから、コメについて商品ごとの価格反応度と、コメカテゴリーの平均的な価格反応度の値を推定することができた。この研究成果には、実務的な意義と学術的な意義の両方がある。

実務的な意義として、出荷業者の販売担当者にとっては、コメの価格反応度を知ることによって販売価格を計画できる。今回推定した値はコメの平均的な価格反応度の値であり、POSデータを持たない産地も参考にできるものである。小売業にとっては、商品ごとの価格反応度を推定できることで、特売対象商品が選定できる。今回用いたデータでは、約四分の一の商品で価格反応度の推定値が有意ではなく、このような商品は値引きの対象外とするべきであろう。また、本研究のモデルでの副次的な成果として、品ぞろえ商品の選定に活用できる情報を得ることができた。

学術的な意義としては、シンプルな階層ベイズモデルにより、複数の商品のデータを一括して分析できることを示した。この手法により、複数商品をまとめて扱うことができ、サンプルの少なさに対応できる。また、商品カテゴリーレベルでの平均的なパラメータを分析することが可能になる。今回の分析対象カテゴリーはコメであったが、コメに限らず幅広い品目で利用できるモデルである。

## 3.2 商品異質性を考慮した価格反応の消費者異質性分析

### 3.2.1 研究の目的と先行研究のレビュー

本節では、前節と同様に商品異質性をモデリングしつつ、消費者異質性を分析する。第1章で述べたように、近年はマス・マーケティングから、マイクロ・マーケティングに移行することが重要となり、さらには one to one マーケティングを行うことまで求められている。このようなマーケティングの例として、価格カスタマイゼーションがあげられる。価格変動によく反応する消費者（あるいは消費者セグメント）に集中して値引き資源を投入することで、売上の向上が期待できる。一方で、値引きに反応しない顧客には、余計な資源を投入しなくて済むといえる。そのため、価格に反応しやすい消費者を細かく絞り込んでカスタマイズをすることが、値引きを効率化し、過剰な値引きを抑えることにつながると考えられる。そこで本研究では、消費者ごとの価格反応の程度を推定するためのモデルを考案する。

なお、本節では消費者別のマーケティングを意識して、価格反応が消費者ごとに異なるものとしてモデリングする。しかし、前節と同様に商品ごとの施策を検討する目的で、価格反応が商品ごとに異なるというモデリングも可能である。この点は、分析時の目的次第である。

消費者別の価格反応に関する研究として、統計モデルによる分析が多く行われている。これは、近年になって大規模な消費者購買履歴データが整備されてきたことが一因として考えられる。また、Chintagunta, Jain, and Vilcassim (1991)などが指摘するように、消費者の異質性を無視するとパラメータ推定値にバイアスが生じることも、消費者異質性を分析する研究の蓄積につながっていると考えられる。

消費者異質性に関する統計モデルとして、大きく潜在クラスモデル、ランダム係数モデル、階層ベイズモデルが挙げられる。これらの手法を用いて、価格反応の消費者異質性について多くの研究が行われている（表 3-2）。

まず、潜在クラスモデルは、母集団の中に複数のセグメントが存在することを仮定したモデルであり、統計モデルに基づくセグメンテーション手法といえる。消費者の価格反応に関するモデルとしては、Kamakura and Russell (1989), Kamakura, Kim, and Lee (1996), Moon, Russell, and Duvvuri (2006), 寺本 (2009)といった研究がある。これらの研究では、参照価格の形成パターンやブランド・コミットメントなど様々な変数により消費者を分類し、セグメントごとに価格反応が異なることを示している。

潜在クラスモデルで消費者がセグメント分けできる一方で、消費者個別のパラメータを推定する手法として、ランダム係数モデルが広く用いられている。ランダム係数モデ



ルは、各パラメータのバラつきに確率分布を想定し、その分布の分散を推定するものである。消費者の価格反応に関する分析としては、Gonul and Srinivasan (1993), Klapper, Ebling, and Temme (2005), Casado and Ferrer (2013), Zenetti and Klapper (2016)といった研究がある。価格掛率や、参照価格と店頭価格の差に対する係数をランダム項とすることで、消費者ごとの価格反応が分析されている。

近年では、階層ベイズモデルが広く用いられている。階層ベイズモデルでは、最尤法等でランダム係数を推定するモデルと比べて、より複雑な消費者異質性の構造を分析可能である。また、異質性と共通性の間で情報量の振り分けを自動的に行うというメリットがある(照井 2008)。階層ベイズモデルを用いて、消費者別の価格反応を分析した研究として、Allenby and Rossi (1998), Chang, Siddarth, and Weinberg (1999), 阿部 (2005), Cakir and Balagtas (2014)などがある。これらの研究では、消費者ごとの価格反応の程度を求めるとともに、価格に反応しやすい消費者の属性や特徴を示したり、消費者別の最適な値引き幅を算出したりしている。

このように、消費者別の価格反応について既に多くの先行研究がある。ただし、多くの先行研究における価格反応は、ブランド選択モデルで推定されており、価格が変化したときのブランド選択の変わりやすさを示している。このような定義で推定されたパラメータは、メーカーにとっては売上に直結する重要なものである。しかし、小売業にとっては、ブランド選択の変化は売上との関係が薄く、興味の対象外である。また、メーカーにとっても価格プロモーションを行うには小売業へ企画提案をしなければならないため、商品カテゴリーの視点で消費者を分析する必要がある。そこで本研究では小売視点のマーケティングモデルとして、ブランド選択ではなく、購買生起確率への価格の影響を推定するモデルを作成する。また、多項ロジットモデルなどのブランド選択モデルは、少数のブランドのみを扱うことを想定したモデルである。これは、消費者の考慮集合が少数であることに依拠しており、実際に Hauser and Wernerfelt (1990)の整理では、消費財の考慮集合は2~7ブランド程度であることが示されている。しかし、Gensch and Soofi (1995)や Chiang, Chib, and Narasimhan (1999)の分析で示されているように、考慮集合は消費者ごとに異なるため、個人の考慮集合が少数であっても、多数の消費者について同時に分析をする際には、多数のブランドを扱う必要があるだろう。また、守口・坂巻 (1999)は、消費者のバラエティ・シーキングが強い場合には選択集合が広いことを示しており、この意味でも多数のブランドを扱う状況があると考えられる。そこで本研究では、多数のブランドを含めることが可能なモデルを作成する。

表 3-2 消費者の価格反応の異質性に関する先行研究

モデル	著者, 発行年	価格反応の異質性分析への適用
潜在クラスモデル	Kamakura and Russell (1989)	マーケティング分野への潜在クラスモデルの適用を提唱し, 消費者セグメントごとに価格反応が異なることを示した
	Kamakura, Kim, and Lee (1996)	ネステッド・ロジットモデルを潜在クラスモデルとし, ブランド選択過程で分類したセグメントごとの価格反応の違いを分析
	Moon, Russell and Duvvuri (2006)	参照価格の形成パターンによって消費者をセグメンテーションし, 価格への反応が大きいセグメントを示した
	寺本 (2009)	潜在クラスモデルにより, ブランド・コミットメントの強い消費者セグメントは値引きにあまり反応しないことを示した
ランダム係数モデル	Gonul and Srinivasan (1993)	価格とクーポンに対する係数をランダム項として, 価格に反応しやすい消費者はクーポンにも反応しやすいことを示した
	Klapper, Ebling, and Temme (2005)	参照価格を組み込んだモデルにランダム項を設け, 店頭価格と参照価格の差への反応が消費者によって異なることを分析
	Casado and Ferrer (2013)	参照価格と店頭価格の差が価格閾値を超えると価格弾力性が異なることを示した研究で, ランダム係数モデルを使用
	Zenetti and Klapper (2016)	消費者の効用を, ブランドごとに固定された部分と, 価格など消費者ごとに異なる反応に分けたモデルで広告効果を測定
階層ベイズモデル	Allenby and Rossi (1998)	消費者ごとの価格反応パラメータを求めるとともに, 収益関数を用いることによって, 消費者別の最適な値引き幅を算出
	Chang, Siddarth, and Weinberg (1999)	シミュレーション研究を行い, 価格反応などのパラメータについて, 階層ベイズモデルが精度よく推定できることを示した
	阿部 (2005)	価格掛率に対する係数が家計によって異なるモデルをベイズ推定するとともに, 期待収益を最大化する方法を検討
	Cakir and Balagtas (2014)	ブランド選択モデルを階層ベイズモデル化し, 容量変更の弾力性が価格変更の弾力性よりも小さいことを示した

以上の問題意識から、本研究では二項ロジットモデルをベースにモデルを作成する。二項ロジットモデルであれば、価格の変化によって、消費者の購買生起確率が変わることを表現できる。ただし、二項ロジットモデルは、通常は商品単品の分析に用いるものである。一方で、商品カテゴリの中には多様な商品が含まれており、商品ごとにそれぞれ売れ行きは異なる。そのため、消費者の価格反応の異質性を分析するにあたって、商品異質性についても同時に扱う必要がある。

### 3.2.2 使用するデータ

本研究では、関東で展開する食品スーパーマーケットチェーン3店舗のID付POSデータを用いた。ID付POSデータからは、以下の手順で250人50商品のデータセットを作成した。まず分析対象カテゴリとして、消費者の考慮集合が広いと思われる「菓子」を選択した。また、2016年4～6月の10週間を対象に、通常売価（＝期間中最大売価）から10%以上の値引き実績がある商品に限定した。これは、消費者の価格変動への反応を分析するという目的に合わせた判断である。さらに、販売期間が短い新商品などを除外し、その中から売上上位50アイテムを選定した。対象消費者の選定では、期間中毎週来店<sup>8</sup>しており、分析期間中に上記アイテムについて10件以上の購買がある消費者を選定した。これは、現在のマーケティングにおいて優良顧客への対応が重要になっていることが理由である。また、本研究では消費者が分析対象商品の価格を認識していることが前提となっているため、対象とする消費者を期間中毎週来店している者に限定している。このように作成したデータは、毎週来店者のみを対象としている点で、限定的なものである。しかし一方で、分析対象とする消費者全員について、対象とした全商品全期間の購買データが含まれる。そのため、毎週来店する優良な顧客の行動について詳細に分析することができる。

以上の分析対象について、購買データ、価格掛率データ、消費者属性データの3つのデータを作成した。購買データは、250人・50商品・10週間の全組み合わせについて、購買時を1、非購買時を0とした二値データである。価格掛率データは、購買データと同じ組み合わせについて価格掛率を記載したものである。分析対象3店舗それぞれで各商品の期間中最大売価を求め、それを元に価格掛率を計算した。非購買時の価格掛率には、当該消費者が利用する店舗における、購買者の価格掛率を用いる。消費者属性デー

---

<sup>8</sup> ここで毎週来店とは、毎週一度はに限らず何かしらの買物をして会員カードを提示していることを指す。

タは、性別フラグ（男性=1）と高齢者フラグ（60歳以上=1）から成る。

作成したデータの概要を表 3-3 に示す。すべての消費者・商品・期間の組合せでデータセットを作成したとき、購買の割合は 2.6%と少数となった。購買時の平均値引き率は 5.4%（値引き時だけでなく通常売価時を含む値）であり、最も値引きされた場合の値引き率は 38.3%となっている。

表 3-3 使用するデータの概要

レコード数	250 人×50 商品×10 週間=125,000 レコード
購買の割合	3,208 / 125,000 = 2.6%
値引き率	平均 5.4%，最大 38.3%
男性の割合	49 / 250 = 19.6%
高齢者の割合	89 / 250 = 35.6%

### 3.2.3 分析モデル

本研究では、二項ロジットモデルをベースとして、ランダム係数を用いて消費者ごとの価格反応が異なることを表現したモデルを作成する。ただし、複数の商品を含む ID 付 POS データに、価格反応の消費者異質性だけを考慮したモデルを当てても、当てはまりは良くない恐れがある。使用するデータには 50 商品が含まれており、各商品で売上の水準が異なるためである。また、消費者ごとの購買力の水準にも異質性があるだろう。そのため価格反応の消費者異質性を分析するモデルの中で、切片部分に商品異質性と消費者異質性を組み込んで同時分析をする。このような点を考慮したモデルとして、最もシンプルなもの、以下の式(3-6)のように表される。

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(a_i + \gamma_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j)} \quad (3-6)$$

ここで、添え字 i は消費者 ID、j は商品 ID、t は時点を表しており、 $P_{ijt}$  は消費者 i が商品 j を時点 t に購買する確率である。 $\text{Price}_{jt}$  は価格掛率であり、その係数  $\gamma_i$  は消費者ごとの価格反応の大きさを表す。また、 $a_i$  と  $b_j$  はそれぞれランダム切片であり、消費者ごとの購買力の違いと、商品ごとの販売力の違いを表す。式(3-6)は、添え字が異なる二つのランダム切片を持った二項ロジットモデルであり、項目反応モデルの形となっている。

このモデルは、どのような解釈ができるものだろうか。南風原 (1991)は、項目反応理論をテストに用いた場合に、以下の2通りの解釈ができるとしている。

- (1) 特性値が  $\theta$  である個々の被験者の正答確率とする解釈
- (2) 特性値が  $\theta$  である被験者母集団における正答者の比率とする解釈

このうち (1)の解釈は、迷路を解かせる知能テストのように正答確率が 0.5 や 0.6 といった中間的な値を取りうる場合に適しており、(2)の解釈は、知識を問う問題のように正解か不正解かが明確に分かれる場合に適するとされている。そのため購買行動に項目反応理論を適用する場合は、(1)の解釈とする方が自然であろう。ここで、(1)の解釈における被験者の正答確率というのは、ある被験者が特定の問題を一回解く場合に正答する確率ではなく、「その被験者に当該の項目による測定を繰り返した場合の正答確率のこと」である。そのため、本研究のモデル解釈においても、 $P$ は購買機会ごとの購買確率というよりは、同様の状況が複数回あったときに購買が生じる割合と解釈できる。

なお、南風原 (1991)は、「(1)の解釈が成り立てば(2)の解釈も当然成り立つことになるから、(2)の解釈の方がより一般的で無理のない解釈といえる」としている。そのため(2)の解釈に立つこともできるが、その場合も本研究の $P$ は、特定の消費者と商品による一回の購買機会における購買確率ではない。どちらの解釈でも、複数回や複数人の購買機会における購買の割合と理解するべきであろう。

このモデルに、消費者属性等の他の説明変数を加えて分析を行う。他の変数を考慮すると、本研究で作成するモデルは以下のように表される。

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(X'_{jt}\gamma_i + Z'_i\tau_j)} \quad (3-7)$$

$$\gamma_i \sim MVN(\bar{\gamma}, \Gamma) \quad \tau_j \sim MVN(\bar{\tau}, T)$$

$X_{jt}$ は商品特性のベクトルであり、 $\gamma_i$ は商品特性への消費者別係数と消費者別切片である。  $Z_i$ は消費者特性のベクトルであり、 $\tau_j$ は消費者特性への商品別係数と商品別切片である<sup>9</sup>。消費者のパラメータと商品のパラメータは、それぞれ多変量正規分布に従うものとしており、 $\bar{\gamma}$ と $\bar{\tau}$ は固定効果のベクトル、 $\Gamma$ と $T$ は分散共分散行列である<sup>10</sup>。

<sup>9</sup> 消費者別切片と商品別切片は、常に 1 の値である変数に対する係数としてモデルに組み込んでいる。

<sup>10</sup> 商品特性の係数は消費者ごとに、消費者特性の係数は商品ごとに異なっており、それぞれに多変量正規分布を仮定する構造は、Ansari, Essegaier, and Kohli(2000)を参考としている。

図 3-6 は、式(3-7)のモデルを図示したものである。観測される購買データの背後には購買確率 $P_{ijt}$ があり、消費者パラメータ $\gamma_i$ は商品変数 $X_{jt}$ とともに、商品パラメータ $\tau_j$ は消費者変数 $Z_i$ とともに、購買確率 $P_{ijt}$ に影響しているという構造である。また、消費者パラメータ $\gamma_i$ は $\bar{\gamma}, \Gamma$ 、商品パラメータ $\tau_j$ は $\bar{\tau}, T$ をパラメータに持つ多変量正規分布に従う。

本研究では、変数と係数の設定が異なる六種類のモデルを作成し、比較を行う。モデル比較を行う目的は、消費者異質性と商品異質性の両方を組み込んだモデルが、消費者行動の分析に優れているかどうかを確認することである。六種類のモデルの一覧を表 3-4 に示す。

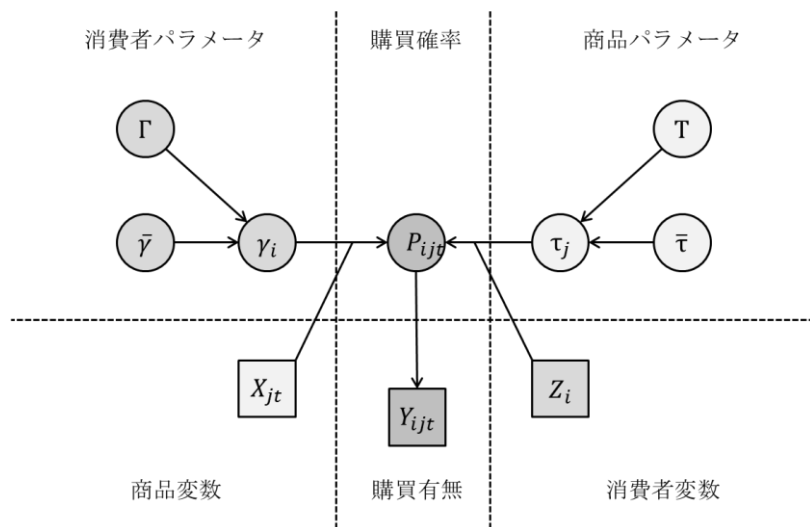


図 3-6 提案モデルの構造

※丸はパラメータ，四角は観測値を表す

表 3-4 比較モデルの係数と変数

モデル 番号	消費者係数 (商品変数)		商品係数 (消費者変数)		
	消費者切片	価格掛率	商品切片	性別ダミー	高齢ダミー
モデル 1	○	○	-	-	-
モデル 2	-	○	○	-	-
モデル 3	○	○	○	-	-
モデル 4	○	○	○	○	-
モデル 5	○	○	○	-	○
モデル 6	○	○	○	○	○

消費者別の価格反応を分析することが研究目的であるため、いずれのモデルにも価格掛率と、そのランダム係数は含まれている。モデル1は消費者異質性のみを組み込んだモデルであり、商品異質性を考慮しない二項ロジットモデルを、商品カテゴリーレベルのデータにあてはめることを意味する。モデル2は商品ごとに異なる切片を持つモデルであり、式(3-7)でいえば $\gamma_i$ には価格掛率の係数のみ、 $\tau_j$ には商品切片のみが含まれる。モデル3はモデル2に加えて消費者ごとに異なる切片を持つモデルであり、式(3-6)に該当する。モデル3は、商品の販売力と消費者の購買力の水準が、それぞれ異質であることを考慮したものである。モデル4~6は、モデル3に消費者変数を追加したモデルであり、式(3-7)の $Z_i\tau_j$ に消費者変数と、商品ごとに異なるランダム係数を加えたものである。

モデル比較は、Watanabe (2010)によって提唱された情報量基準の一種である WAIC により行う。WAIC は MCMC の結果から算出できる指標であり、他の情報量基準と同様に値が小さいほど予測に優れたモデルと評価できる。本研究で用いる WAIC は Vehtari, Gelman, and Gabry (2017)の方法で算出しており、AIC とスケールを合わせたものである。もし、商品異質性と消費者異質性の両方を考慮することが消費者行動の予測に適しているならば、比較モデルのうちモデル3~6のいずれかが選択されることになる。

### 3.2.4 パラメータ推定

本研究では、ベイズ推定によってパラメータを求める。まず事前分布として、Rossi, Allenby, McCulloch (2005) と照井 (2008,2010)をもとに散漫な分布を設定した。各パラメータの固定効果 $\bar{\gamma}, \bar{\tau}$ についてはそれぞれ Normal (0,100)、分散共分散行列 $\Gamma, T$ については、それぞれIW ( $\nu, \nu I$ )とした。ここで IW は逆ウィシャート分布、 $\nu$ は係数の次元数+3、Iは単位行列である。二項ロジットモデルであるため、尤度は以下のように表される。

$$L = \prod_i \prod_j \prod_t \{ P^{Y_{ijt}} * (1-P)^{1-Y_{ijt}} \} \quad (3-8)$$

$$Y_{ijt} = \begin{cases} 1 & \text{(購買時)} \\ 0 & \text{(非購買時)} \end{cases}$$

パラメータの事後分布は HMC 法による MCMC で求め、3-1 節と同様に EAP を点推定値とした。

ところで、二種類の切片をもつモデル3~6は、そのままでは識別できないモデルである。最もシンプルなモデルを例にとると、モデル3は以下のように表される(説明の

都合により  $b_j$  の符号を負としている).

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(a_i + \gamma_i * \ln(\text{Price}_{jt}) - b_j)} \quad (3-9)$$

ここで,  $c$  を定数として  $A_i = a_i + c$ ,  $B_j = b_j + c$  とする. このとき,  $c$  の値に関わらず, 式(3-9)と式(3-10)は同じ購買確率を表す.

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(A_i + \gamma_i * \ln(\text{Price}_{jt}) - B_j)} \quad (3-10)$$

つまり, すべての消費者の消費者切片と, すべての商品の商品切片に  $c$  を加えた場合でも, 購買確率が変化しない. そのため, このモデルは  $a_i$  と  $b_j$  の位置に関して識別性のないモデルといえる.

そこでこの問題の解決策として,  $a_i$  の固定効果の部分を  $0$  に固定する. こうすることで位置が定まり, パラメータが一意に推定される. この方法は, 項目反応モデルで  $P_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(\theta_i - b_j)}$  を推定する際に,  $\theta_i$  の分布に標準正規分布を仮定するという知見を活用したものである (加藤・山田・川端 2014).

