

GCOE Discussion Paper Series

Global COE Program

Human Behavior and Socioeconomic Dynamics

Discussion Paper No.230

ID 付POS データを用いた想起／考慮集合の推測

ウィラワン・ドニ・ダハナ

中島 望

2011年 12月

GCOE Secretariat
Graduate School of Economics
OSAKA UNIVERSITY

1-7 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka, 560-0043, Japan

ID 付 POS データを用いた想起／考慮集合の推測

ウィラワン・ドニ・ダハナ†

中島 望‡

要旨：

想起集合／考慮集合の概念は古くからマーケティング研究者の主な研究対象のひとつとされている。消費者へのアンケートなどによりその「中身」について解明しようとする研究は数多いが、消費者の購買履歴データを用いたものはわずかしかない。本研究では想起集合と考慮集合の形成過程をモデル化することにより ID 付 POS データから想起／考慮集合の推測を試み、その結果の情報からマーケティングへの有用なフィードバックの可能性を考察する。

JEL Classification Numbers: M11, M31, M37

キーワード：想起集合、考慮集合、ブランド選択

† 大阪大学大学院経済学研究科 〒560-0043 豊中市待兼山 1 - 7
E-mail: dony@econ.osaka-u.ac.jp

‡ 大阪大学大学院経済学研究科 〒560-0043 豊中市待兼山 1 - 7
E-mail: nakajima@econ.osaka-u.ac.jp

1. はじめに

スキャナーデータの登場をきっかけに、POS に代表される情報システムの高度化は、売り場での単なる省力化だけではなく、マーケティングの方法にもいろいろと影響を与えてきた。さらに、顧客の囲い込みや情報収集を目的に発行された顧客カードが利用されるようになると、個人の ID とともに記録された購買データはパネルデータとしての性格も備えるようになった（「ID 付 POS データ」と呼ばれている）。それに伴い、こうした購買データを用いて単に価格や店内販促への消費者反応を記述するだけでなく、消費者の情報処理の様子まで推し測ろうという研究が増えてきた。例えば、参照価格や価格閾値に関する研究 ([1], [2], [3]) などがその例である。本研究もそうした試みの 1 つで、あるドラッグストアでの ID 付 POS データを利用して、消費者が商品を購入する際にどのようなアイテムを検討したのか、「歯磨き」の購買データについて分析を行った。

消費者は商品を購入する際、製品カテゴリーへの関与水準や時間的制約・情報処理能力などの制約から、認知している全ての商品を検討の対象とすることはほとんど不可能である ([4], [5], [6])。そのため消費者は記憶の中から検討の対象とすべきものを選び出し（想起集合, *evoked set*）、さらに店頭などで検討に値するものを見つけたらそれらを想起集合に追加し（考慮集合, *consideration set*）、この考慮集合の中からベストのものを選択していると考えられている（なお、想起集合と考慮集合さらには選択集合といった用語がほぼ同義語として使われている例も少なくないが、本論では上記のような意味で、想起集合と考慮集合という用語を用いることとする）。想起集合のサイズに関しては、関与水準・消費者特性・商品特性などの違いにより想起集合のサイズがどのように異なるかといった視点から多くの研究がなされているが、ほとんどの研究では想起集合のサイズは平均的に 3 前後であり、多いものでも 5 程度ときわめて少数であることが報告されている ([7][8][9][10])。特に歯磨きのような日用品の場合は関与水準も低いため、想起集合のサイズは小さいものと考えてよいだろう。

この想起集合や考慮集合に関する情報はマーケティング担当者にとってきわめて有用である。まず、店頭にあるすべての商品を選択の対象とするのではなく、想起集合と店頭効果による追加的な商品からなる考慮集合を検討対象とするという枠組みは現実的な状況を反映しており、それに基づいた選択モデルは消費者の選択結果をよりの確に反映したものになると期待される。さらに想起集合や考慮集合に関して、そのサイズや構成内容の違いにより消費者を分類することで、顧客の嗜好に合わせたきめ細かなプロモーションが可能となるであろう。また購入の際にどのような商品が検討されたかがわかれば、最終的な選択に至るまでに行われてきたマーケティング活動全般について有益な診断情報も得られる。例えば、大量の広告投入の目的の 1 つに、自社ブランドの認知を高めるだけでなくそれが検討の対象として（最初に）想起されるブランドになることがよくあげられる（第一想起）。そのため、想起集合や考慮集合に関する情報が ID 付 POS データのような日常のオペレーションを通じて半ば自動的に収集されるデータから推測が可能であれば、小売業だけでな

くメーカーにとってもマーケティングの実践にきわめて有益となるであろう。

本稿の次節以降の構成は次のとおりである。第2節で提案モデルの詳細を述べ、第3節でモデルの推定に用いるデータについて説明する。第4節ではパラメータの推定結果と推測した想起集合についての分析結果を示す。最後に第5節でまとめを述べる。

2. 考慮集合の形成と選択モデル

消費者の購買履歴データの分析にあたって、こうした想起／考慮集合を組み込んだ選択モデルもいくつか提案されているが（例えば[11],[12],[13]）、アイテム毎に検討の対象となる確率を規定し、独立性の仮定のもとにあらゆる組合せを評価するといった定式化がなされているため、計算負荷の面で現実的でない。それに対し本研究では、各消費者は少数の要素からなる想起集合を持つものとし、想起集合の構成要素が時間的に変化することは認めるものの、要素の数は常に一定と仮定している。そして実際の購買に際しては、想起集合（内部探索）だけでなく店頭でのプロモーション効果も取り入れ（外部探索）て考慮集合を形成し、そこから選択を行うものとする。そうすることで、選択の際の代替案（選択肢）の数を現実的な数に保ちながら、店頭効果も反映したモデル化が行える。

図1

図1は提案したモデルの概要を示している。購買機会 t において、消費者は記憶をベースに想起集合 E_t を形成し、これに店頭での探索結果を加味して考慮集合 C_t を形成する。購買は、この考慮集合の中から効用値が最大となるアイテム b_t を選択するという形で行われる。購買後は、一定と仮定した想起集合の要素数に合うように情報の整理が行われ、考慮集合の中から効用値の大きい順に一定数のアイテムが選ばれ、次回の購入時に備えて記憶されると考えた。また、今回利用したデータ中には購入価格の情報しか含まれていなかったため、店頭探索効果としては「価格プロモーション」によるもの考えることにした。具体的には過去の平均価格と比べて、2割以上割引が行われている場合、想起集合に追加され、最終的な考慮集合