### 3.2.5 モデル選択と収束判定

実際に推定した結果から WAIC の値を算出し, モデルを評価した (表 3-5).

表 3-5 モデル比較の結果

モデル番号	WAIC
モデル 1	29,463
モデル 2	28,904
モデル 3	28,893
モデル 4	28,752
モデル 5	28,800
モデル 6	28,771



まず、モデル1とモデル2に比べて、モデル3の値が小さくなった。これは、ランダム切片として消費者異質性と商品異質性の両方を組み込むことで、モデルの予測力を高められたことを示す。モデル3とモデル4を比較すると、モデル4の値が小さい。これは、男性に購買されやすい商品と女性に購買されやすい商品を区別することが、菓子の購買予測に有用であるためと考えられる。一方で、高齢ダミーを入れることは、性別ダミーと比べて予測力を向上させられなかった<sup>11</sup>。全体として、最もWAICが低くなったモデルは、モデル3に消費者属性として性別ダミーのみを加えたモデル4であった。

モデル4は、以下の式で示される<sup>12</sup>。

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(a_i + \gamma_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + \tau_j * \text{Gender}_i + b_j)} \quad (3-11)$$

ここで、Gender<sub>i</sub>は男性の場合1、女性の場合0をとるデータである。τ<sub>j</sub>は、商品ごとの男性からの買われやすさを表していると解釈できる。以下ではモデル4についてのみ、推定結果を記載する。

続いて、MCMCの収束状況について示す<sup>13</sup>。図3-7は、主要なパラメータについてのMCMCのトレースプロットである。モデル4におけるパラメータは消費者切片、消費者係数、商品切片、商品係数が一種類ずつであり、それぞれがランダム切片もしくはランダム係数となっている。図3-7のトレースプロットは、四種類のパラメータに関する

<sup>11</sup> 年齢に関しては、高齢ダミーではなく年齢の対数を説明変数に使用した分析も行った（今回使用したデータは年齢を5歳刻みにしたカテゴリカルデータであるため、正確には各年齢区分の中央となる年齢を使用した）。結果として、係数の固定効果が0.05と小さく95%信用区間に0を含むことから、平均的な係数の商品では、年齢と購買確率の間に単調な関係があるとはいえなかった。また、WAICの値も28,802となり、高齢ダミーの場合とほぼ同程度であった。分析対象が菓子であるため、消費者属性についてはより若年で年齢を区別したり、未既婚などのライフステージに関する変数を用いたりすることも検討が必要であろう。

<sup>12</sup> このモデルは項目反応モデルではないように見えるが、以下のように式に書き換えると、項目反応モデルの形をしていることが分かる。

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(a_i + b_j)}$$

$$a_i = \gamma_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + \varepsilon_i \quad b_j = \tau_j * \text{Gender}_i + \varepsilon_j$$

<sup>13</sup> 実際の分析においては、モデル比較の前に六種類のモデルすべてで、 $\hat{R}$ により全パラメータの収束を確認している。

固定効果，ランダム効果のバラつきを表す分散，無作為に取り出した1消費者（もしくは1商品）の値について示している．MCMCはサンプリング回数を10,000回，バーンイン期間を5,000回としており，図3-7にはバーンイン期間後のみを示している．消費者切片の固定効果は0に固定されているが，他のパラメータはいずれも収束していることが確認できる．また，収束判定指標 $\hat{R}$ が全パラメータで1.1となっていることから，収束を確認した（Gelman 1996, Brooks, and Gelman 1998）．

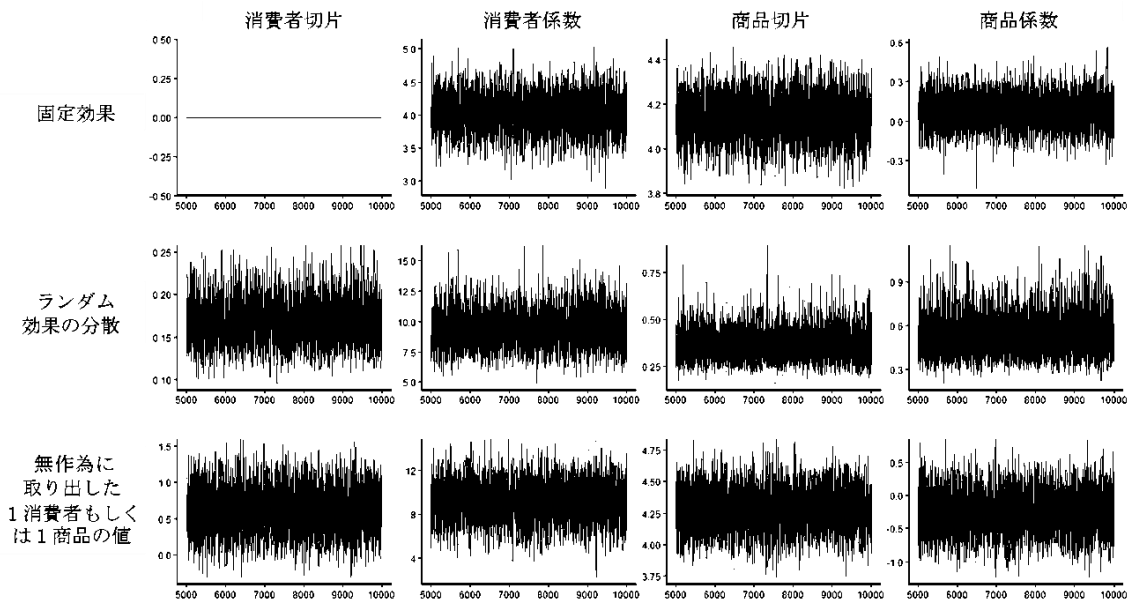


図 3-7 主要なパラメータのトレースプロット

### 3.2.6 消費者別の価格弾力性

パラメータの推定結果から，本研究の主目的である消費者ごとの価格弾力性が算出できる．二項ロジットモデルに類するモデルから，価格の変化率に対する購買確率の変化率という定義で価格弾力性を算出した例として，守口（1993）がある．本研究においても守口（1993）と同様の定義で価格弾力性  $\eta_{ij}$  を算出する．ここで， $Z = a_i + \gamma_i \ln(\text{Price}_j) + \tau_j \text{Gender}_i + b_j$  とすると，次の式(3-12)のように計算できる．

$$\begin{aligned}
\eta_{ij} &= \frac{\frac{\partial P_{ij}}{P_{ij}}}{\frac{\partial \text{Price}_j}{\text{Price}_j}} = \frac{\partial P_{ij}}{\partial \text{Price}_j} * \frac{\text{Price}_j}{P_{ij}} \\
&= \frac{\partial P_{ij}}{\partial(1+\exp(Z))} * \frac{\partial(1+\exp(Z))}{\partial Z} * \frac{\partial Z}{\partial \text{Price}_j} * \frac{\text{Price}_j}{P_{ij}} \quad (3-12) \\
&= \frac{-\gamma_i * \text{Price}_j^{-1} * \exp(Z)}{1+\exp(Z)} \\
&= -\gamma_i * \text{Price}_j^{-1} * (1-P_{ij})
\end{aligned}$$

このようにシンプルな形で価格弾力性を算出できるが、式には $P_{ij}$ が含まれるため、3-1節と異なり、商品によって価格弾力性は異なる式となっている。そこで本研究では、商品パラメータの固定効果を、カテゴリーに含まれる商品の標準的な値と見なし、計算に用いる。そのため、この価格弾力性は、商品カテゴリーにおける平均的な商品に対する価格弾力性といえる。また、式には $\text{Price}_j$ が含まれるため値引き水準ごとに価格弾力性を求める必要がある。ただし、値引き水準によって価格弾力性の値は異なるが、消費者間の序列が変わることはほぼない。

図 3-8 は、価格掛率 1 の場合と価格掛率 0.8 の場合における、消費者ごとの価格弾力性のヒストグラムである。いずれの場合も、価格弾力性の推定値はほぼ 0 から -10 までの値に収まっている。この値の大きさは、商品ごとに価格弾力性を推定した先行研究 (e.g., Bemmaor and Mouchoux 1991) と同程度である。一方、価格弾力性が正の値となった消費者も、数名存在する。これは、通常売価時に値引き時よりも多く購買している消費者で生じる値であり、価格に無関心な消費者といえる。ブランド選択モデルによる研究の場合でも、阿部 (2005) で 200 名中 3 名の値が正となるなど同様の結果となっている。

前述のとおり、価格プロモーションを効率的に行うためには、価格弾力性の大きい消費者を対象とすることが望ましい。また、価格弾力性が小さい消費者には価格プロモーションを控えることで、過剰な値引きを抑えることができる。それこそ、価格弾力性が 0 近辺の価格に無反応な消費者が、無意識に特売商品を買うようなことは避けなければならない。そのため本研究の成果は、価格プロモーションの対象とする消費者を絞り込み、効率化をすることに利用できる。価格弾力性が大きくない消費者に対しては、他の商品カテゴリーでの価格プロモーションや、価格以外のマーケティング施策を検討するべきであろう。

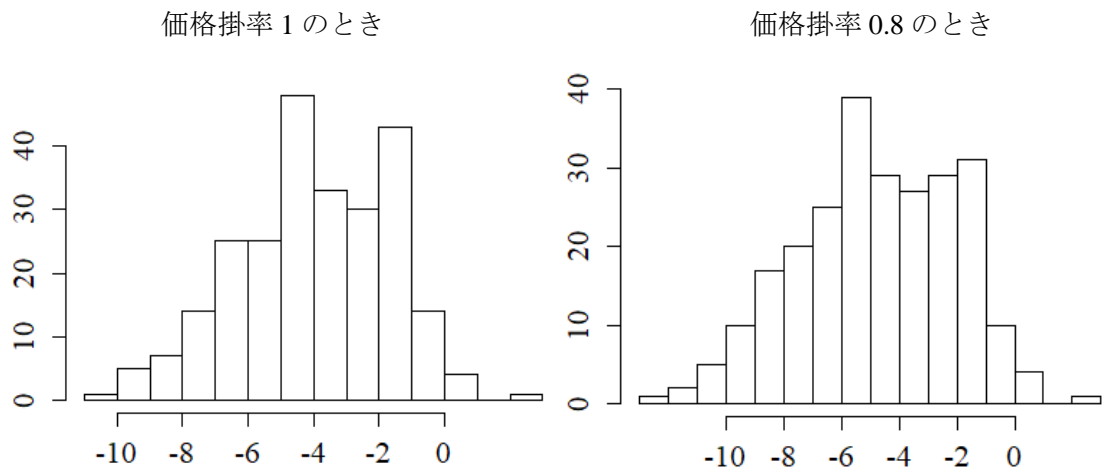


図 3-8 消費者ごとの価格弾力性のヒストグラム

### 3.2.7 商品力の評価

式(3-11)のモデルにおいても、3.1 節のモデル式(3-2)と同様に商品力の評価を行うことができる。3.1 節では値引きの影響を除いた商品力を分析したが、ここでは、値引きの影響に加えて消費者異質性を考慮して商品力を評価できる、以下では、商品ごとに推定される商品切片 $b_j$ について見ていく。

式(3-11)をみると、 $a_i = 0$  (固定効果の値) で価格掛率が 1 のときの女性の購買確率が  $1/1 + \exp(b_j)$  となる。そのため商品切片 $b_j$ は、その値が大きいほど購買確率が低くなることから、商品の販売力の低さを表すと解釈できる。そのため図 3-9 に示すように、販売数 (購買データで購買が生じていた件数) と負の相関がある。また、価格掛率が 1 の場合の値であることから、値引きの影響を除いた販売力と見ることができる。

ここで、例えば図 3-9 で矢印を付けた商品は、販売数では 50 商品中 10 位以内に入るにもかかわらず、商品切片の値は 2 番目に大きい (販売力が低い)。この商品について確認してみると、販売時の平均値引き率が 31.5%であった。表 3-3 使用するデータの概要に示したように、使用データの値引き率は平均 5.4%、最大 38.3%であるため、この値は大きいといえる。つまり、この商品は販売数が多いが、その販売の多くは特売で生じており、値引きの影響を考慮した販売力は低いと評価されたのである。

この結果は、小売業のマーチャндаイジングにおいて有用なものである。小売業が POS データから品ぞろえを検討する際、多くの場合売上ランキングが用いられる (流通経済研究所 2016)。しかし、特売依存で本来は販売力が低い商品であっても、売上

ランキングによる評価では上位に来てしまう．一方で，本研究の商品切片を用いれば，値引きの影響を考慮して商品の販売力を評価できる．図 3-9 で矢印を付けた商品などはカットして取扱商品を入れ替え，値引きの原資を他の商品に振り替えることで，カテゴリーの売上増と過剰な値引きの抑制が期待できるだろう．

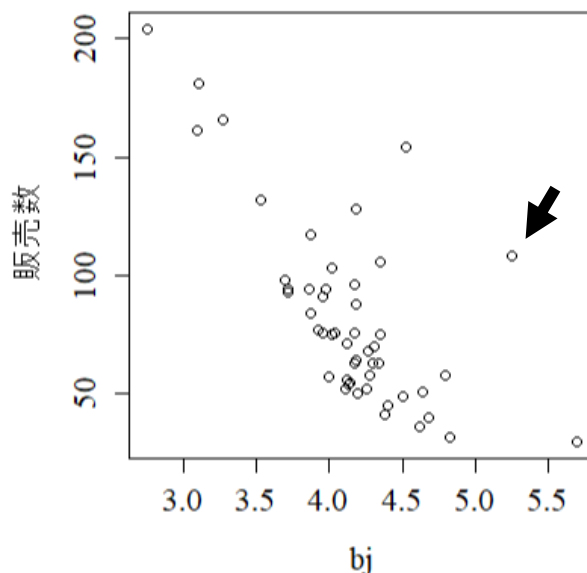


図 3-9 商品切片と販売数の関係

### 3.2.8 購買確率のシミュレーション

以上のように推定されたパラメータから，消費者ごとの購買確率のシミュレーションを行うことが可能である．図 3-10 の左図は， $a_i$ と $\tau_j$ を 0 として，価格掛率への係数 $\gamma_i$ と商品切片 $b_j$ の組み合わせごとに価格掛率と購買確率の関係を描いたものである． $\gamma_i$ と $b_j$ の組み合わせによって，算出される購買確率は大きく異なっており， $\gamma_i$ が大きいほど値引き時の購買確率の上昇が大きく， $b_j$ が大きいほど値引きに関わらず購買確率が高いことが確認できる．使用したデータにおける値引き率が最大 38.3%であることから，価格掛率 0.6 以下は外挿になるため図 3-10 に描いていないが，0.6 以下も描けば S 字型の曲線となり，購買確率は 1 に近づいていく．また，各消費者の購買確率の総和を分析対象消費者数で除した値を，購買率（購買者数/来店者数）の期待値と見ることができよう．図 3-10 の右図は， $b_j=4$ の商品を例に，全消費者の価格掛率ごとの購買確率から，購買率の期待値を求めたものである．これを見ると，値引きによって購買率の期待値が上

昇し、価格掛率が約 0.66 となったときに 10%の消費者が購買すると予測できる<sup>14</sup>。このように消費者一人一人の行動から全体の結果を予測する際にも、本研究の手法は活用できるだろう。

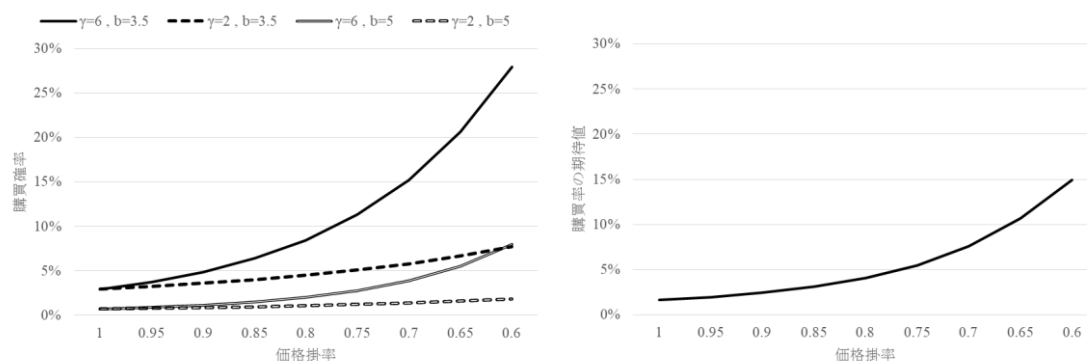


図 3-10 値引き（価格掛率）と購買の関係

左図：値引きと購買確率の関係 右図：値引きと購買率の関係

### 3.2.9 研究の意義と残された課題

本節の研究の意義は、実務的な意義と、学術的な意義に分けられる。実務的な意義は、顧客セグメント別や個人別の価格設定が実際の店舗で可能になり始めている中、小売視点あるいはメーカーから小売業への提案視点で、消費者別の価格弾力性を算出したことである。前述のとおり、既存研究の多くはメーカー視点の研究であり、小売業の目的と合わない面があった。そこで既存研究とは異なる視点から、消費者別の価格弾力性を算出した。また、値引きの影響を除いて商品の販売力を評価できた。これは小売業の品ぞろえに活用できるものである。

学術的な意義としては、商品異質性と消費者異質性という二種類の異質性を同時に組み込んだモデルで、消費者反応を分析することを提案した。多くの場合、マーケティングデータには多数の消費者と多数の商品を含む。本研究で提案したモデリング手法は、この二種類の異質性を同時に扱おうとする場面で、幅広く利用できるモデルと思われる。また、二種類の切片を持つモデルの識別問題と、その解決方法を示した。これは他の研究で同様のモデリングを行おうとする際に参考となるであろう。

本章の研究に多くの貢献がある一方で、いくつかの課題が残されている。3-1 節に関

<sup>14</sup> この結果は、分析対象消費者に関する値である。本稿では来店頻度と購買数が多い顧客を分析対象としているため、実際の購買率はより低い値となると考えられる。

しては、価格以外の変数を利用できていないという点が挙げられる。例えば、スーパーマーケットで値引き時に店頭での陳列位置を目立つ場所に移動しているとすれば、陳列位置を考慮していないことは、価格弾力性を過大に評価することにつながる。このような点は、今後のデータ収集によって改善していく必要がある。また、価格弾力性の規定要因を明らかにしていくことが求められる。階層ベイズモデルでは式(3-3)の3行目と4行目に重量、産地、等級といった説明変数を入れることが可能である。このモデリングをすることにより、説明変数の価格弾力性への影響の有無や、その大きさについて検討することができる。このような分析をすることによって消費者行動の理解が進むとともに、POS データに含まれない新商品であっても、ある程度精緻に価格反応の大きさを検討することが可能となる。

3-2 節に関しては、大きく 2 つの課題が残される。一つは、更なる小売視点の強化が求められる。本研究では小売視点、あるいはメーカーから小売業への提案という視点で分析を行ったが、より実務に利用できる研究にするためには、カテゴリ・マネジメントの視点での研究にする必要がある。麻田 (2001)によると、カテゴリ・マネジメントは 1991 年の FMI (Food Marketing Institute)大会で提唱されたもので、商品カテゴリを戦略的事業単位として、メーカーと小売業が共同で売場をマネジメントする手法である。カテゴリレベルでのマネジメントは店舗全体の最適化につながらないといった指摘が一部であるものの、実務的にはメーカーと小売業が協調できるのは、カテゴリレベルでの取り組みである。近年ではカテゴリ・マネジメントは広く普及し、その有効性を示す研究が発表されている (e.g., Hall, Kopall, and Krishna 2010, Gooner, Morgan, and Perreault Jr. 2011)。本研究では、複数商品を含む商品カテゴリにおける平均的な商品に対する価格弾力性を推定したが、カテゴリ・マネジメントの視点でいえば、商品の価格変化がカテゴリの売上に与える影響を分析することが望ましい。そのためには、ある商品における自己価格弾力性だけでなく、他商品への影響を示す交差価格弾力性を分析する必要がある。消費者異質性を考慮しながら多数の商品間の交差価格弾力性を推定できれば、小売業にとって有用な成果が得られるであろう。

二点目は、更なるモデルの改善である。本研究では商品ごとの買われやすさを考慮して消費者異質性を分析しているが、商品ごとの値引きでの買われやすさは考慮できていない。そのため、特売に適した商品を値引き時に購入しただけである消費者について、商品に限らず価格に反応しやすいと推定している恐れがある。また、消費者と商品の組合せについて分析できておらず、商品の販売力はどの消費者にとっても同一としている。

しかし、実際には消費者ごとに購買しやすい商品は異なるため、商品と消費者の組合せを考慮することが望ましい。また、消費者ごとに値引きに反応しやすい商品と反応しにくい商品があるかもしれない。この点を考慮できれば、消費者ごとに価格プロモーションに用いる商品を変えることが可能になり、より実務的に有用な分析となるだろう。さらに、本研究では分析期間中に毎週販売された商品と、毎週来店した消費者で分析を行っている点も課題である。実際には分析期間中の棚割り変更や新製品の導入がありえるし、低頻度来店者は多く存在するだろう。このような商品と消費者を含めたデータは欠測データとなるが、これに対応することができれば、より広く活用できる手法になると考えられる。これらの問題は、今後の研究課題としたい。



### 付録 3 A : 個体間モデルとの比較

3.2 節のモデルの特徴は、消費者パラメータと商品パラメータを一行に並べ、商品に関する変数には消費者異質性を表す係数を、消費者に関する変数には商品異質性を表す係数を用いている点にある。このようなモデルの有用性を検証するために、個体間モデルとの比較を行う。作成した個体間モデルは、以下のモデル 7 である。

モデル 7

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(a_i + \gamma_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j)}$$
$$a_i = \theta_1 + \tau_1 * \text{Gender}_i + \varepsilon_{ai}$$
$$\gamma_i = \theta_2 + \tau_2 * \text{Gender}_i + \varepsilon_{yi}$$
$$\varepsilon_{ai}, \varepsilon_{yi} \sim \text{MVN}(\mathbf{0}, \Sigma)$$
(3-13)

ここで $\theta$ と $\tau$ は、 $a_i$ と $\gamma_i$ を目的変数とする多変量回帰式の切片及びパラメータであり、誤差項 $\varepsilon_{ai}$ と $\varepsilon_{yi}$ は二変量正規分布に従う。この式(3-13)を式(3-11)と比較すると、性別が多変量回帰式の説明変数となり、その係数は商品異質性を持たないモデルとなっている。

このモデル 7 について WAIC を求めたところ、その値は 28,885 であり、モデル 4 の 28,752 と比べて大きな値であった。今回用いたデータでは、消費者パラメータと商品パラメータを一行に並べたモデルが、予測の面で優れていた。

また、モデル 7 から $b_j$ を除いたモデルについて WAIC を求めたところ、その値は 29,461 となった。個体間モデルを用いる場合でも、消費者異質性推定の際に商品異質性を組み込むことで、予測の面で優れたモデルになるといえる。

### 付録 3B：購買が少ないデータでの項目反応モデルの分析精度

表 3-3 に示したように、3.2 節で用いたデータのうち、購買の割合は 2.6%とわずかである。二値データで 0 が多い疎なデータを用いた場合、二項ロジットモデルは当てはまりが悪い恐れがあり、項目反応モデルの推定精度が良くない可能性がある。そこで、ここではシミュレーションにより分析精度の検証を行い、分析で用いたモデルに問題がないか確認をする。

シミュレーションでは、人為的に生成したパラメータをもとに架空の購買データを作成し、そのデータと項目反応モデルから、パラメータの値を精度よく再現できるか確認する。この方法は、項目反応モデルが購買有無を決める真のモデルであるという前提のもとで、その推定精度を検証するものである。まず初めに、最もシンプルな項目反応モデルとして、以下の式(3-14)でシミュレーションを行う。

$$P_{ijt} = \frac{1}{1 + \exp(a_i - b_j)} \quad (3-14)$$

シミュレーションの手順を表 3-6 に示す。まず、乱数により  $a_i$  を 250 人分、 $b_j$  を 50 商品分発生させる。ここで、 $a_i$  は平均 0 である。 $b_j$  の平均は購買データにおける購買 (=1) の割合を変えるために、0 から 5 まで 1 刻みで六種類を試す。次に、発生させた  $a_i$  と  $b_j$  及び式(3-14)に従い、架空の購買データを 250 人×50 商品について 10 週間ずつ、合計 125,000 件作成する。これは、例えば P が 0.3 であれば、30%の確率で購買 (=1)、70%の確率で非購買 (=0) となるものである。消費者・商品・週の数、それぞれ 3.2 節で用いたデータと同数である。その後、作成した購買データに式(3-14)のモデルを用いて、 $\hat{a}_i$  と  $\hat{b}_j$  をベイズ推定する。推定方法についても、3.2 節で用いた方法と同一である。そして、生成した  $a_i$  と、推定した  $\hat{a}_i$  の間で相関係数と RMSE (Root Mean Square Error) を求める。この分析を、 $b_j$  の値ごとに 10 回ずつ行い、相関係数と RMSE についての 10 回の平均から、推定の精度を評価する。相関係数が 1 に近く、RMSE の値が小さければ、推定精度に問題はないと評価できる。

表 3-6 シミュレーションの手順

手順	内容	行う作業
1.	パラメータの生成	乱数発生により、パラメータを生成する。 ・ $a_i$ は平均0, 分散1の正規分布からランダムに250個を生成 ・ $b_j$ は平均0~5の間を1刻みで六種類, それぞれ分散1の正規分布からランダムに50個ずつ生成.
2	架空の購買データの作成	生成したパラメータをもとに, 購買=1, 非購買=0の二値データを作成. この架空の購買データは, 六種類の $b_j$ それぞれで, 250人×50商品について10週間ずつ, 合計125,000件ずつ作成する.
3	パラメータの推定	六種類の $b_j$ それぞれで架空の購買データから, パラメータをベイズ推定する.
4	評価指標を算出	六種類の $b_j$ それぞれで生成した $a_i$ と, 推定した $\hat{a}_i$ の間で相関係数とRMSE (Root Mean Square Error)を求める.
5	推定精度の評価	1から4の手順を10回繰り返し, 六種類の $b_j$ それぞれで10個の相関係数とRMSEの平均値を算出する. その結果をもとに, Pの値が小さくなる $b_j$ で, 推定精度に問題があるかどうかを評価する.

表 3-7 シミュレーションの結果

bの平均	Pの期待値	$a_i$ と $\hat{a}_i$ の相関係数	$a_i$ と $\hat{a}_i$ のRMSE
0	50.0%	1.00	0.09
1	15.5%	1.00	0.11
2	3.2%	0.99	0.16
3	0.6%	0.96	0.27
4	0.1%	0.89	0.48
5	0.02%	0.75	0.64

シミュレーションの結果を表 3-7 に示す. パラメータ生成の際に  $b$  の平均値を大きくしていくことで, P の期待値が低下し, その P と同程度の割合の購買 (=1) を持つデータが作成される. この結果を見ると,  $b$  の平均値が 2 で, P の期待値が 3.2 節で使用した

データに近い 3.2%となる設定であっても、生成したパラメータと推定したパラメータの相関係数は 0.99 であり、RMSE は 0.16 に過ぎない。また、 $b$  の平均値が 4 で  $P$  の期待値が 0.1%となる設定であっても、相関係数は 0.89、RMSE は 0.48 に留まる。このように、ある程度  $P$  の期待値が低く購買の割合が低い場合であっても、精度の良い推定ができています。ただし、 $b$  の平均値を大きくして  $P$  の期待値を下げるほど、相関係数は小さく、RMSE は大きくなっており、極端に購買の割合が低いデータでは推定精度に問題が生じる恐れがあるだろう。

続いて、価格掛率とその係数を含めたシミュレーションを行う。ここで価格掛率の値には、3.2 節のデータを用いる。 $\varepsilon_i$  は 3.2 節の分析結果に近い値として、平均-5、分散 1 の正規分布から 250 個を生成した。 $a_i$  については  $\varepsilon_i$  を含めないシミュレーションと同様であり、 $b_j$  については  $P$  の期待値が 3.2 節で使用したデータと同じ 2.6%となるように平均を 3.56 とした。以上の設定から、ここでも架空の購買データの作成と、パラメータの推定、評価指標の算出を行った。その結果、 $a_i$  については相関係数が 0.96、RMSE は 0.27 であった。 $\varepsilon_i$  については相関係数が 0.85、RMSE は 0.52 であり、 $a_i$  よりも誤差が大きいものの、深刻な誤差は見られなかった。

以上のとおり、シミュレーションにより、0 が多い疎な二値データを用いた場合の、項目反応モデルの推定誤差が確認された。 $P$  の期待値が小さく 0 が多いデータであるほど推定の誤差は大きくなり、問題が生じる恐れがある。しかし、深刻な誤差が生じるのは  $P$  の期待値が 0.1%未満の場合など極端に 0 が多い場合に限られ、3.2 節で用いたようなデータでは大きな問題は生じないと考えられる。

### 付録 3C：項目の信頼性について

3.2 節で分析対象とした 50 商品が、消費者の購買力を評価する上で適切な項目といえるかを確認するために、その信頼性を分析する。尾崎・荘島 (2014) によると、信頼性とは測定値の安定性のことであり、測定値に真値が十分に反映されていて、測定誤差があまり影響していないときに信頼性が高いと評価できる。そして、信頼性は項目間での測定値の相関の強さとしてとらえることができ、ここではその代表的な指標である  $\alpha$  係数を算出する。 $\alpha$  係数は測定値間の相関が高ければ大きくなるため、内的整合性の指標とされる。

3.2 節では 250 人×50 商品のデータが 10 週間分用いられており、 $\alpha$  係数を週ごとに 10 回算出した。週ごとに算出したのは、週によって価格が異なるために、同一の商品でも買われ方が異なるためである。ここでは、二値データの相関係数の一種であるテトラコリック相関係数を 50 商品間で算出した上で、 $\alpha$  係数を求めた。その結果、10 個の  $\alpha$  係数の値は、平均 0.96、最小 0.95、最大 0.97 となった。一般的に  $\alpha$  係数が 0.8 よりも高ければ内的整合性が高いと評価される (尾崎・荘島 2014) ため、使用した 50 商品は十分に信頼性のある項目といえる。

## 4 購買の段階を考慮した項目反応モデル

### —ハードルモデルによる消費者価格反応の分析—

第4章では、項目反応理論を用いたモデルの発展例を示す。ここで作成するモデルは、第3章で用いたモデルに購買の段階という視点を加えたものである。この分析を一例として、発展的なモデルにおいても消費者異質性と商品異質性を同時に分析することで精緻な分析が可能となることを示す。

#### 4.1 はじめに

近年、値引きなどのマーケティング変数に対する市場反応分析では、消費者異質性を考慮したモデリングが広がっている。これらはランダム係数モデル(e.g., Gonul & Srinivasan, 1993; Klapper, Ebling & Temme, 2005; Draganska & Klapper, 2011; Casado & Ferrer, 2013; Zenetti & Klapper, 2016)や、階層ベイズモデル(e.g., Allenby & Rossi, 1998; Chang, Siddarth & Weinberg, 1999)であり、多くの研究蓄積がある。このような研究が進んだ背景には、Chintagunta, Jain & Vilcassim (1991)などが指摘するように、消費者異質性を無視したモデルから求まる推定量にはバイアスが生じることが挙げられる。また、マーケティング活動において消費者個人ごとに異なるダイレクトメールを送るなど販売促進手段が進歩し、消費者の異質性に対応した活動が有効になっていることも挙げられる。

このように大きな広がりを見せている研究分野であるが、課題も残されている。先行研究では多くがブランド選択行動について消費者異質性を分析しているが、宮崎・星野(2016)が指摘しているように、購買時の行動のみが分析されており、非購買行動を適切にモデリングできていない。実際の購買行動には、購買するかどうかの意思決定と、どれだけの量を購買するかという意思決定というような段階があると考えられ、このような意思決定を表現するモデルが必要である。また、データ利用の観点で見ても、ブランド選択モデル等において分析対象ブランドの購買時のデータのみが使用されており、すべてのデータの有効活用はできていないといえる。市場反応分析に用いられる購買履歴データを消費者・商品・時点の組み合わせごとに見ると、消費財のように広く購買される商品であっても、多くのレコードは非購買である。この非購買の記録も、消費者行動を理解するための情報として利用を検討するべきであろう。

購買の段階について Van Heerde & Neslin (2008)は、カテゴリー購買生起、ブランド選択、購買数量に分けて整理しており、購買生起には二項ロジットモデル、ブランド選択

には多項ロジットモデル、購買数量にはポアソンモデルが用いられるとしている。複数の段階を統合するモデリングも試みられており、ネスティッド・ロジットモデル (Bucklin & Gupta, 1992) では、商品カテゴリーの購買生起とブランド選択といった段階が表現されている。また、Chintagunta, Dube & Goh (2005) のようにブランド選択モデルの選択肢に非購買を含めたモデルもある。Chiang (1991) と Chintagunta (1993) は、カテゴリー購買生起、ブランド選択、購買数量の三段階の統合を図っている。これらは、消費者の効用最大化問題としてブランド選択モデルを拡張したものである。しかし、これらの研究は、ブランド選択モデルを含むため少数の商品の扱いに留まることや、全段階を同時推定できていないため全体としてのモデル評価ができないといった課題がある。また、マーケティング変数に対する係数が消費者ごとに異質であるというモデルにはできておらず、この点にも改善の余地がある。

本研究ではこのような研究発展の流れを踏まえ、商品ごとの購買生起と、何点購買するかという二段階を表現するモデルを作り、それぞれの段階におけるマーケティング変数への反応の消費者異質性を分析する。この二段階モデルは、ブランド選択行動を含まず、多数の商品を同時分析することが可能である。また、ブランド選択を組み込んだモデルがメーカーの意思決定に有用であるのに対して、二段階モデルはカテゴリー内の商品が売れても構わない立場である小売業にとって使いやすいモデルといえる。

## 4.2 分析モデル

### 4.2.1 モデリングする行動

本研究でモデリングする対象は、購買生起の意思決定と購買点数の意思決定という二段階の購買行動である。そのプロセスは、図 4-1 のように表される。来店した消費者はまず、ある商品について購買するかしないかを決定し、購買しない場合は購買点数 0 となる。一方、購買する場合は購買点数について、1 以上の値から選択する。この意思決定を表現するには、既存研究とは異なるモデルが必要となる。

購買生起だけであれば、二項ロジットモデル等で表現することが可能である。また、購買点数は常に非負の整数であり、大きな値となることは稀であると考えられるため、ポアソン回帰モデルで説明できる (e.g., 佐藤 2015)。本研究では、この両方を組み込んだモデルを作成する。

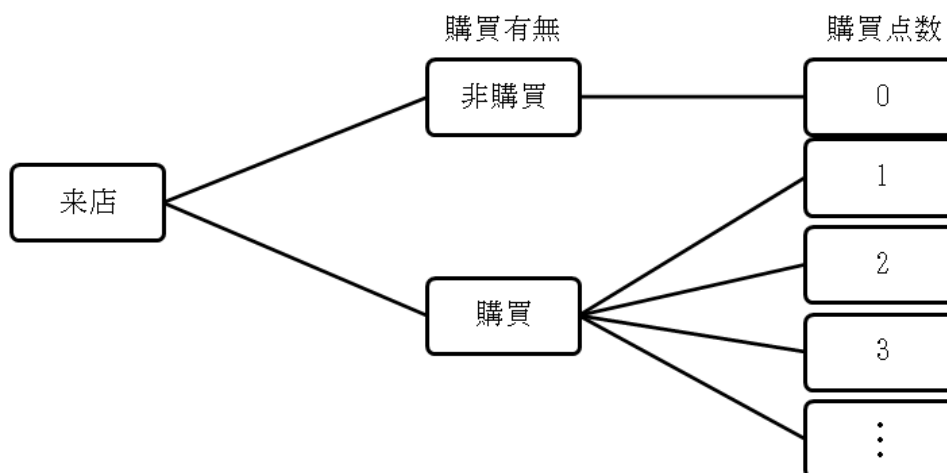


図 4-1 本研究でモデリングする消費者行動

#### 4.2.2 基本モデル

購買生起と購買点数を同時に扱えるモデルとして、ハードルモデルやゼロ過剰ポアソン回帰モデルが考えられる。これらのモデルは、ベルヌーイ分布とポアソン分布を混合したものであり、購買生起はベルヌーイ分布に、購買点数はポアソン分布に従うと想定したモデルが作成できる。このようなモデルを用いることで、購買生起と購買点数の意思決定を同時に分析することが可能となる。

これらのモデルは、ポアソン回帰を行うにはデータに0が多すぎて当てはまりが悪い場合に使用される。前述のとおり、消費者・商品・時点の組み合わせで見たとき、購買履歴データの値は非購買が多く0が過剰になる。そのため、これらのモデルには非購買を含めたデータを分析しやすいというメリットもある。また、購買段階ごとにデータを分けて分析する場合と異なり、一つのモデルとして情報量規準等により評価することが可能になる。

ハードルモデルとゼロ過剰ポアソン回帰モデルは、以下のように表される。



ハードルモデル

$$P_{ijt}(y_{ijt}|q_{ijt}, \lambda_{ijt}) = \begin{cases} (1 - q_{ijt}) & y_{ijt} = 0 \text{ のとき} \\ q_{ijt} * \frac{\text{Poisson}(y_{ijt}|\lambda_{ijt})}{1 - \text{Poisson}(0|\lambda_{ijt})} & y_{ijt} > 0 \text{ のとき} \end{cases}$$

$$\ln\left(\frac{q_{ijt}}{1 - q_{ijt}}\right) = \mathbf{X}'_{ijt}\boldsymbol{\gamma}_1 \quad (4-1)$$

$$\ln\lambda_{ijt} = \mathbf{X}'_{ijt}\boldsymbol{\gamma}_2$$

ゼロ過剰ポアソン回帰モデル

$$P_{ijt}(y_{ijt}|q_{ijt}, \lambda_{ijt}) = \begin{cases} (1 - q_{ijt}) + q_{ijt} * \text{Poisson}(0|\lambda_{ijt}) & y_{ijt} = 0 \text{ のとき} \\ q_{ijt} * \text{Poisson}(y_{ijt}|\lambda_{ijt}) & y_{ijt} > 0 \text{ のとき} \end{cases}$$

$$\ln\left(\frac{q_{ijt}}{1 - q_{ijt}}\right) = \mathbf{X}'_{ijt}\boldsymbol{\gamma}_1 \quad (4-2)$$

$$\ln\lambda_{ijt} = \mathbf{X}'_{ijt}\boldsymbol{\gamma}_2$$

ハードルモデルに関して、式(4-1)の記号は以下を意味する。

$$\left[ \begin{array}{l} i = \text{顧客 ID} \quad j = \text{商品 ID} \quad t = \text{週番号} \\ y_{ijt} = i \text{ が } t \text{ 期に } j \text{ を購入した点数} \\ q_{ijt} = i \text{ が } t \text{ 期に } j \text{ を購入する確率} \\ \lambda_{ijt} = i \text{ が } t \text{ 期に } j \text{ を購入する場合の、購買点数の分布のパラメータ} \\ \mathbf{X}_{ijt} = \text{説明変数のベクトル(切片の場合は 1)} \\ \boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2 = \text{係数のベクトル} \end{array} \right]$$

ハードルモデルにおいては、 $y_{ijt}$ が0か1以上かが、確率 $q_{ijt}$ のベルヌーイ分布に従って発生する。これは、消費者が確率 $q_{ijt}$ で商品を購入するかどうか意思決定することを表す。そして $y_{ijt}$ が1以上の場合は、パラメータ $\lambda_{ijt}$ のゼロ切断ポアソン分布に従って $y_{ijt}$ が発生する。これは、購買点数の意思決定を表す。こうして二つの分布により、購買点数が $y_{ijt}$ となる確率 $P_{ijt}$ が決定される。

ゼロ過剰ポアソン回帰モデルにおいても多くの記号の意味は同様であるが、 $y_{ijt}$ と $\lambda_{ijt}$

に関してはその意味が異なる。消費者が購買をする確率は、 $q_{ijt}$ と、ポアソン分布で1以上となる確率の積となる。一方、購買しない確率は、 $1-q_{ijt}$ に、ポアソン分布で0となる確率を加えたものとなる。ハードルモデルの場合と異なり、ポアソン分布はゼロ切断ではないため、ポアソン回帰の部分で購買点数0となることもある。

このような二種類のモデルのうち、本稿ではハードルモデルの使用を提案する。ハードルモデルの方がより適切に消費者行動を表現できていると考えられるためである。ゼロ過剰ポアソン回帰モデルの場合は、二項ロジットモデル部分で購買意思決定をしたにもかかわらず、それをポアソン回帰部分でとりやめることがあるというモデルになる。これは図 4-1 において購買に進んだにもかかわらず、購買点数が0となることであり、パラメータの意味の解釈が難しい。一方で、ハードルモデルの場合は購買生起の意思決定と購買点数の意思決定が明確に分かれており、意思決定を取り消すような行動は含まれていない。そのため、より理解のしやすいモデルであるといえる。モデル選択において、解釈のしやすさは重要な点であるため、本研究ではハードルモデルを用いることとする。

提案する式(4-1)のハードルモデルには、二項ロジットモデルとゼロ切断ポアソン回帰モデルが含有されている。それぞれで線形予測子に含まれる説明変数 $X_{ijt}$ は同一であり、係数のみが異なるモデルとなっている。モデルに商品 ID を表す添え字  $j$  が付いているのは、複数商品を扱う分析を行うためである。一つの商品に関して消費者異質性を分析する場合、長期間のデータでなければデータの少なさが問題となる。そこで、第3章と同様に商品ごとに異なるパラメータをモデルに組み込み、同一カテゴリ内複数商品の購買データを分析データとすることで、データの少なさの問題に対応する。

### 4.2.3 比較モデル

消費者行動の分析に優れたモデルとするため、線形予測子に含める変数を複数設定し、それらを比較する。また、ハードルモデルを用いることが、消費者行動の表現に優れていることを確認するために、ハードルモデルと同じ線形予測子を持つポアソン回帰モデルと比較をする。設計したモデルは、表 4-1 に表す八種類である。線形予測子は四種類あり、それぞれで商品異質性と消費者異質性の組み込み方が異なる。

表 4-1 分析モデル一覧

線形予測子	モデルの意味	モデル	
		ポアソン	ハードル
$\alpha + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt})$	価格についての消費者異質性のみ のモデル	モデル 1	モデル 5
$a_i + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt})$	消費者ごとの購買水準の異質性を 表すランダム切片をもつ	モデル 2	モデル 6
$\eta_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j$	商品ごとの販売水準の異質性を表 すランダム切片をもつ	モデル 3	モデル 7
$a_i + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j$	消費者と商品の水準の異質性を表 す二種類のランダム切片をもつ	モデル 4	モデル 8

モデル 1 と 5, 2 と 6, 3 と 7, 4 と 8 は, それぞれ線形予測子が同一であるが, 一方はポアソン回帰モデルであり, もう一方はハードルモデルとしている. ハードルモデルの場合は説明変数が同一の線形予測子が二つあり, それぞれで切片と係数が異なる. ポアソン回帰モデルとハードルモデルのそれぞれで, 最も複雑なモデル 4 とモデル 8 についてのみ, 詳細にモデルを記す.

モデル 4

$$\begin{aligned}
 \Pr(y_{ijt} | \lambda_{ijt}) &= \text{Poisson}(y_{ijt} | \lambda_{ijt}) \\
 \ln(\lambda_{ijt}) &= a_i + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j \\
 \begin{pmatrix} a_i \\ \eta_i \end{pmatrix} &\sim \text{MVN}(\bar{\boldsymbol{\gamma}}, \boldsymbol{\Sigma}) \\
 b_j &\sim N(\bar{b}, \sigma^2)
 \end{aligned}
 \tag{4-3}$$

ここで,  $\text{Price}_{jt}$  は価格掛率を表す. これはデータに含まれる値であり, いずれのモデルでも変わらない. モデル 4 において,  $a_i, \eta_i, b_j$  は, それぞれ消費者や商品ごとに異なる切片・係数であり, 添え字が  $i$  のものは消費者ごとに異なり,  $j$  のものは商品ごとに異なる. 消費者や商品ごとに異なる切片・係数の平均が  $\bar{\boldsymbol{\gamma}}$  と  $\bar{b}$  であり,  $\bar{\boldsymbol{\gamma}}$  は二次元のベクトルである. また,  $\boldsymbol{\Sigma}$  はパラメータのバラつきを表す  $2 \times 2$  の分散共分散行列である.

モデル 8

$$P_{ijt}(y_{ijt}|q_{ijt}, \lambda_{ijt}) = \begin{cases} (1 - q_{ijt}) & y_{ijt} = 0 \text{ のとき} \\ q_{ijt} * \frac{\text{Poisson}(y_{ijt}|\lambda_{ijt})}{1 - \text{Poisson}(0|\lambda_{ijt})} & y_{ijt} > 0 \text{ のとき} \end{cases}$$

$$\ln\left(\frac{q_{ijt}}{1-q_{ijt}}\right) = a_{iL} + \eta_{iL} * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_{jL}$$

$$\ln\lambda_{ijt} = a_{iP} + \eta_{iP} * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_{jP} \quad (4-4)$$

$$\begin{pmatrix} a_{iL} \\ \eta_{iL} \\ a_{iP} \\ \eta_{iP} \end{pmatrix} \sim MVN(\overline{\mathbf{Y}}_{\alpha\eta}, \Sigma_{\alpha\eta})$$

$$\begin{pmatrix} b_{jL} \\ b_{jP} \end{pmatrix} \sim MVN(\overline{\mathbf{Y}}_b, \Sigma_b)$$

モデル 8 では添え字に L と P が加わっており、L は二項ロジットモデル部分のパラメータであることを表し、P は切断ポアソン回帰モデル部分のパラメータであることを表している。また、添え字に  $i$  が付くパラメータ間と  $j$  が付くパラメータ間で、それぞれ相関があることを想定し、その分布は多変量正規分布に従うものとしている。ここでも  $\overline{\mathbf{Y}}_{\alpha\eta}$  と  $\overline{\mathbf{Y}}_b$  は平均を表すベクトル、 $\Sigma_{\alpha\eta}$  と  $\Sigma_b$  は分散共分散行列である。

その他のモデルは、モデル 4 とモデル 8 の線形予測子から、切片あるいは説明変数と係数を除いたものである。切片・係数は、同じ添え字 ( $i$  または  $j$ ) のパラメータが一種類の場合は正規分布に従い、二種類以上の場合は多変量正規分布に従うものとしている。

## 4.3 実データによる分析

### 4.3.1 使用するデータ

本研究では、関東の某食品スーパーから提供を受けた 3 店舗の ID 付 POS データを用いる。分析するカテゴリーは、値引き実績と商品数が多い米菓<sup>15</sup>を対象とした。分析対象期間は、2016 年 4~6 月の 10 週間であり、この期間に通常売価 (= 期間中最大売価)

<sup>15</sup> 第 3 章では菓子を対象としたが、本章ではモデルをより複雑にしたため計算負荷が大きくなり、分析対象を米菓に限定した。

から 10%以上の値引き実績がある商品から、売上上位 15 商品を選定した<sup>16</sup>。また、同期間に毎週来店し、分析期間中に上記アイテムについて 5 回超の購買がある消費者 103 名を対象とした。分析用のデータは、消費者・商品・週の組み合わせごとに 1 レコードとした。売価には一日単位の特売も見られるものの、1 日単位のデータでは極端に購買点数 0 ばかりのデータとなるため、月曜日から日曜日までの週単位での集計データとしている。なお、阿部 (2013)は、「欧米のスーパーマーケットでは特売が週別に変わるのが一般的であるが、日本では日別が普通であり、さらにタイムセールなども存在する。したがって商品の価格も日次で変化するのだが、日本の商用 POS データは KSP 以外、インテージの SCI を含めて週次で提供されている。この時間軸における集計では、変数の変動が平準化されることに留意が必要である。」としており、この指摘は本研究にも当てはまることに注意する必要がある。

ID 付 POS データは、消費者・商品・時間の組み合わせごとに見ると疎なデータであり、15,450 レコード (103 名×15 商品×10 期間) のうち、購買は 873 件と 5.7%に過ぎない。また、大量の購買は少なく、購買のうち 2 点以上の購買の割合は 15.2%、購買時の平均購買点数は 1.18 点であり、最も多い購買点数でも 5 点であった。値引時の平均値引率は 13.2%であり、最も大きな値引率は 43.0%であった。

ところで、購買履歴データは購買時の情報のみを記録したものであるため、非購買時の記録はない。そのため、非購買時にどのような価格であったかがデータには含まれていない。ただし、店頭価格はどの消費者にとっても一律であるため、同一の商品と店舗の組合せについて誰かしらの購買があれば、そのデータから非購買者が直面した価格についても推察できる。本研究では非購買者のデータに関しては、当該消費者が利用する店舗における、他の消費者の購買価格を使用している<sup>17</sup>。

#### 4.3.2 推定方法とモデル比較

モデルのパラメータをベイズ推定により求める。パラメータの推定値は、HMC 法による事後分布からのサンプリングにより得た。サンプリングは 10,000 回行い、そのうち初めの 5,000 回をバーンイン期間として削除した。いずれのモデルにおいても、収束判定指標 $\hat{R}$ が全パラメータで 1.1 以下となり、収束していると判断した (Gelman, 1996)。

---

<sup>16</sup> 計算負荷を考慮して、商品の絞り込み条件も第 3 章より厳しくしている。

<sup>17</sup> 本研究で使用したデータにおいて、分析対象の 3 店舗のうち複数店舗を使用している消費者はいなかった。そのため、消費者ごとに利用店舗を特定して、その店舗での価格を使用している。

また、トレースプロットでも収束を確認した。最も複雑なモデル 8 についてのみ、一部の主要なパラメータのトレースプロットを図 4-2 に示す。ここで、 $a_{iL}$  と  $a_{iP}$  の平均を表すパラメータは、識別問題への対応のために 0 に固定している。

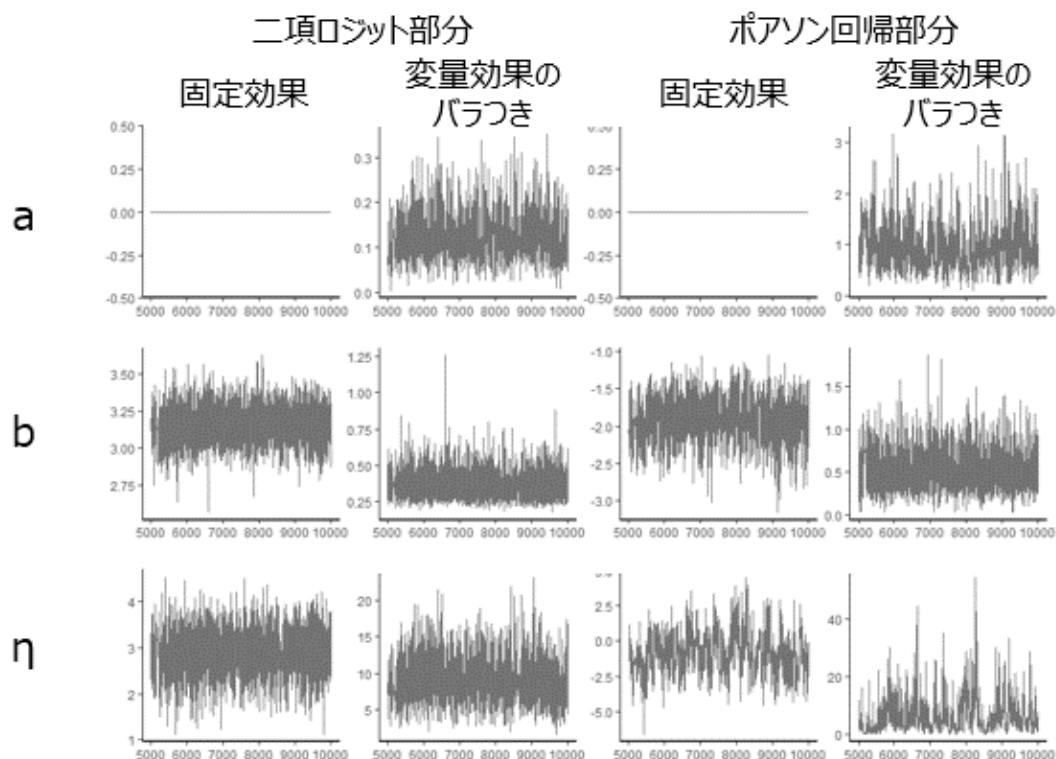


図 4-2 モデル 8 の主要なパラメータのトレースプロット

モデル比較には、WAIC (Watanabe, 2010) を使用した。WAIC では、AIC と同様にその値が低いほど予測に優れたモデルと評価できる。本研究では、Vehtari, Gelman & Gabry (2017) の方法で WAIC を算出している。八種類のモデルの WAIC を表 4-2 に示す。これを見ると、いずれの線形予測子においても、ハードルモデルは、通常のポアソン回帰モデルより WAIC が低く、予測の面で優れている。また、消費者異質性と商品異質性の両方を組み込んで二種類の異質性を同時推定したモデルの WAIC が最も低い。以下では、最も WAIC が低いモデル 8 の結果のみを示す。

表 4-2 各モデルの WAIC の比較

線形予測子	モデル	
	ポアソン	ハードル
$\alpha + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt})$	モデル 1 7785.0	モデル 5 7496.8
$a_i + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt})$	モデル 2 7775.3	モデル 6 7451.9
$\eta_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j$	モデル 3 7667.2	モデル 7 7397.2
$a_i + \eta_i * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_j$	モデル 4 7653.9	モデル 8 7329.0

### 4.3.3 推定結果

パラメータごとに、5,000 サンプルの平均値により点推定値を得た。図 4-3 は、消費者 103 名の価格反応を表す  $\eta_{iL}$  と  $\eta_{iP}$  の値のヒストグラムである。価格が低いほど購買確率は高くなり、購買点数は多くなるため、多くの消費者でその値は負となっている。また、絶対値で見ても値が大きいほど、値引きに反応しやすい消費者といえる。

購買生起への反応では、多くの消費者の点推定値が負の値になっている。これは、一部の例外的な消費者を除いて、値引きが購買確率を高めることを示している。推定値が 0 周辺の消費者は価格に無関心か、値引きしている商品を売れ残りを見なして敬遠するといった人物であると考察できる。一方、購買点数への反応に関しては、0.5～-0.5 の範囲に、約半数となる 56 名の消費者が含まれる。値引きしていても、まとめ買いまではしない消費者が多くいることが分かる。先行研究においても、マーケティング変数の変化は購買点数よりも購買生起により大きく影響する (e.g., Gupta1988, Chiang1991) ことが示されており、本研究と一致する。

ただし、購買点数への反応が大きい消費者も一部に存在し、購買点数に影響しないというわけではない。全消費者の点推定値の平均をとっても、その値は負となっている<sup>18</sup>。

<sup>18</sup> ただし、95%信用区間を見ると、購買生起への反応では 78 名、購買点数への反応では 102 名と多くの消費者で 0 を含んでいる。これはサンプルサイズの小ささが原因と考えられ、より大きなサンプルサイズで分析すれば 0 を含む消費者は少なくなると考えられる。

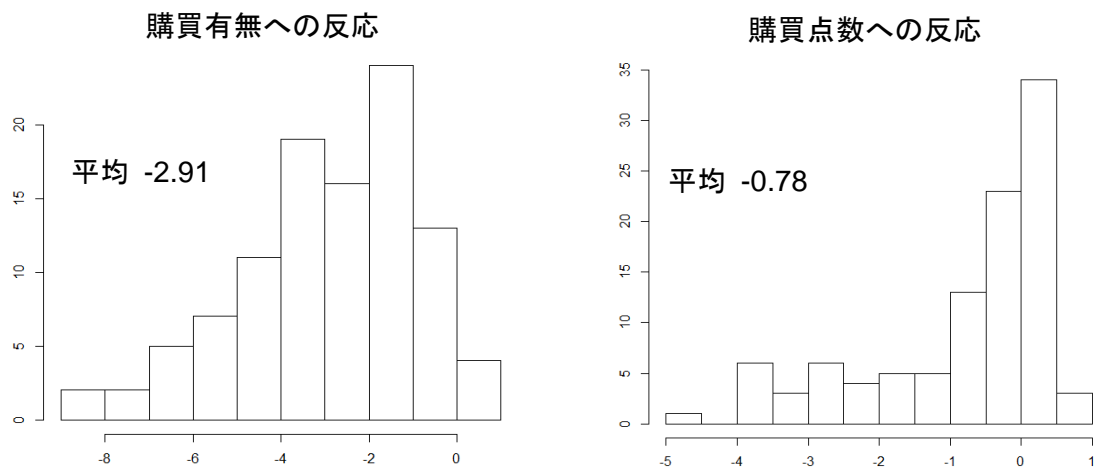


図 4-3 消費者別価格反応のヒストグラム

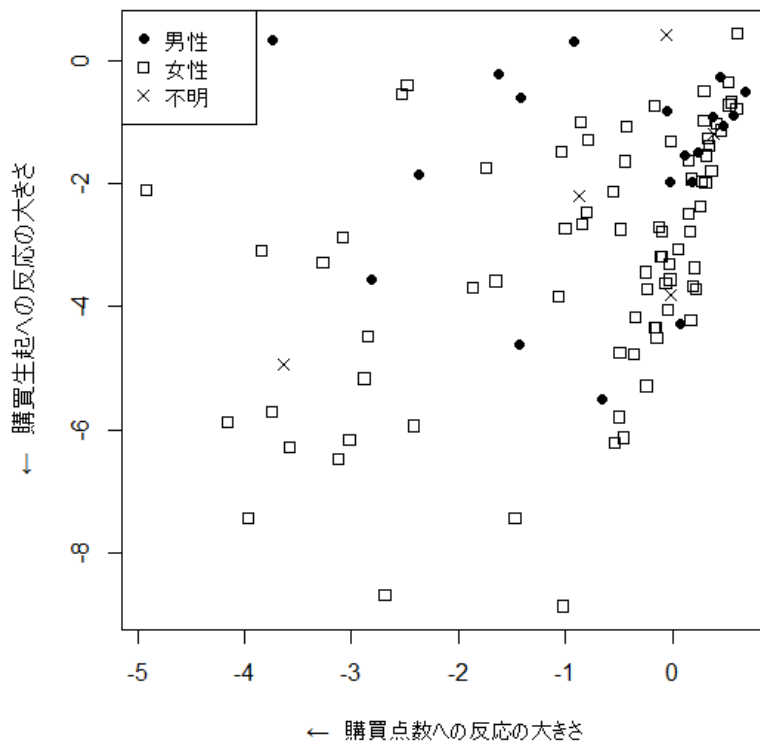


図 4-4 二段階の価格反応の散布図

図 4-4 は、購買生起と購買点数への反応について、103名の消費者を散布図で示したものである。二種類の反応の大きさについて、分散共分散行列から相関係数を取ると 0.22 であり、弱い相関がみられる。値引きで買いやすくなる消費者は、購買点数も



増やしやすいと考えられる。一方で、購買生起と購買点数のうち、片方の反応が大きい消費者も存在する。この結果は、購買点数への反応が大きな消費者にまとめ買いを推奨するなど、個別に配信するクーポン等での訴求内容に生かせるであろう。また、図 4-4 では性別を区別している。これを見ると、男女ともに反応にバラツキはあるものの、購買生起への反応の大きな消費者はいずれも女性であることが分かる。また、購買点数への反応が大きい消費者にも女性が多い。購買生起、購買点数ともに、値引きに極端に大きな反応を示す消費者には、女性が多いと考えられる。

#### 4.4 おわりに

本研究では価格反応の消費者異質性を、購買生起に対する反応と、購買点数に対する反応の二段階に分けて分析した。この分析により、購買の段階を考慮したモデリング手法を提示した。また、本研究は非購買を多く含む購買履歴データにおいて、購買時に限定せずすべてのデータを活用したものである。なお、分析にはハードルモデルを採用したが、モデリングをする対象に応じてゼロ過剰ポアソン回帰と使い分けるべきであろう。

実際のデータを用いた結果として、消費者の購買生起に対する反応と購買点数に対する反応を分けて推定することができた。また、二種類の反応には弱い相関があることや、一方の反応のみが大きい消費者の存在が確認された。この成果は、消費者への販売促進活動に利用できるものである。

今後の研究課題としては、価格以外のマーケティング変数をモデルに組み込むことが考えられる。複数のマーケティング変数をモデルに組み込むことにより、マーケティング施策を購買生起に効くものと、購買点数に効くものに分けることが可能になるであろう。また、価格への反応は男女を区別して散布図にプロットして考察したが、モデルに明示的に含めることも可能であろう。例えば、 $a_{iL}, \eta_{iL}, a_{iP}, \eta_{iP}$  を目的変数、消費者の性別や年代を説明変数とした多変量回帰をモデルに組み込むことによって、消費者属性とマーケティング変数への反応の関係を分析することが考えられる。購買プロセスを考慮したモデリングについても、更なる改良の余地がある。例えば本研究では毎週来店者のみを分析対象としたが、その制約を無くし、来店生起についても含めた三段階のハードルモデルとすることで、さらに精緻に消費者行動を分析できるだろう。これらの点は残された研究課題としたい。

#### 付録 4 A 購買段階ごとの商品異質性

本研究の副次的な成果として、第 3 章の研究と同様に商品についても評価できる。第 3 章のモデルとの違いは、商品特性について購買生起と購買点数に分けて分析できることである。図 4-5 は図 4-4 と同様に、購買生起への反応と購買点数への反応について、 $b_{jL}$ と $b_{jP}$ の値で作成した散布図である<sup>19</sup>。このパラメータは商品ごとの販売力を表す値であり、右にある商品ほど購買が起きやすく、上にある商品ほどまとめ買いされやすいといえる。この結果は、単純に購買点数の平均値などを集計した場合と異なり、購買した消費者の異質性を考慮したものとなっている。このような情報も企業の販売促進活動に有用であり、消費者にまとめ買いを促す商品の選定などに利用できるであろう。

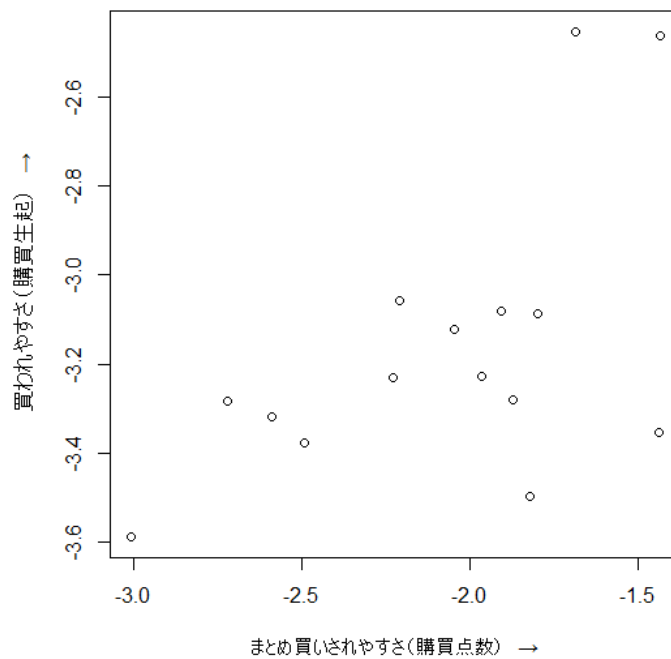


図 4-5 二段階の商品評価

<sup>19</sup> 本モデルでは識別のために、第 3 章と同様に  $\bar{\gamma} = \mathbf{0}$  としている。そのため、 $b_{iL}$ は価格掛率=1(価格掛率の対数が 0)のときの平均的な消費者( $a_{iL}=0$ )の $\ln(q_{ijt}/1 - q_{ijt})$ を表している。このとき、 $q_{ijt} = \exp(b_{jL}) / \{1 + \exp(b_{jL})\}$ である。また、 $b_{iP}$ は価格掛率=1のときの平均的な消費者( $a_{iP} = 0$ )の $\ln(\lambda_{ijt})$ を表している。

付録 4B : 購買段階ごとの価格反応の商品異質性

本研究では、価格に対する係数は消費者ごとに異質であるとしたが、商品ごとに異質であるという設計も可能である。モデル 8 をこのように変更すると、以下のモデル 9 になる。

モデル 9

$$P_{ijt}(y_{ijt}|q_{ijt}, \lambda_{ijt}) = \begin{cases} (1 - q_{ijt}) & y_{ijt} = 0 \text{ のとき} \\ q_{ijt} * \frac{\text{Poisson}(y_{ijt}|\lambda_{ijt})}{1 - \text{Poisson}(0|\lambda_{ijt})} & y_{ijt} > 0 \text{ のとき} \end{cases}$$

$$\ln\left(\frac{q_{ijt}}{1-q_{ijt}}\right) = a_{iL} + \eta_{jL} * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_{jL}$$

$$\ln\lambda_{ijt} = a_{iP} + \eta_{jP} * \ln(\text{Price}_{jt}) + b_{jP} \quad (4-5)$$

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} a_{iL} \\ a_{iP} \end{bmatrix} \sim MVN(\overline{\gamma a}, \Sigma a) \\ \begin{bmatrix} \eta_{jL} \\ b_{jL} \\ \eta_{jP} \\ b_{jP} \end{bmatrix} \sim MVN(\overline{\gamma \eta b}, \Sigma \eta b) \end{cases}$$

このモデルを適用すると図 4-6 の結果が得られた。購買生起への反応の大きさと、購買点数への反応の大きさとで、商品进行分类することができる。これは、商品ごとの販売促進内容の検討等に利用できるであろう。

このモデル 9 について WAIC を求めたところ、7359.9 であり、モデル 8 の方が優れていた。そのため予測の観点でいえば、モデル 8 を選択するべきである。しかし、消費者ごとにカスタマイズした販売促進は、どの小売業でも行えるわけではない。販売促進の手段が顧客共通のチラシや店頭販促に限られる小売業では、モデル 9 のアウトプットも有用となるだろう。

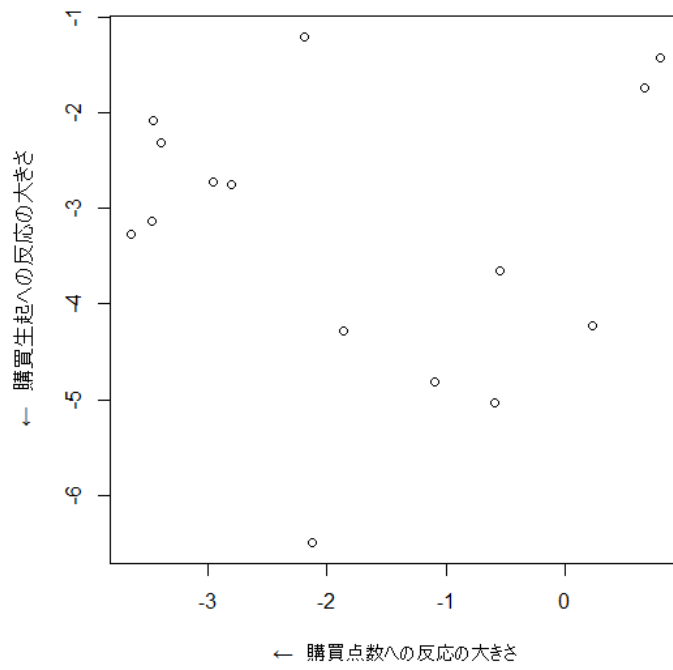


図 4-6 商品ごとの二段階の価格反応

## 5 階層化した項目反応モデルによる非計画購買率の推定

### —調査データにおける小サンプル問題への対応—

本章では、消費者の買物の計画性に関する分析に項目反応モデルを適用する。ここで扱う調査は、商品カテゴリーごとの非計画購買率（来店時に計画されていなかった購買の割合）を調べるものであるが、各商品カテゴリーのサンプルサイズが小さく、推定の誤差が大きい恐れがある。また、サンプルサイズの小ささゆえに、各商品カテゴリーについて回答した消費者の特性が偏っている恐れがある。そこでまず本章第1節で、項目反応モデルを用いることで小サンプル問題に対応することを提案し、その精度を検証する。これは第3章における商品の異質性分析を、商品カテゴリーの異質性分析に置き換えて行うものである。その後本章第2節以降で、小売店頭で取得した調査データに対して、項目反応モデルを用いる。なお、第3章、第4章と同じく二種類の異質性を同時分析するが、本章では視点が異なる。第3章と第4章は消費者への one to one のマーケティングを行うという目的のもと、二種類の異質性を分析した。そのため、消費者異質性が分析の主対象であり、商品異質性は統制するためにモデルに加えられた。一方、後述するように非計画購買の調査は、商品カテゴリーごとに小売業の営業における役割を与えるために使用される。そのため商品カテゴリーの異質性が分析の主対象であり、消費者異質性は統制するためにモデルに加えられる。

### 5.1 階層化した項目反応モデルによる非計画購買率推定の誤差の改善

#### 5.1.1 先行研究

消費財を扱う小売業が客単価の向上を図るうえで理解すべき消費者行動の一つに、購買の計画性がある。消費者は購買する商品の多くを来店時点では決めておらず、店頭で購買の意思決定を行う。この消費者行動を理解することで、来店前から購買の計画をされやすい商品カテゴリーを使ってチラシ等で来店を促したり、計画外で買われやすい商品カテゴリーをレジ周辺に置いて購買点数増を図ったりといった施策に利用することができる。流通経済研究所では長年にわたり購買の計画性に関する調査を行っており、食品スーパーでの購買の約8割が非計画購買であるとしている（流通経済研究所2016）。

非計画購買に関する調査は、米国では古くから行われている。West (1951)は小売店頭で消費者に対して調査を行い、キャンディ・ナッツなどについて非計画購買の割合を算出している。その後、Kollat and Willett (1967)や Williams and Dardis (1972), Prasad (1975),

Bellenger, Robertson, and Hirschman (1978), Cobb and Hoyer (1986), Park, Iyer, and Smith (1989)といった論文が非計画購買の規定要因や小売業態間比較を行っている。これらの研究によると、買物の量が多いことや、年齢や性別、人種、買い物の頻度、時間の制約などが非計画購買率に関わっている。ただし、年齢や性別に関しては、研究によっては非計画購買率との関係が有意となっておらず、不確かである。我が国では大槻 (1980)が非計画購買率について記しており、野菜・肉・水産物の値が64.8%と、加工食品の80.6%よりも低いことを示している。また、高橋 (1991)もスーパーマーケットで調査を行い、精肉の非計画購買率が低いことを示している。

近年でも非計画購買率に関する研究が発表され続けている (表 5-1)。近年の論文はそれぞれ独自の新規性を打ち出している。それらは大きく分けて、①消費者行動理論の適用、②最新のモデリング技術の適用、③過去にない消費者属性やマーケティングの影響分析に大別できる。①消費者行動理論の適用に関しては、Stilley, Inman and Wakefield (2010a, 2010b)が挙げられる。この二本の論文は、心理的財布と非計画購買の関係を分析したものである。また、Park, Kim and Forney (2005)は関与と非計画購買について研究している。②最新のモデリング技術の適用に関しては、Inman, Winer and Ferraro (2009)やGilbride, Inman and Stilley (2015)がある。これらの研究では階層モデルを用いて非計画購買について分析したり、消費者特性と商品特性の相互作用を分析したりしている。③過去にない消費者属性やマーケティング変数の影響分析については多くの分析がある。例えば、文化 (Kacen and Lee 2002)、買物同伴者 (Luo 2005)、店舗内行動 (Hui, Huang and Suher 2013)、店舗内クーポン (Heilman, Nakamoto and Rao 2002)、情報の表示 (Peck and Childers 2006)、レコメンデーション (Hostler et al. 2011)などが挙げられる。

多くの既存研究があるものの、調査結果を売場づくりや販売促進に生かすためには、商品カテゴリーレベルでの調査結果が必要である。流通経済研究所 (2016)によると、2013年の調査では、スーパーマーケットでスナック、チョコレート、米菓などの菓子類で非計画購買率が高く、国産牛、葉菜、ヨーグルト、ケチャップなどで非計画購買率が低かった。この結果は、計画購買されやすいカテゴリーを店舗内に分散配置して客動線をコントロールしたり、非計画購買されやすいカテゴリーを動線上に配置して購買を促したりといった売場づくりに利用できる。流通経済研究所 (2016)では、購買率 (当該商品カテゴリーがバスケットに入っている割合) と非計画購買率の二軸で商品カテゴリーを分類することで、販売活動に利用できるとしている (図 5-1)。

表 5-1 非計画購買に関する近年の研究

分類	概要	先行研究の例 (○=店頭調査、□=店頭調査以外)
消費者行動理論の適用	関与 心理的財布	□Park, Kim and Forney (2005) ○Stilley, Inman and Wakefield (2010a) ○Stilley, Inman and Wakefield (2010b)
最新のモデリング技術の適用	階層モデルでの推定	○Inman, Winer and Ferraro (2009) ○Gilbride, Inman and Stilley (2015)
消費者属性, マーケティング変数	文化 買物同伴者 店舗内行動 店舗内クーポン 情報表示 レコメンデーション	□Kacen and Lee (2002) □Luo (2005) ○Hui, Huang and Suher (2013) ○Heilman, Nakamoto and Rao (2002) ○Peck and Childers (2006) □Hostler et al. (2011)

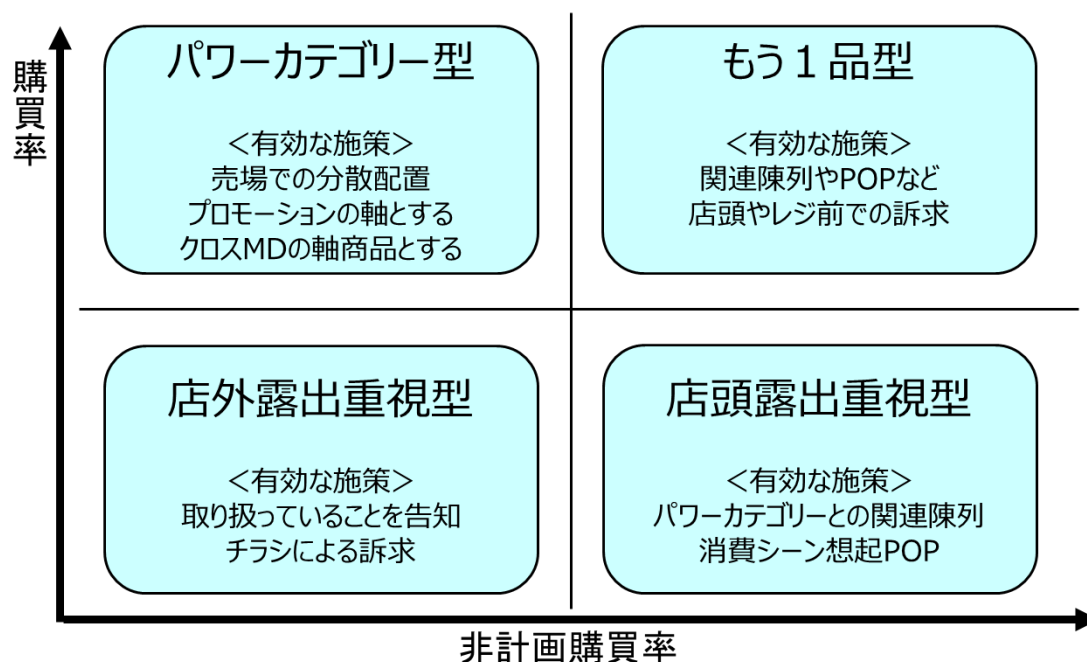


図 5-1 購買率と非計画購買率に基づく商品カテゴリーの分類と販売方法  
流通経済研究所 (2016)より引用

このような調査を行う際に、しばしばサンプルの不足が問題となる。例えば流通経済研究所 (2016)の調査では 775 人にインタビューを行い、食品及び日用品 8,135 アイテムのデータを得ている。しかし JICFS 細分類レベル<sup>20</sup>をカテゴリーとしたとき、十分なサンプルが得られないカテゴリーが多く現れてしまう。もちろん、調査数を増やせば問題は解決されるが、店頭調査で大規模なインタビューを行うことは困難である。実際、海外の大手学術誌における研究でも、Stilley, Inman and Wakefield (2010a)は 317 名、Stilley, Inman and Wakefield (2010b)は 153 名、Gilbride, Inman and Stilley (2015)は 328 名のサンプルに過ぎない。Inman, Winer and Ferraro (2009)は 2,300 名のデータを用いているが、この調査には \$400,000 の費用がかかっていると記載されており、多数のサンプルを集めることの難しさが分かる。そのため、多くのカテゴリーの非計画購買率を算出するためには分析手法の改善が必要である。

### 5.1.2 分析モデル

高橋 (1991)は非計画購買率について、総買物品目数に対する非計画購買品目数の割合により算出するとしている (以下、平均法と呼ぶ)。これは、非計画購買を 1、計画購買を 0 としたデータでカテゴリーごとに平均を取る作業である (以下、平均法とする)。標本の平均の期待値は母平均に等しいため、標本平均は非計画購買率の推定量として適切といえる。一方で、非計画購買率が 80% の場合、標準誤差を 10% ポイント以下にするためには 20 サンプル近くが必要になる。この点が、平均法の課題となる。

小サンプルによる誤差は、小売業の販売活動の誤りにつながる恐れがある。非計画購買率の利用方法として、図 5-1 のように商品カテゴリーを分類して販売方法を決めることが挙げられるが、誤差が大きいほど誤った象限に分類をしてしまう可能性が高くなる。そして、誤った分類をすると、非計画購買されにくい商品カテゴリーをレジ前に陳列して、もう一品の購買を促せないなど、有効ではない施策を行ってしまう恐れがある。

この問題の解決策として、階層化した項目反応モデルの使用を提案する。階層モデルは分析対象のデータだけでなく、分析対象が含まれるグループ全体の情報を使って、小サンプル問題に対応できるモデルである。また、項目反応モデルとすることで消費者異質性を考慮しつつ、商品カテゴリーの特性を分析できるようにして、誤差の抑制を図る。

---

<sup>20</sup> JICFS 分類とは、一般財団法人流通システム開発センターが設定した、消費者にとっての用途や効用による分類を基本原則とした商品分類基準である (流通システム開発センター 2013)。高橋 (1991)でも、JICFS 分類を使用している。



### 5.1.3 モデルの妥当性の検証

提案モデルの妥当性を検証するために、推定精度を確認するためのシミュレーションを行う。シミュレーションは、真の非計画購買率が分かっている架空のデータを生成し、平均法と提案するモデルのどちらが精度よく推定できるかを比較するものである。また、項目反応モデルを用いることの有用性を検証するために、消費者異質性を含まない二項ロジットモデル（以下、単に二項ロジットモデルと呼ぶ）との比較も行う。比較する二項ロジットモデルは以下のモデル1であり、提案する項目反応モデルは以下のモデル2である。

モデル1

$$\begin{aligned}
 P_{ij} &= \frac{1}{1 + \exp(-1.7(-b_{ij}))} \\
 b_{ij} &= b_j + \varepsilon_{ij} \\
 b_j &= b + \varepsilon_j \\
 \varepsilon_{ij} &\sim N(0, \sigma_{ij}^2) \quad \varepsilon_j \sim N(0, \sigma_j^2)
 \end{aligned}
 \tag{5-1}$$

モデル2

$$\begin{aligned}
 P_{ij} &= \frac{1}{1 + \exp(-1.7(\theta_h - b_{ij}))} \\
 \theta_h &\sim N(0, \sigma_h^2) \\
 b_{ij} &= b_j + \varepsilon_{ij} \\
 b_j &= b + \varepsilon_j \\
 \varepsilon_{ij} &\sim N(0, \sigma_{ij}^2) \quad \varepsilon_j \sim N(0, \sigma_j^2)
 \end{aligned}
 \tag{5-2}$$

$P_{ij}$  = 商品カテゴリー*i*の非計画購買率  
 $h$  = 消費者 ID  $i$  = 商品カテゴリーID(JICFS 細小分類)  $j$  = 部門 ID(JICFS 中分類)  
 $\theta_h$  = 消費者の非計画購買しやすさ  
 $b_{ij}$  = 部門  $j$  に含まれる商品カテゴリー*i*の非計画購買されにくさ  
 $b_j$  = 部門  $j$  の非計画購買されにくさ  $b$  = 全  $j$  の平均的な非計画購買されにくさ  
 $\varepsilon_h, \varepsilon_{ij}, \varepsilon_j$  = ランダム効果  $\sigma_h^2, \sigma_{ij}^2, \sigma_j^2$  = ランダム効果のバラつき

式(5-1)のモデルでは、非計画購買率 $P_{ij}$ 、計画購買率 $(1 - P_{ij})$ となるベルヌーイ分布か

ら、調査データが得られるという構造を想定している<sup>21</sup>。  $b_{ij}$ は各部門の標準的な水準を表す  $b_j$ を中心にバラついており、  $b_j$ は全部門の標準的な水準を表す  $b$ を中心にバラついている。ここでは、同じ部門に属するカテゴリーの非計画購買率は、互いに近い値にあるという仮定が置かれている。つまり、「菓子であるならばスナックでも米菓でもチョコレートでも非計画購買率が高いだろう」とか、「精肉であるならば牛肉でも豚肉でも鶏肉でも非計画購買率が低いだろう」という考えが念頭にある。この仮定により、同一部門に含まれる他のカテゴリーのデータも推定に利用しており、サンプルの少なさを補えるようにしている。ただし、カテゴリーごとの非計画購買率のバラつきは部門ごとに異なり、部門内での共通性が強い部門も弱い部門も存在するモデルになっている。式(5-2)は、ここに消費者異質性を表す  $\theta_h$  が加わっている。調査データでは、ある商品カテゴリーは、たまたま非計画購買しやすい消費者にばかり買われていたり、逆に非計画購買しにくい消費者にばかり買われていたりするかもしれない。そのためこのパラメータにより、消費者異質性を考慮できるようにしている。

シミュレーションの手順は表 5-2 のとおりである。まず手順 2. で架空のパラメータを乱数発生により生成し、それを元に手順 3 で商品カテゴリーごとの非計画購買率を算出する。この非計画購買率は、推定における正答になるものであり、ここではこの値を「真値」とよぶ。また、サンプルサイズと推定精度の関係进行分析のために、各部門に含まれる 8 カテゴリーのサンプルサイズをそれぞれ異なる値に設定している。手順 4. の疑似調査データは真値を元にしており、例えば非計画購買率 70%のカテゴリーからは、計画購買 30%、非計画購買 70%の割合でデータが生成される。この値は確率的であり、真値が 70%であっても実際に生成されるデータのうち非計画購買が 40%となったり、すべてのデータが非計画購買となったりすることもある。この疑似調査データをもとに、手順 5. で非計画購買率を推定する。ただし、1 回だけのシミュレーションでは、たまたま精度よく推定できる可能性が残るため、評価が難しい。そこで、2.パラメータ生成、3.真値算出、4.疑似調査データ生成、5.非計画購買率の推定という手順を 100 回繰り返し、これにより、平均法と二項ロジットモデル、項目反応モデルのそれぞれで、40 カテゴリー×100 回×推定法 3 種類で 12,000 個の推定値を得た。最後に、推定値と真値を比較し、推定精度を評価する。

---

<sup>21</sup> 上田(2005)では、来店時の購買予定有無と購買実績有無の組合せにより、計画・非計画購買について四種類に分けている。ただし、この定義でモデリングをすると大量の非購買を扱わなければならないため、ここでは購買があった場合のみを対象とした。

表 5-2 シミュレーションの手順

手順	内容	行う作業
1.	部門数とカテゴリ数の設定	5 部門各 8 カテゴリー (合計 40 カテゴリー) とする.
2.	パラメータの生成	乱数発生により, パラメータを生成する. <ul style="list-style-type: none"> <li>・ <math>\theta_h</math> を平均 0, 標準偏差 1 の正規分布からランダムに 100 人生成.</li> <li>・ <math>b_j</math> を平均 0.65, 標準偏差 0.5 の正規分布からランダムに 5 部門生成.</li> <li>・ <math>b_{ij}</math> を平均 <math>b_j</math>, 標準偏差 0.5 の正規分布からランダムに 40 カテゴリー生成.</li> </ul>
3.	非計画購買率 (真値) の生成	生成したパラメータをもとに $P_{ij}$ を算出. このとき $P_{ij}$ の数は, 各部門に含まれる 8 カテゴリーにおいて, それぞれ 100, 70, 50, 40, 30, 20, 10, 5 とする. $p_{ij}$ を算出する際に用いる $\theta_h$ は, 100 人の中からランダムに選択する.
4.	疑似調査データの生成	生成した非計画購買率をもとに, 非計画購買 = 1, 計画購買 = 0 の二値データを作成.
5.	非計画購買率の推定	疑似調査データから, 平均法と二項ロジットモデル, 項目反応モデルのそれぞれで, パラメータを推定し, 非計画購買率を算出する.
6.	生成と推定の繰り返し	手順 2 から 5 を 100 回繰り返し, 真値, 平均法による推定値, 二項ロジットモデルによる推定値, 項目反応モデルによる推定値の四種類のデータを記録する.
7.	推定精度の評価	100 回の推定結果から, 三種類の方法ごとの推定精度を比較する.

推定精度の評価にあたっては、推定精度は真値と推定値の誤差が小さいほど優れていると考え、RMSE（平均二乗誤差）で評価する。RMSE は以下の式(5-3)で表される<sup>22</sup>。 $\widehat{P}_{ijt}$ は*i*部門*j*カテゴリーの*t*回目の推定値、 $P_{ijt}$ はその真値である。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (\widehat{P}_{ijt} - P_{ijt})^2} \quad (5-3)$$

なお、二項ロジットモデルや項目反応モデルでの推定の際に得られるのは $\theta_h$ や $b_{ij}$ といったパラメータであり、それから非計画購買率 $P_{ij}$ を算出する必要がある。ここで、二項ロジットモデルの場合は式(5-2)に $b_{ij}$ を代入すればよいが、項目反応モデルの場合は消費者が複数いるため、どの消費者の値を用いることが適切であるかを考える必要がある。豊田 (2002)では、テストの問題ごとの正答率を求める方法として、 $\theta$ に関して積分する方法を紹介しており、設問の正答率 $E[u_j]$ は、 $\theta$ の平均 $\mu$ と標準偏差 $\sigma$ を用いて、以下のように近似できる。

$$E[u_j] \approx \left[ 1 + \exp \left( -1.7 \frac{1/\sigma}{\sqrt{1 + (1/\sigma^2)}} (\mu - b_j) \right) \right]^{-1} \quad (5-4)$$

本研究では、この式(5-4)により、積分法で非計画購買率を求めた。

三種類の推定方法についての RMSE をサンプルサイズごとに計算した結果が図 5-2 である。これを見ると、まず平均法よりも二項ロジットモデルの誤差が小さく、特にサンプルサイズが小さいときに誤差を抑えられていることが分かる。これは、階層化したモデルのランダム効果として複数の商品カテゴリーを一括して分割したことの成果といえる。また、サンプルサイズに関わらず、二項ロジットモデルよりも項目反応モデルの誤差が小さい。これは、項目反応モデルで消費者異質性を考慮できているためといえる。

<sup>22</sup> RSME 以外にもバイアス $\frac{1}{n} \sum (\widehat{p}_{ijt} - p_{ijt})$ により推定値の偏りを確認したが、平均法、階層モデルともにバイアスは極めて小さかった。

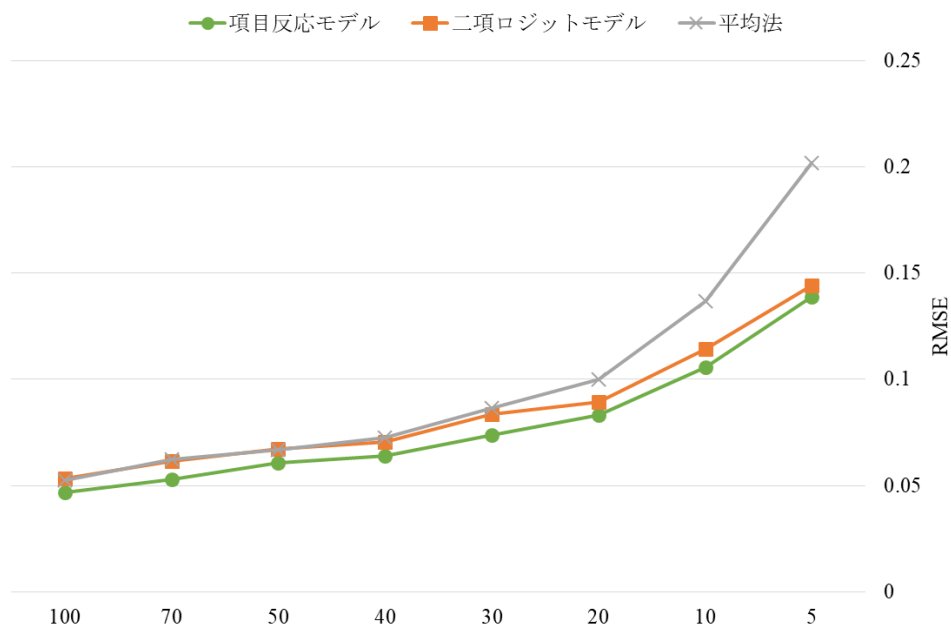


図 5-2 サンプルサイズと RMSE の関係

従来の手法である平均法と項目反応モデルを比較すると、平均法で 30 サンプル場合と、項目反応モデルで 20 サンプルの場合の RMSE が同程度である。また、平均法で 20 サンプル場合と、項目反応モデルで 10 サンプルの場合の RMSE が同程度である。そのため、調査で多くのサンプルを集めることが困難なために、誤差を抑える手法を開発するという本研究の目的に合致した成果が得られたといえる。

この結果は、小売業が誤った販売方策を行ってしまうリスクを低減させるものである。非計画購買率の推定値を図 5-1 のように商品カテゴリーの分類に利用するならば、誤差の大きさは分類の誤りにつながりかねない。そして分類の誤りは、非計画購買されにくい商品カテゴリーをレジ前に陳列してもう一品の購買を促せなかったり、計画購買されにくい商品カテゴリーをチラシに載せて来店を促せなかったりと、販売方策の誤りにつながる恐れがある。

なお、この検証では階層化した項目反応モデルの構造に従って、カテゴリーごとの非計画購買率を生成している。これは、購買行動に消費者異質性が存在することや、同じ部門に属するカテゴリーの非計画購買率は近い値にあるという仮定が正しいことを前提としているということに留意する必要がある。

## 5.2 実データを用いた非計画購買率の推定

### 5.2.1 使用するデータとモデル

続いて、実データを用いた分析を行う。ここで用いるのは、2013年にスーパーマーケットで行った店頭調査のデータである。調査の概要を表 5-3 に示す。

表 5-3 調査の概要

調査実施時期	2013年6月
調査対象店舗	関東のスーパーマーケット2店舗
調査対象者	来店客からのランダムサンプリング (ただし消費者属性に偏りがある場合は、途中から不足している属性を増やすようサンプリング)
調査対象カテゴリー	食品(生鮮食品を含む)
調査方法	店頭アンケート調査(他記式)
回収数	721人 7,393SKU

調査は次の手順で行った。まず、来店直後の買物客に、これから購買予定の商品は何か聴取する。この際、カテゴリーレベルまで計画していればカテゴリー名を、商品単品レベルまで計画していれば商品名を回答してもらう<sup>23</sup>。回答者には整理券を渡し、買物が終了しレジ精算をした後に調査カウンターに来てもらう。調査員は整理券の番号から来店時調査の調査票を取り出し、そこに購買した商品を追記する。これにより、来店時の購買計画と、実際に購買した商品がひもづき、計画・非計画購買のデータが得られる。なお、回収したサンプルは775人、8,315SKUであったが、日用品や文房具は除外して食品のみを対象とし、食品を3SKU以上購買した消費者に限定している。また、後述する分析のため、消費者属性が無回答であった消費者は除外した。

分析にあたっては、高橋(1991)と同様にJICFS分類基準をもとに、JICFS細分類以上の計画がある場合を計画購買とした。また、項目反応モデルではJICFS細分類を商品カテゴリー、JICFS中分類を部門として、モデルの当てはめを行った<sup>24</sup>。

<sup>23</sup> 本研究ではカテゴリーレベルもしくは商品レベルで購買計画があれば計画購買とまとめているが、Inman, Winer and Ferraro(2009)のようにカテゴリーレベルの計画(generally planed)と、商品レベルの計画(specifically planed)を分けた研究もある。

<sup>24</sup> 分析負荷が大きくなるため今回は行わなかったが、JICFS大分類や小分類を用いて、より階層を深くすることも可能である。

分析では、二項ロジットモデル（モデル 1，式(5-1)）と項目反応モデル（モデル 2，式(5-2)）を使い、WAIC によりモデル選択を行う。項目反応モデルを用いるのは、使用するデータにおいて消費者ごとの差異が見られるためである。図 5-3 は、調査への回答者ごとに算出した非計画購買率のヒストグラムであり、消費者間に異質性があると想定される。このモデル比較により、実際の購買データにおいても、非計画購買率の推定に項目反応モデルを用いることが有用であるかを検証できる。

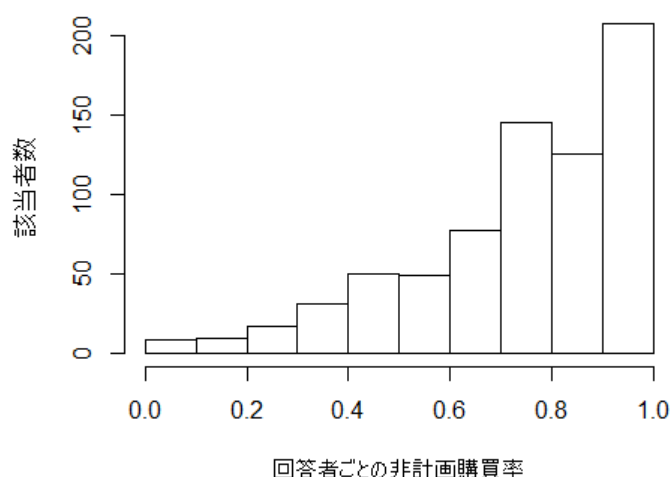


図 5-3 消費者の非計画購買率の分布

### 5.2.1 実データによる分析

モデル 1 と 2 を、店頭調査のデータに当てて分析を行った。パラメータは第 3 章及び第 4 章と同様にベイズ推定し、HMC 法の事後分布から EAP を点推定値としている。両モデルで事後分布から 10,000 回のサンプリングを行い、前半の 5,000 回をバーンイン期間として削除した。HMC 法による MCMC は、いずれのモデルにおいても、収束判定指標  $\hat{R}$  が全パラメータで 1.1 以下となり、収束していると判断した (Gelman 1996, Brooks, and Gelman 1998)。

ここで、情報量基準の観点から 2 つのモデルの精度を比較する。モデル比較には、WAIC (Watanabe, 2010) を使用しており、Vehtari, Gelman and Gabry (2017) の方法で WAIC を求めている。算出した WAIC の値は、二項ロジットモデルで 7216.0、項目反応モデルで 6518.8 であった。WAIC の値が小さいほど予測の観点で優れたモデルであり、項目反応モデルを用いることで精度が高まることが、実データにおいても確認された。

続いて、商品カテゴリーごとの非計画購買率を算出する。項目反応モデルからの非計

画購買率の算出には、前節のシミュレーションと同様に積分法を用いる。表 5-4 は、モデル 2 で推定したパラメータから積分法により算出した商品カテゴリーごとの非計画購買率であり、非計画購買率の上位・下位から 10 カテゴリーずつを掲載している。また、参考として平均法で算出した非計画購買率とサンプルサイズも併せて載せている。これを見ると、平均法で非計画購買率が 100%のカテゴリーの推定値が、モデル 2 では少し低くなっている。これは、同一部門の他カテゴリーの値に引き寄せられているためである。真の非計画購買率が 100%ということはありません。補正が働いたといえるだろう。このうち「半生菓子」は、サンプルが 59 件ありながら全て非計画購買であったため、非計画購買率が最も高い商品カテゴリーとなった。非計画購買率が低いカテゴリーでは、「ゴマ」や「その他雑種」のように、平均法と大きく異なる推定値となったものもある。これはサンプルサイズが小さいカテゴリーである。また、部門内の他の商品カテゴリーの値に引き寄せられた影響もあると考えられる。

表 5-4 商品カテゴリーごとの非計画購買率

商品カテゴリー	項目反応モデル	平均法	サンプルサイズ
半生菓子	96.7%	100.0%	59
その他鮮魚	96.4%	100.0%	35
ビスケット・クッキー	95.2%	98.6%	69
精肉加工品	95.1%	100.0%	14
その他加工水産	94.4%	100.0%	38
玩具菓子	94.4%	100.0%	13
海藻	93.9%	100.0%	11
チリメン	93.8%	100.0%	15
その他惣菜	93.8%	100.0%	18
チューインガム	93.4%	100.0%	8
	⋮		
	⋮		
	⋮		
清酒	54.7%	42.9%	7
中国茶ドリンク	52.7%	50.0%	12
カキ類	52.1%	55.6%	9
水	51.0%	46.4%	28
ウリ	49.7%	50.0%	18
発泡酒	48.5%	57.9%	19
ゴマ	47.5%	12.5%	8
牛乳	42.1%	40.8%	174
その他雑酒	39.2%	23.1%	13
米	26.6%	17.9%	28



### 5.3 非計画購買率に影響する要因の研究

第3章と第4章の研究では、分析で得たい情報は消費者異質性であり、商品異質性は統制するものであった。しかし、副次的な成果として商品異質性の情報も、品ぞろえ商品の選定等に使用できた。一方、本章の研究では、分析で得たい情報は商品カテゴリーの異質性であり、消費者異質性は統制するものであった。

ここで、消費者異質性の情報は、第3章と第4章における商品異質性と同様に利用できるものであろうか。モデル2では、消費者ごとの非計画購買しやすさを表すパラメータを得ることができる。しかし、パラメータを得られた消費者はわずか721人であり、調査店舗に来店する消費者のごく一部に過ぎない。そのため、調査対象とした721名についての情報を使うよりは、どのような消費者が非計画購買しやすいかという点を分析し、一般化できる知見を得るべきであろう。

そこでモデル3として、消費者属性等を消費者間の共通性として組み込んだ項目反応モデルを用いる。モデル3は、以下の式(5-5)のとおりである。

モデル3

$$\begin{aligned}
 P_{ij} &= \frac{1}{1 + \exp(-1.7(\theta_h - b_{ij}))} \\
 \theta_h &= \mathbf{X}'_h \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_h \\
 \varepsilon_h &\sim N(0, \sigma_h^2) \\
 b_{ij} &= b_i + \varepsilon_{ij} \\
 b_i &= b + \varepsilon_j \\
 \varepsilon_{ij} &\sim N(0, \sigma_{ij}^2) \quad \varepsilon_j \sim N(0, \sigma_j^2)
 \end{aligned} \tag{5-5}$$

$P_{ij}$  = 非計画購買率  
 $h$  = 消費者 ID  $i$  = 商品カテゴリー-ID(JICFS 細小分類)  $j$  = 部門 ID(JICFS 中分類)  
 $\theta_h$  = 消費者の非計画購買しやすさ  
 $\mathbf{X}_h$  = 説明変数(消費者属性等)のベクトル  $\boldsymbol{\beta}$  = 係数のベクトル  
 $b_{ij}$  = 部門  $j$  に含まれる商品カテゴリー  $i$  の非計画購買されにくさ  
 $b_j$  = 部門  $j$  の非計画購買されにくさ  
 $b$  = 全  $j$  の平均的な非計画購買されにくさ  
 $\varepsilon_h, \varepsilon_{ij}, \varepsilon_j$  = ランダム効果  $\sigma_h^2, \sigma_{ij}^2, \sigma_j^2$  = ランダム効果のバラつき

モデル3はモデル2の消費者パラメータについて、消費者ごとの共通性を表す $X_h'\beta$ を加えたものである。消費者ごとの属性には、性別、同伴者の有無、来店手段（車で来店したか）、調査した買物における予算の有無、買物メモを持参しているか、土日か平日か、数日分の食料を買うという目的で来店したかという七種類を用いた<sup>25</sup>。これらの七種類の変数は、いずれも1と0のみを取る二値データである。これらの係数から、どのような消費者属性等が非計画購買しやすさ（あるいはしにくさ）の要因となるかを分析できる。

表 5-5 に、消費者属性の係数 $\beta$ について、その推定値を記載した。また、図 5-4 は、事後分布からの 5,000 回のサンプリングの分布を、95%信用区間内で示している。ここで、係数の推定値が正であれば非計画購買が多く、負であれば計画購買が多くなる。これを見ると、買物メモを持参していたり、買物予算を持っていたりする消費者は計画購買が多くなる。これは、メモや予算を持っている消費者は計画的な買い物をしており、必要以上に店頭で計画外の買い物をしないためと考えられる。曜日が土日であることや、車で来店していることは非計画購買率を高める。背景として、週末に娯楽として必要以上の物を買ってしまうことや、車で来ているため荷物を持ち帰りやすく予定外の物まで多めに買ってしまうことが考えられる。

買物同伴者がいることや、性別が女性であること、数日分の食料を買うという目的による来店は非計画購買率を高めるが、事後分布からの MCMC の信用区間に 0 を含む。これは、ベイズ推定において有意ではないことを意味する。

これらの結果は、先行研究と類似している。買物メモについては Kollat and Willett (1967)で、非計画購買と関係するとしている。また、来店手段と類似した変数として、Pasad (1975)では、店舗までの距離が非計画購買と関係しているとしている。また、先行研究の整理で記載したとおり、性別と非計画購買率の関係については研究によって結果が異なっており、有意とならなかったことは妥当な結果といえるだろう。これらは先行研究と同様の結果であるが、消費者異質性と商品異質性を同時に分析するモデルでも追認することができたということは、既存研究の信頼性を高めるという意味で意義があることだろう。

---

<sup>25</sup> 使用したデータには、決済方法(電子マネーを使用したかどうか)や、夕食の材料を買うという目的で来店したかといった変数が含まれている。しかし、これらの係数を推定するとほぼ 0 であり、モデルに含めると WAIC の値も低下することから、本研究では七種類の変数を用いた場合のみを記載している。

表 5-5 消費者属性と係数の推定値

変数	データの形	係数の推定値
土日か平日か	土日=1のダミー	0.17
メモを持参しているか	メモ有り=1のダミー	-0.60
買物予算の有無	予算有り=1のダミー	-0.26
車で来店しているか	車で来店=1のダミー	0.21
同伴者はいるか	同伴者あり=1のダミー	0.10
性別	女性=1のダミー	0.05
まとめ買い目的	数日分の食料を買うという 目的で来店した=1のダミー	0.06

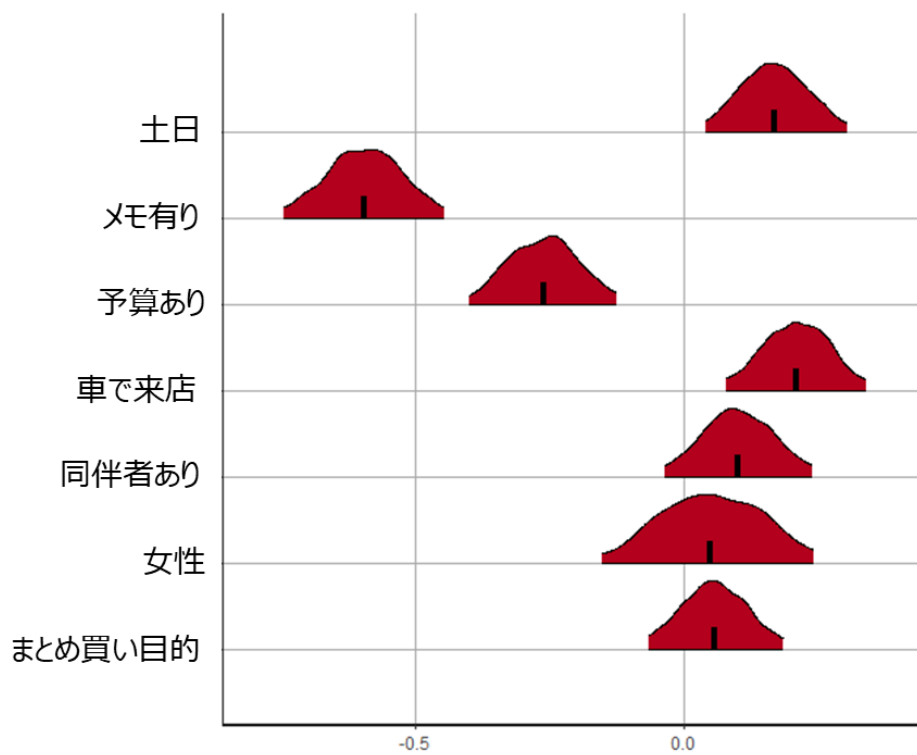


図 5-4 消費者属性の係数の事後分布

## 5.4 おわりに

本章では、項目反応モデルを用いて非計画購買率を推定することを提案した。既存の平均法を用いた推定は誤差が大きかったが、項目反応モデルを用いることによって誤差を抑制することができる。特に、小サンプルのカテゴリーで誤差を抑える効果が大きいことを、シミュレーションによって示した。また、実データによる分析でも、項目反応モデルを用いた。さらに、消費者属性と非計画購買率の関係についても、二種類の異質性を同時に考慮しながら分析し、既存の研究成果を下支えすることができた。

これらの成果は、実務的にも学術的にも貢献するものである。実務的には、非計画購買率に関する精度の良い推定結果を提供する。前述のとおり非計画購買率は、小売業における商品カテゴリーごとの販売方策の立案に使用され、それはチラシ対象カテゴリーの選定や、実店舗における売場づくりに反映される。小売業の業務に直接利用できるテーマであるだけに、その精度を高めて誤った方策をとる危険を抑えることは、実務的な意義が大きい。

学術的には、マーケティング分野において適用が限られている項目反応モデルを、マーケティング調査で活用した。本章の分析テーマに限らず、マーケティングデータには消費者の多様性と商品の多様性という両面を持っており、それぞれの異質性を同時分析することは有用である。特に本章では、商品カテゴリーの分析を行う際に、消費者異質性を考慮することの有用性を示した。さらに副次的な成果として、消費者異質性自体を評価することもできる。また、階層化したモデルが学術研究において発展している一方で、実務においては適用される場面が少ない中、本研究は階層モデルの技術を実務的な調査に援用するものである。そのため本研究には、マーケティング・サイエンスの技術を実務に活用しており、学術と実務の橋渡しという面でも貢献がある。

今後の課題としては、計画購買と非計画購買の比率の決定に関して、真の構造を理解するために、さらに精緻なモデルを構築することが挙げられる。清水 (1993)によると、既存研究では非計画購買の要因が商品特性、店舗特性、店舗状況、消費者特性によって異なることが示されている。しかし、本研究ではそれらを同時に含めたモデリングは行っていない。特に、本研究で用いた調査データは2店舗から取得したものであり、店舗特性や店舗状況には偏りがある。現状では、消費者特性と商品特性だけしかモデリングできていないが、今後はこれらの特性や状況も分析可能な調査方法を考える必要がある。商品や消費者の特性についても、本研究で用いた以外の変数が消費者位的意思決定に関わると考えられる。例えば、Inman, Winer and Ferraro (2009)では商品特性として嗜好性

や購買者の購買間隔を用いているが、本研究ではそれらを利用できていない。この点については、モデルとデータ収集の工夫によって対応できると考えられ、今後の研究発展の方向性の一つといえるだろう。また、今後の改善として、消費者の意思決定過程に沿ったモデルにすることも考えられる。本研究では、計画購買と非計画購買の比率についてモデリングしたが、消費者の意思決定としては、まず購買の計画を立て、その後店頭で計画商品の購買有無と、店頭で接した計画外商品の購買有無を意思決定すると考えるべきであろう。加えて、先行研究のモデルとの比較も必要であろう。取得している変数の都合で本研究では行えなかったが、Inman, Winer and Ferraro (2009)や Gilbride, Inman and Stille (2015)のモデルと比較して精度の良い推定ができていないのかは明らかにできていない。今後変数を揃えた上で、情報量基準などにより評価していく必要がある。これらの点は、今後の研究の課題として残される。

## 付録 5 A：予測の観点からの分析精度の評価

実データにおける分析では、WAICにより精度をモデル間で比較したが、その予測精度はどの程度なのであろうか。ここでは、分析に用いた表 5-3 のデータを訓練データとテストデータに分割し、訓練データにより推定したパラメータで、どの程度テストデータの計画購買・非計画購買を的中できるかを確認する。

データの分割では、調査への回答者 721 人について、1 人につき 1 件の購買データをテストデータとしてランダムに抽出する。そして、7393 件のデータを、訓練データ 6672 件、テストデータ 721 件に分割した。

訓練データにはモデル 3 を適用し、各パラメータをベイズ推定した。その上で、テストデータの消費者 ID や消費者属性、商品カテゴリーID から非計画購買率 $P_{ij}$ を算出し、 $P_{ij}$ が 0.5 以上であれば非計画購買、0.5 未満であれば計画購買と予測する。テストデータ 721 件における予測と、実際の計画購買・非計画購買の関係を整理したものが表 5-6 である。予測で非計画購買とした場合には 81.7%(521/638)で予測が的中する。また、計画購買と予測した場合には、73.5%(61/83)で予測が的中する。全体としては、80.7% ((521+61)/721)の正判別率である。項目反応モデルにより、ある程度高い水準で計画購買か非計画購買かを予測できるといえる。

表 5-6 テストデータにおける予測と実際の値

		予測		
		非計画購買	計画購買	総計
実際の値	非計画購買	521	22	543
	計画購買	117	61	178
	総計	638	83	721

## 付録 5B：パラメータの解釈に関する補足

本章では、 $\theta$  を消費者ごとの非計画購買しやすさ、 $b$  を商品カテゴリーごとの非計画購買されにくさと見なして分析を行った。調査項目は、商品カテゴリーごとの購買が非計画購買であったかどうかであるため、非計画購買しやすさ（されにくさ）の尺度として妥当と考えられる。ここで、 $\theta$  と  $b$  が非計画購買しやすさ（されにくさ）を確かに表しているかどうかを確認するために、パラメータの推定値と、平均法による非計画購買率の関係を図 5-5 に表した。左のグラフの点は消費者一人一人、右のグラフの点は商品カテゴリー一つ一つを表しており、それぞれの点はサンプルが多いほど大きなサイズとしている。これを見ると、 $\theta$  と消費者ごとの非計画購買率には正の相関（相関係数 0.94）があることが分かる。このことから、 $\theta$  は消費者ごとの非計画購買しやすさを、 $b$  は商品カテゴリーごとの非計画購買されにくさを表していることが確認できる。

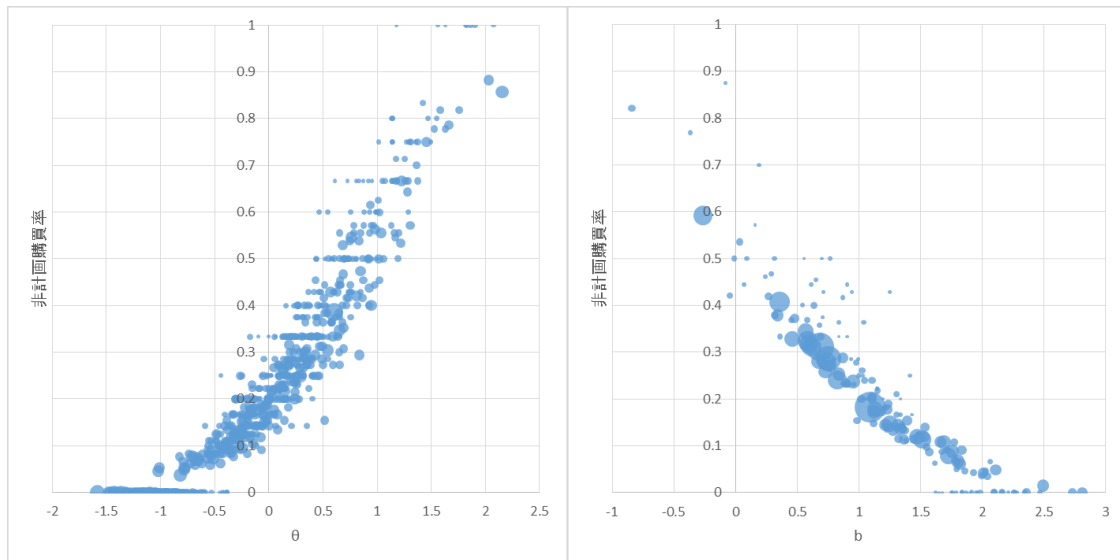


図 5-5 パラメータの推定値と非計画購買率の関係

左図： $\theta$  と非計画購買率の関係 右図： $b$  と非計画購買率の関係

## 付録 5C：サンプルサイズを変えた場合のシミュレーション

5.1 節におけるシミュレーションでは、各部門内の商品カテゴリーごとのサンプルサイズを 100, 70, 50, 40, 30, 20, 10, 5 とバランスよく設定したが、この設定が偏っている場合でも、推定の精度は問題ないのであるか。この点を確認するために、部門内の商品カテゴリーごとのサンプルサイズを変えて、再度シミュレーションを行った。

このシミュレーションでは、サンプルサイズを 290, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5 とした。一つ目のサンプルサイズを 290 としたのは、部門内のサンプルの総数を 5.1 節のシミュレーションに合わせるためである。この設定でのシミュレーションによるサンプルサイズと RMSE の関係を図 5-6 に示す。サンプルサイズが 5 のカテゴリーは、各回各部門ごとに発生させた順に、5A, 5B・・・5G とグループ分けし、グループごとに RMSE を計算している。この結果を見ると、サンプルサイズに偏りのあるシミュレーションでも、項目反応モデルの RMSE が他の方法よりも小さいことが分かる。また、図 5-2 の結果と比較すると、サンプルサイズが 5 の場合の項目反応モデルの RMSE は、ほぼ同一である。これらの結果から、部門内でサンプルサイズが偏っている場合でも、項目反応モデルを用いることで精度の良い推定ができるといえる。

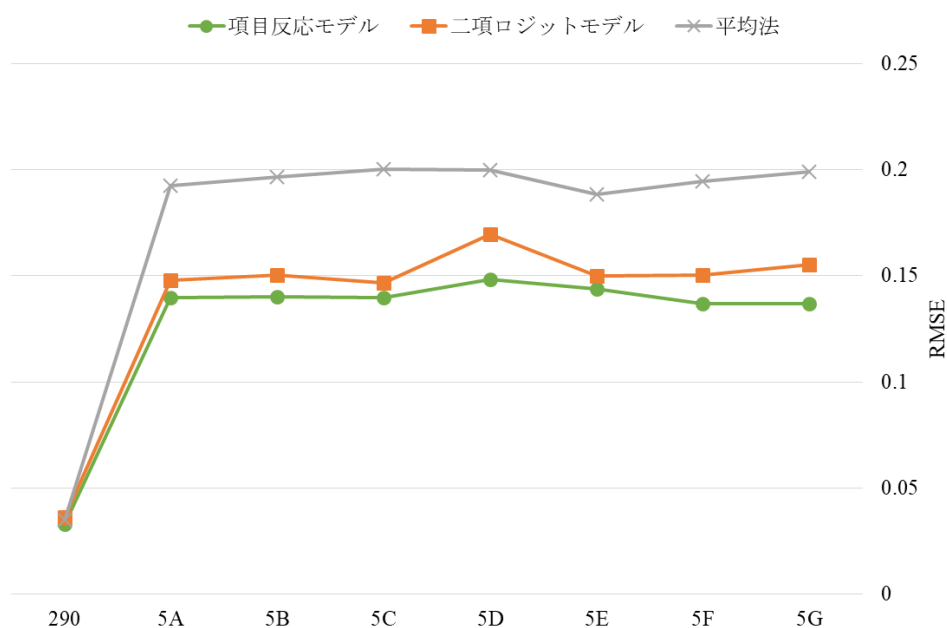


図 5-6 サンプルサイズと RMSE の関係 (サンプルサイズの設定を変えた場合)



## 6 総括

### 6.1 本研究の結論

本研究では、小売業視点のマーケティングモデルとして、項目反応モデルを用いて商品異質性と消費者異質性の同時分析を行うことを提案した。多くの既存研究におけるマーケティングモデルは、単一ブランドの分析や、ブランド選択の分析のために作られており、小売業にとっては利用し難いものであった。そこで本研究では、商品カテゴリーを購買する消費者ごとの特性を把握するためのモデルを構築した。消費者ごとに購買している商品は多様であるため、既存のモデルでの分析で得られる消費者特性は、各消費者が購買している商品の影響を受ける。そのため、当該商品カテゴリーに含まれる複数商品を同時に扱いつつ、商品ごとの異質性を考慮したうえで、消費者異質性を分析するモデルを構築した。また、商品ごとの特性を分析する際にも、購買している消費者の特性の影響が現れる。そのため、本論文で提案したモデルは、小売業が消費者ごとの異質性を考慮したうえで、商品異質性を分析するためにも使用できる。さらに、多数の商品カテゴリーを取り扱う小売業が、商品カテゴリーごとの特性を評価するための項目反応モデルも提示した。

本研究では、第3章から第5章で、大きく以下3つの分析を行った。これらの分析により、項目反応理論を用いたモデルで商品異質性と消費者異質性を同時分析することの有用性を示している。

第3章では、まず前半で商品異質性の分析を行った。これは、コメカテゴリーに含まれる多数の商品について、その価格反応度を一括して分析したものである。多数の商品を同時分析することで、サンプルが少ない商品についても分析が可能となる。また、商品単品レベルの価格反応度だけでなく、コメのカテゴリーレベルでの価格反応度を推定できた。前半の分析方法としては、米の販売点数を目的変数、価格掛率を説明変数とするポアソン回帰モデルを階層ベイズモデル化した。このモデルは、価格掛率の係数（価格反応度）が商品によって異なるという形になっており、商品ごとの価格反応度が推定できる。使用したデータはスーパーマーケットのPOSデータであり、複数店舗の56商品を分析対象とした。パラメータは、HMC法によりベイズ推定した（推定方法は、本研究の他の分析でも同様である）。分析の結果、まずコメのカテゴリーレベルでの価格反応度が-0.98と推定され、信用区間からその値が有意に0ではないことが確認された。先行研究では、政府統計等でコメ需要がほとんど価格に影響されないと分析されていたが、スーパーマーケットの販売点数に関しては、その程度は大きくないが価格の影響を

受けている。また、商品ごとの価格反応度も推定され、商品によって値引きの効果が大きいものも、小さいものもあることが確認された。推定値について信用区間を確認したところ、56商品のうち15商品は価格反応度のパラメータが有意ではなく、特売に適さない商品として特定することができた。

以上の分析結果を踏まえ、第3章の後半では、商品異質性と消費者異質性の同時分析を行った。ここでは消費者ごとの価格反応度を推定する際に、各消費者が購入した商品の販売力を考慮している。これにより、たまたま販売力が高い（あるいは低い）商品を購入したときは、消費者のパラメータが調整される。分析方法としては、価格掛率を説明変数とする項目反応モデルをベイズモデル化した。このモデルは、価格掛率の係数（価格反応度）が消費者によって異なるという形になっており、消費者ごとの価格反応度が推定できる。また、消費者ごとの購買力を表すパラメータや、商品ごとの販売力を表すパラメータを含めており、複数の異質性を同時推定できる項目反応理論の特長を生かしたモデルとなっている。商品ごとに異なるパラメータを含んでいる点は、第3章前半のモデルと同様である。分析に使用したデータはスーパーマーケットのID付POSデータであり、消費者と商品の両方を分析軸として使用できる。モデルに組み込めるデータとして価格掛率以外の変数もあり、最終的なモデルは情報量基準の一種であるWAICを用いたモデル比較により選定し、消費者の性別を説明変数に加えた。性別の係数も、商品ごとに異なるように設定している。分析の結果、対象とした250名の消費者それぞれの価格反応度が推定された。また、価格反応度から、価格の購買確率に対する弾力性を計算した。ここで得られた推定値は、各消費者が購入した商品の違いを考慮したものである。なお、本研究のモデルは商品異質性を同時分析するものであるため、消費者ごとのパラメータだけでなく、副次的な成果として商品ごとの販売力を表すパラメータも得られた。これは消費者ごとの異質性や値引きの影響を考慮したものであり、店舗での取扱商品の選定等に利用できる。

第3章全体として、商品異質性を分析することと、商品異質性を考慮して消費者異質性を分析することを提案した。これらの分析は、価格プロモーションの対象とする商品や消費者を選定する際に利用できるものである。また、小売データに対して項目反応モデルを用いて二種類の異質性を同時分析する研究は、既存研究と異なるものであり、新しいモデリング方法を提案するものである。

次に第4章では、項目反応理論を用いたモデルの発展例として、第3章で用いたモデルに購買の段階という視点を加えた研究を行った。先行研究の多くでは、購買時の行動

のみが分析されており、非購買行動を適切にモデリングできていない。しかし、実際の購買行動には、購買するかどうかの意思決定と、どれだけの量を購買するかという意思決定という段階があると考えられ、このような意思決定を表現するモデルが必要である。また、データ利用の観点で見ても、ブランド選択モデル等において分析対象ブランドの購買時のデータのみが使用されており、より多くのデータを有効に活用する方法を検討する必要がある。本研究では既存研究の発展の流れを踏まえ、商品ごとの購買生起と、何点購買するかという二段階を表現するモデルを作り、それぞれの段階におけるマーケティング変数への反応の消費者異質性を分析した。

分析方法としては、ハードルモデルと呼ばれるモデルを作成した。これは、二項ロジットモデルとポアソン回帰モデルを混合したものであり、購買行動における購買生起と購買点数の意思決定を表現できる。また、第3章のモデルと同様に項目反応理論を応用しており、多数の商品を同時分析して、商品異質性を考慮することが可能となっている。なお、ハードルモデルを用いることで購買の段階を表現することができるが、統計的な観点からもモデルを評価するために、通常のポアソン回帰モデルと情報量基準による比較を行い、モデルの優位性を確認している。分析に用いたデータは、第3章と同一チェーン店のID付POSデータである。

分析の結果、購買生起への価格反応度では、多くの消費者の点推定値が負の値になっていた。これは、一部の例外的な消費者を除いて、値引きが購買確率を高めることを示している。一方、購買点数への価格反応度に関しては、0.5～-0.5の範囲に、約半数となる56名の消費者が含まれた。値引きしていても、まとめ買いまではしない消費者が多くいることが分かる。先行研究においても、マーケティング変数の変化は購買点数よりも購買生起により大きく影響することが示されており、本研究の結果と一致する。また、値引きが購買生起にのみ影響する消費者や、購買点数にのみ影響する消費者の存在が確認された。これは、消費者個別に送付するクーポンでの訴求内容（値引きが購買点数にのみ影響する消費者にまとめ買いを促すなど）に利用できる。さらに、第3章と同様に副次的な成果として、商品異質性を表すパラメータが得られた。これにより、購買生起されやすい商品と、まとめ買いされやすい商品を区別することが可能になる。

そして第5章では、店頭での非計画購買率に関する質問紙調査に項目反応モデルを適用した。非計画購買率とは、消費者が購買した商品のうち、来店時点では購買を予定していなかったものの割合を指す。この値を商品カテゴリーごとに算出することは、チラシに載せる商品カテゴリーの選定や、消費者の動線管理・フロアレイアウトづくりなど

に利用される。この分析は第3章、4章と異なり、消費者ではなく商品側の特性を把握することが主目的となり、商品カテゴリーごとの非計画購買されやすさを異質性としてモデリングしている。

分析方法としては、第3章と同様に二項ロジットモデルを階層ベイズモデル化した項目反応モデルを作成した。階層モデル化していることで、調査でサンプルが少数となる場合において、推定の誤差を抑えることができる。本研究ではシミュレーションスタディにより、実際に小サンプルの場合の推定精度を高められることを示した。また、小売店頭での調査のデータを分析に適用した。店頭調査は、実際にスーパーマーケットの現場で、消費者に対するアンケートとして行ったものである。分析にあたっては、ここでも情報量基準により他のモデルとの比較を行い、階層ベイズモデル化した項目反応モデルを用いることの正当性を示した。

分析の結果、商品カテゴリーごとの非計画購買率が推定された。この値は、消費者ごとの非計画購買しやすさを考慮したものである。そのため、たまたま非計画購買しやすい(あるいはしにくい)消費者にばかり購買された商品カテゴリーがあったような場合、調整が働くようになっている。消費者異質性の考慮によりモデルの推定精度を高めたことは、売場づくりを誤る可能性を抑えることにつながるだろう。また、第3章と第4章は消費者異質性の分析を主目的としており、副次的な成果として商品に関する情報が得られたが、第5章は商品カテゴリーの分析が主目的であり、副次的な成果として消費者についての情報が得られた。その結果、週末の来店や車での来店が非計画購買率を高めることや、買物メモの持参や買物予算の準備が非計画購買率を下げるといった知見が得られた。

本研究全体としては、マーケティングのデータ分析において、項目反応モデルを用いて二種類の異質性を同時分析することを提案した。項目反応理論を用いたモデルは、消費者異質性の分析をする場合と商品異質性を分析する場合の両方で有用となるものである。

## 6.2 本研究の意義

本研究には、研究成果が実務に有用であるという実務的な貢献と、学術研究の進歩に寄与するという学術的な貢献がある。以下では、実務的な貢献と、学術的な貢献のそれぞれについて記載する。

まず、実務的な貢献としては、顧客セグメント別や個人別の価格設定がリアル店舗で可能になり始めている中、第3章・第4章では小売視点あるいはメーカーから小売業への提案視点で、消費者別の価格反応度を算出したことである。前述のとおり、既存研究の多くは商品カテゴリー内のブランド選択モデルなどメーカー視点の研究であり、小売業の目的と合わない面があった。そこで第3章では、消費者がどのブランドを購入するかではなく、商品カテゴリー全体の中で消費者のマーケティング変数への反応を推定するという観点でモデリングを行った。また、副次的な成果であるが、商品ごとの販売力について、消費者異質性や価格反応度を踏まえた推定を行うことができた。これは、小売業が品ぞろえする商品の選定に利用できる方法である。第4章では、購買生起と購買点数の選択という二段階の意思決定をモデリングした。購買生起については、第3章と同様にブランド選択ではなく、商品ごとの購買有無を分析しており、小売業にも有用な成果となっている。購買点数の分析については、消費者のまとめ買いを促す販売促進活動などに利用できる。第5章では、商品カテゴリーごとの非計画購買率を推定した。非計画購買率の調査は以前から行われてきたが、本研究のモデルでは小サンプルの調査において、推定精度を高めることができた。また、調査対象となった消費者の異質性を考慮することで、調査対象者の偏りによる誤差を抑えている。非計画購買率の調査は、小売業によるチラシ対象カテゴリーの選定や、実店舗における売場づくりに利用できるものであり、推定精度を高めたことにより小売マーケティングの質を向上させることができる。

学術的な意義としては、商品異質性と消費者異質性という二種類の異質性を同時に組み込んだモデルとして項目反応モデルの使用を提案した。項目反応理論のモデルを用いることには、二種類の異質性を切り分けて同時分析できるというメリットがある。しかし、項目反応モデルをマーケティング分析で生かした先行研究はわずかであり、Srinivasan and Kapil (2005)のクーポンの研究が存在する程度である。しかし多くの場合、マーケティングデータには多数の消費者と多数の商品を含む。本研究で提案したモデリング手法は、この二種類の異質性を同時に扱おうとする場面で、幅広く利用できるモデルである。本論文においても、第3章と第4章ではID付POSデータ、第5章では小売店頭での質問紙調査に項目反応モデルを適用した。

各章それぞれにも、学術研究の進歩への貢献がある。第3章では、二種類の切片を持つモデルの識別問題の存在を指摘するとともに、その解決方法を提示した。これは他の研究で同様のモデリングを行おうとする際に参考となるであろう。第4章では、

購買生起と購買点数という二段階の意思決定をモデリングした。購買意思決定の段階を考慮した分析は既に複数行われており、Van Heerde & Neslin (2008)は、カテゴリ購買生起、ブランド選択、購買数量に分けて整理しており、購買生起には二項ロジットモデル、ブランド選択には多項ロジットモデル、購買数量にはポアソンモデルが用いられるとしている。複数の段階を統合するモデリングも試みられており、例えばネスティッド・ロジットモデルでは、商品カテゴリーの購買生起とブランド選択といった段階が表現されている。本研究はこれらの先行研究の流れに続くものであり、購買意思決定段階の統合的な分析に関する研究の発展に貢献するものである。第5章では、非計画購買率の推定に、階層ベイズ化した項目反応モデルを用いた。非計画購買率の研究は1950年ごろから行われており、近年でも新しい分析手法の提案や、非計画購買の要因分析といった論文が発表されている。本研究は、非計画購買率の推定に関して、推定精度を向上させる新しい分析手法を提案したものである。

### 6.3 研究の限界と残された課題

本研究では一定の成果を残したが、最後に今回行った研究の限界を述べる。また、その上で、今後の研究の発展に向けて残された課題を記載する。

第一に、本研究では、ID付POSデータや店頭アンケート調査で項目反応モデルが役立つことを示したが、どのようなデータで項目反応モデルを使用でき、どのようなデータでは使用できないかを、更に突き詰める必要がある。多くのマーケティングデータは消費者異質性と商品異質性を含むため項目反応モデルを使用できるが、例えば集計データで消費者情報を含まないデータであれば、当然消費者異質性は分析不可能であり、項目反応モデルも使用できない。また、項目反応理論では、次元性といわれる仮定が置かれている。これは、データにおける各項目が、単一の構成概念を測定しているということである。例えば言語テストでいえば、各設問が被験者の読解力という単一の構成概念を測定しているならば、次元性は満たされる(加藤・山田・川端2014)。この点は因子分析により確認できるが、本研究で用いたデータでは、消費者が購買する商品カテゴリーが分析対象の一部のみであったり、同一の商品カテゴリーを複数購買していたりするため、検証ができていない。しかし、次元性の仮定が、どのようなマーケティングデータにあてはまるかを検証することは、項目反応理論の利用拡大に向けて必要であり、残された重要な課題といえる。

第二に、本研究では、使用するデータに含まれる情報が十分ではないために、消費者異質性を階層化した他のモデルとの比較が限られる。例えば第5章で、先行研究の Inman, Winer and Ferraro (2009)は、クーポンや店頭陳列状況に対する係数は消費者によって異なり、その係数は買物メモや決済手段などで説明されるというモデルを作成している。このような階層構造は、本研究では使用しているデータに含まれる変数が不足しているため作成しておらず、先行研究との比較ができていない。第3章の付録では、価格に対する係数が消費者によって異なり、その係数は消費者の性別で説明されるというモデルを作っているが、やはり使用できる変数は限定的である。この点は、今後データの取得方法を見直すことで今後対応していきたい。

第三に、変数間の関係性の分析ができていない。本研究では商品（あるいは商品カテゴリー）が独立して分布に従っていると考えているが、実際には商品間に相関がある可能性がある。また、本研究では商品異質性と消費者異質性を同時分析して切り分けることができたが、両者の関係性は分析できていない。もし、消費者と商品の組み合わせごとの価格反応度を推定することができれば、消費者個々に合わせた商品推奨が可能となる。非計画購買率についても、商品カテゴリーごとにどのような消費者に非計画購買されやすいかが分かれば、ターゲットとする消費者属性を考慮したチラシ作成や売場づくりが可能になる。この点に対応するには、本研究の項目反応モデルの改良が必要となる。

第四に、本研究では二種類の異質性を同時分析したが、逆に二種類までしか分析できていないともいえる。例えば、照井 (2010)にあるように、店舗ごとの異質性も存在すると考えられる。また、図 1-1 に示したように、マーケティングにおける結果データには、消費者、商品、時間という3つの軸がある。今回はこのうち、消費者と商品について分析したが、時間については考慮できていない。時間的異質性については、Bruce (2008)や Bass et al. (2010)がプロモーションの研究で分析を行っている他、佐藤・樋口 (2008)のように POS データを用いた分析もあり、研究が続いている。そのため、本研究で作成したモデルにも、時間的異質性を含めることが考えられる。このような三種類の異質性をモデリングすることができれば、マーケティングデータの複数の相について、統合的な理解が可能なモデルとなるであろう。これらの点については、今後の研究課題としたい。

## 参考文献

1. Allenby, G.M., and Rossi, P.E. (1998), "Marketing models of consumer heterogeneity" *Journal of Econometrics*, 89(No.1-2) pp.57-78.
2. Ansari, A., Essegai, S., and Kohli, R. (2000), "Internet Recommendation Systems" *Journal of Marketing Research*, 37(No.3) pp.363-375.
3. Baker, W., Marn, M., and Zawada, C. (2001), "Price smarter on the net" *Harvard Business Review*, 79(No.2) pp.122-127.
4. Balasubramanian, S. K., Kamakura, W.A. (1989), "Measuring consumer attitudes toward the marketplace with tailored interviews" *Journal of Marketing Research*, 26(No.3) pp.311-326.
5. Bass, F., Bruce, N., Majumdar, S. and Murthi, B. (2007). "Wearout effects of different advertising themes: A dynamic Bayesian model of the advertising-sales relationship" *Marketing Science*, 26(No.2), pp.179–195.
6. Bellenger, D., Robertson, D., and Hirschman, E. C. (1978), "Impulse Buying Varies by Product" *Journal of Advertising Research*, 18(No.6) pp.15-18.
7. Bemmaor, A. C., Mouchoux, D. (1991), "Measuring the Short-Term Effect of In-Store Promotion and Retail Advertising on Brand Sales: A Factorial Experiment" *Journal of Marketing Research*, 28(No.2) pp.202-214.
8. Bucklin, R.E., and Gupta, S. (1992), "Brand Choice, Purchase Incidence, and Segmentation: An Integrated Modeling Approach" *Journal of Marketing Research*, 29(No.2) pp.201-215.
9. Brooks, S.P., and Gelman, A. (1998), "General methods for monitoring convergence of iterative simulations" *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 7(No.4) pp.434-455.
10. Bruce, N. (2008). "Pooling and dynamic forgetting effects in multitheme advertising: Tracking the advertising sales relationship with particle filters" *Marketing Science*, 27(No.4), pp.659–673.



11. Cakir, M., and Balagtas, J. V. (2014), "Consumer Response to Package Downsizing: Evidence from the Chicago Ice Cream Market" *Journal of Retailing*, 90 (No.1) pp.1–12.
12. Casado, E., and Ferrer, J.C. (2013), "Consumer price sensitivity in the retail industry: Latitude of acceptance with heterogeneous demand" *European Journal of Operational Research*, 228(No.2) pp.418-426.
13. Chang, K., Siddarth, S., and Weinberg, C.B. (1999), "The impact of heterogeneity in purchase timing and price responsiveness on estimates of sticker shock effects" *Marketing Science*, 18(No.2) pp.178-192.
14. Chiang, J. (1991), "A Simultaneous Approach to the Whether, What and How Much to Buy Questions" *Marketing Science*, 10(No.4) pp.297–315.
15. Chib, S., Seetharaman, P.B., and Strijnev, A. (2004), "Model of Brand Choice with a No-Purchase Option Calibrated to Scanner-Panel Data" *Journal of Marketing Research*, 41(No.2) pp.184-196.
16. Chintagunta, P. K. (1993), "Investigating Purchase Incidence, Brand Choice, and Purchase Quantity Decisions of Households" *Marketing Science*, 12(No.2) pp.184–208.
17. Chintagunta, P.K., Jain, D.C., and Vilcassim, N.J. (1991), "Investigating Heterogeneity in Brand Preferences in Logit Models for Panel Data" *Journal of Marketing Research*, 28(No.4) pp.417-428.
18. Chintagunta, P.K., Dube, J. P., and Goh, K.Y. (2005), "Beyond the Endogeneity Bias: The Effect of Unmeasured Brand Characteristics on Household-Level Brand Choice Models" *Management Science*, 51(No.5) pp.832-849.
19. Chintagunta, P. K., Jain, D.C., & Vilcassim, N.J. (1991), "Investigating Heterogeneity in Brand Preferences in Logit Models for Panel Data" *Journal of Marketing Research*, 28(No.4) pp.417-428.
20. Cobb, C. J., Hoyer, W. B. (1986), "Planned Versus Impulse Purchase Behavior"

Journal of Retailing, 62(No.4) pp.384-409.

21. Draganska, M., and Klapper, D. (2011), "Choice Set Heterogeneity and the Role of Advertising: An Analysis with Micro and Macro Data" *Journal of Marketing Research*, 48(No.4) pp.653-669.
22. Fox, J.P., Glas, C.A.W. (2001), "Bayesian estimation of a multilevel IRT model using gibbs sampling" *Psychometrika*, 66(No.2) pp.271-288.
23. Fox, J.P. (2005), "Multilevel IRT using dichotomous and polytomous response data" *British journal of mathematical and statistical psychology*, 66(No.2) pp.271-288.
24. Fox, J.P. (2005), "Multilevel IRT modeling in practice with the package mlirt" *Journal of Statistical Software*, 20(No.5) pp.1-16.
25. Gelman, A. (1996), "Inference and monitoring convergence" *Markov Chain Monte Carlo in Practice*, (edited by Gilks, W.R., Richardson, S and Spiegelhalter, D.J), Chapman and Hall.
26. Gensch, D.H., and Soofi, E.S. (1995), "Information-theoretic estimation of individual consideration set" *International Journal of Research in Marketing*, 12(No.1) pp.25-38.
27. Gilbride, T. J., Inman, J. J., Stille, K. M. (2015), "The Role of Within-Trip Dynamics in Unplanned Versus Planned Purchase Behavior" *Journal of Marketing*, 79(No.3) pp.57-73.
28. Gonul, F., and Srinivasan, K. (1993), "Modeling multiple sources of heterogeneity in multinomial logit-models - methodological and managerial issues" *Marketing Science*, 12(No.3) pp.213-229.
29. Gooner, R.A., Morgan, N.A., and Perreault Jr., W. D. (2011), "Is Retail Category Management Worth the Effort (and Does a Category Captain Help or Hinder)?" *Journal of Marketing*, 75(No.5) pp.18-33.
30. Gupta, S. (1988), "Impact of Sales Promotions on When, What, and How Much to Buy" *Journal of Marketing Research*, 25(No.4) pp.342-355.

31. Heilman, C. M., Nakamoto, K., Rao, A. G. (2002), "Pleasant surprises: Consumer response to unexpected in-store coupons" *Journal of Marketing Research*, 39(No.2) pp.242-252.
32. Hall, J.M., Kopalle, P.K., and Krishna, A. (2010), "Retailer Dynamic Pricing and Ordering Decisions: Category Management versus Brand-by-Brand Approaches" *Journal of Retailing*, 86(No.2) pp.172-183.
33. Hauser, J. H., and Wernerfelt, B. (1990), "An Evaluation Cost Model of Consideration Sets" *Journal of Consumer Research*, 16(No.4) pp.393-408.
34. Hostler, R. E., Yoon, V. Y., Guo, Z. L., Guimaraes, T., and Forgionne, G. (2011), "Assessing the impact of recommender agents on on-line consumer unplanned purchase behavior" *Information and Management* 48(No.8) pp.336-343.
35. Hui, S. K., Huang, Y. L., Suher, J., and Inman, J. J. (2013), "Deconstructing the "First Moment of Truth": Understanding Unplanned Consideration and Purchase Conversion Using In-Store Video Tracking" *Journal of Marketing Research*, 50(No.4) pp.445-462.
36. Inman, J. J., Winer, R. S., and Ferraro, R. (2009), "The Interplay Among Category Characteristics, Customer Characteristics, and Customer Activities on In-Store Decision Making" *Journal of Marketing*, 73(No.5) pp.19-29.
37. Kacen, J. J., and Lee, J. A. (2002), "The influence of culture on consumer impulsive buying behavior" *Journal of Consumer Psychology*, 12(No.2) pp.163-176.
38. Kamakura, W.A., Kim, B.D., and Lee, J. (1996), "Modeling Preference and Structural Heterogeneity in Consumer Choice" *Marketing Science*, 15(No.2) pp.152-172.
39. Kamakura, W. A., and Russell, G. J. (1989), "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure" *Journal of Marketing Research*, 26(No.4) pp.379-390.
40. Kollat, D., Willett, R. (1967), "Customer Impulse Purchasing Behavior" *Journal of*

Marketing Research, 4(No.1) pp.21-31.

41. Klapper, D., Ebling, C., and Temme, J. (2005), "Another look at loss aversion in brand choice data: Can we characterize the loss averse consumer?" *International Journal of Research in Marketing*, 22(No.3) pp.239-254.
42. Luo, X. M. (2005), "How does shopping with others influence impulsive purchasing?" *Journal of Consumer Psychology*, 15(No.4) pp.288-294.
43. Martijn, G. D., Benedict, E. M. S., and Fox, J.P. (2007), "Relaxing Measurement Invariance in Cross-National Consumer Research Using a Hierarchical IRT Model" *Journal of Consumer Research*, 34 (No. 2) pp.260-278.
44. Marn, M.V and Rosiello, R.L. (1992), "Managing Price, Gaining Profit." *Harvard Business Review*, 70(No.5) pp.84-94.
45. Moon, S., Russell, G.J., and Duvvuri, S.D. (2006), "Profiling the reference price consumer" *Journal of Retailing*, 82(No.1) pp.1-11.
46. Park, C. W., Iyer, E., and Smith, D. (1989), "The Effects of Situational Factors on In-Store Grocery Shopping Behavior: The Role of Store Environment and Time Available for Shopping" *Journal of Consumer Research*, 15(No.4) pp. 422-433.
47. Park, E. J., Kim, E. Y., and Forney, J. C. (2006), "A structural model of fashion-oriented impulse buying behavior" *Journal of Fashion Marketing and Management* 10(No.4) pp.433-446.
48. Pasad, K. (1975), "Unplanned Buying in Two Retail Settings" *Journal of Retailing*, 51(No.3) pp.3-12.
49. Peck, J., and Childers, T.L. (2006), "If I touch it I have to have it: Individual and environmental influences on impulse purchasing" *Journal of Business Research*, 59(No.6) pp.765-769.
50. Raykov, T., and Calantone, R. J. (2014), "The utility of item response modeling in marketing research" *Journal of the Academy of Marketing Science*, 42(No.4) pp.337-360.

51. Rossi, P.E., G.M. Allenby., and R. McCulloch. (2005), *Bayesian Statistics and Marketing*, Chichester: Wiley
52. Singh, J., Howell, R. D., and Rhoads, G. K. (1990), "Adaptive designs for Likert-type data: An approach for implementing marketing survey" *Journal of Marketing Research*, 27(No.3) pp.304-321.
53. Stephen, J. H., Kim, B., Montgomery, A.L., and Rossi, P.E. (1995), "Determinants of Store-Level Price Elasticity" *Journal of Marketing Research*, 32(No.1) pp.17-29.
54. Srinivasan, S., and Kapil, B. (2005), "Category-specific coupon proneness: The impact of individual characteristics and category-specific variables" *Journal of Retailing*, 81(No.3) pp205-214.
55. Stilley, K. M., Inman, J. J., and Wakefield, K. L. (2010a), "Spending on the Fly: Mental Budgets, Promotions, and Spending Behavior" *Journal of Marketing*, 74(No.3) pp.34-47.
56. Stilley, K. M., Inman, J. J., and Wakefield, K. L. (2010b), "Planning to Make Unplanned Purchases? The Role of In-Store Slack in Budget Deviation" *Journal of Consumer Research*, 37(No.2) pp.264-278.
57. Van Heerde, H.J., & Nesline, S. A. (2008), *Sales Promotion Models*. In B. Weirenga (Ed.). *Handbook of Marketing Decision Models*. Springer.
58. Vehtari, A., Gelman, A., and Gabry, J. (2017), "Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and WAIC" *Statistics and Computing*, 27(No.5) pp.1413-1432.
59. Watanabe, S. (2010), "Asymptotic Equivalence of Bayes Cross Validation and Widely Applicable Information Criterion in Singular Learning Theory" *Journal of Machine Learning Research*, 11 pp.3571-3594.
60. West, C. J. (1951), "Results of Two Years of Study Into Impulse Buying" *Journal of Marketing*, 15(No.3) pp.362-363.
61. Williams, J., and Dardis, Rachel. (1972), "Shopping Behavior for Soft Goods and

Marketing Strategies” Journal of Retailing, 48(No.3) pp32-42.

62. Zenetti, G., and Klapper, D. (2016), “Advertising Effects Under Consumer Heterogeneity - The Moderating Role of Brand Experience, Advertising Recall and Attitude” Journal of Retailing, 92(No.3) pp.352-372.
63. 秋山隆・尾崎幸謙・豊田秀樹 (2012), 「項目反応理論における連続反応モデルを用いた顧客の価格感度測定—ID-POS データへの適用例を通じて—」, 『行動計量学』, 第 39 巻 2 号 pp.93-101.
64. 麻田孝治 (2001), 「メーカーの小売業接近戦略としてのカテゴリー・マネジメント」, 『杏林社会科学研究』, 第 17 巻 1 号 pp.1-33.
65. 阿部誠 (2005), 「消費者の価格感度の違いを把握し収益を最大化する」, 『プライシング・サイエンス』第 6 章, 同文館出版.
66. 阿部誠 (2013), 「データの集計における盲点」, 『マーケティング・サイエンス』, 第 21 巻 1 号, pp.1-5.
67. 阿部昌利・豊田秀樹・岩間徳兼・鈴木由美 (2012), 「再来店までの日数を幾何分布で表現した項目反応理論による顧客ロイヤルティの測定法 — 百貨店 ID-POS データへの適用を通じて—」, 『行動計量学』, 第 39 巻 2 号 pp.67-79.
68. 石橋敬介 (2018), 「階層モデルによる非計画購買率の推定と生鮮売場づくりの提案」, 『流通情報』, 第 50 巻 2 号 pp.44-50.
69. 石橋敬介 (2019), 「商品異質性を考慮した価格反応の消費者異質性分析」, 『マーケティング・サイエンス』, 第 26 巻 1 号 pp.65-81.
70. 石橋敬介 (2019), 「POS データと階層ベイズモデルによる品目レベルの価格弾力性推定」, 『フードシステム研究』, 第 25 巻 4 号 pp.187-192.
71. 石橋敬介・伴正隆・尾崎幸謙 (2020), 「購買の段階を考慮した消費者異質性分析.—ハードルモデルの消費者価格反応分析への応用—」, 『行動計量学』, 第 47 巻 2 号 pp.89-97.
72. 上田雅夫 (2005), 「年齢と購買行動——高齢者・非高齢者における計画購買

- に関する行動の差——」, 『流通情報』, 第 430 号 pp.26-31.
73. 尾崎幸謙・川端一光・山田剛史 (2018), 『R で学ぶ マルチレベルモデル[入門編]: 基本モデルの考え方と分析』, 朝倉書店.
74. 尾崎幸謙・川端一光・山田剛史 (2019), 『R で学ぶ マルチレベルモデル[実践編]: Mplus による発展的分析』, 朝倉書店.
75. 尾崎幸謙・荘島宏二郎 (2014), 『パーソナリティ心理学のための統計学』, 誠信書房
76. 加藤健太郎・山田剛史・川端一光 (2014), 『R による項目反応理論』, オーム社.
77. 大槻博 (1980), 「スーパーと消費者行動」, 『季刊消費と流通』, 第 4 巻 4 号 pp.37-45.
78. 川村保 (1999), 「加工食品のブランドレベルでの需要分析—POS データ分析—」, 『農業経済研究』, 第 71 巻 1 号, pp.28-36
79. 草苺仁 (1997), 「『家計』の変容とコメ消費」『平成 9 年度農業総合研究所 秋季特別研究会資料』, (農林水産技術会議事務局の AgriKnowledge に掲載された要約を 2018 年 5 月閲覧).
- <https://agriknowledge.affrc.go.jp/RN/3010018894>
80. 加藤健太郎・山田剛史・川端一光 (2014), 『R による項目反応理論』, オーム社.
81. 久保拓弥 (2012), 『データ解析のための統計モデリング入門 —一般化線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC—』, 岩波書店
82. 佐藤忠彦・樋口知之 (2008), 「動学的売上反応モデルによる POS データの解析」, 『マーケティング・サイエンス』, 第 15 巻 1 号, pp.1-26.
83. 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.
84. 佐藤忠彦 (2010), 「マーケティングにおける結果データ動的活用のためのベ

- イジアンモデリング」, 『オペレーションズ・リサーチ』, 第 55 卷 1 号 pp. 25-30.
85. 佐藤忠彦 (2015), 『マーケティングの統計モデル』, 朝倉書店
86. 清水聰 (1993), 「非計画購買についての研究(その 1 理論編)」, 『経済研究』, 第 97 号 pp.31-49.
87. 高橋郁夫 (1991), 「非計画購買の規定要因分析」, 『杏林社会科学研究』, 第 8 卷 1 号 pp.34-52.
88. 高橋広行 (2011), 『カテゴリーの役割と構造—ブランドとライフスタイルをつなぐもの』, 関西学院大学出版会.
89. 田島博和・斎藤美穂 (2012), 「ダイナミックな価格弾力性の計算とその可視化」, 『プロモーションナル・マーケティング研究 平成 23 年度論文集』, pp. 8-19.
90. 田家邦明 (2015), 「価格戦略とコメ市場の特性」, 『農業研究』, 28 号 pp.135-165
91. 寺本高 (2009), 「消費者のブランド選択行動におけるロイヤルティとコミットメントの関係」, 『流通研究』, 第 12 卷 1 号 pp.1-17.
92. 照井伸彦 (2008), 『ベイズモデリングによるマーケティング分析』, 東京電機大学出版局.
93. 照井伸彦・ウィラワン ドニ ダハナ・伴正隆 (2009), 『マーケティングの統計分析』, 朝倉書店.
94. 照井伸彦 (2010), 『R によるベイズ統計分析』, 朝倉書店.
95. 照井伸彦・佐藤忠彦 (2013), 『現代マーケティング・リサーチ』, 有斐閣.
96. 福島和宏・中谷朋昭・上田雅夫 (2011), 「世界金融危機による消費者の食品購買行動の変化—日別 POS データによる分析—」, 『農経論叢』, 第 66 号 pp.13-19.
97. 豊田秀樹 (2005), 『項目反応理論[理論編]—テストの数理—』, 朝倉書店.



98. 豊田秀樹 (2012), 『項目反応理論[入門編](第2版)』, 朝倉書店.
99. 豊田秀樹 (2013), 『項目反応理論[中級編]』, 朝倉書店.
100. 豊田秀樹 編著 (2015), 『基礎からのベイズ統計学—ハミルトニアンモンテカルロ法による実践的入門—』, 朝倉書店.
101. 南風原朝和 (1991), 「項目反応理論の概要」, 芝裕順編『項目反応理論：基礎と応用』, 東京大学出版会.
102. 松浦健太郎 (2016), 『Stan と R でベイズ統計モデリング』, 共立出版.
103. 宮崎慧・星野崇宏 (2016), 「商品カテゴリー購買と複数ブランド購買の段階型同時分析モデル」, 『行動計量学』, 第43巻2号 pp.167-180.
104. 守口剛 (1993), 「項目反応理論を用いた市場反応分析：価格プロモーション効果とブランド選好度の測定」, 『マーケティング・サイエンス』, 第2巻1-2号 pp.1-14.
105. 守口剛・坂巻英一 (1999), 「選択集合を考慮したバラエティ・シーキング行動モデル」, 『行動計量学』, 第26巻2号 pp.107-113.
106. 流通経済研究所編 (2016), 『インストア・マーチャンダイジング〈第2版〉』, 日本経済新聞出版社.
107. 流通システム開発センター (2013), 「JICFS 分類基準書〈全集〉」.
108. 渡辺直登 (1992), 「項目反応理論の組織行動測定への応用とその課題」, 『経営行動科学』, 第7巻1号 pp.1-12.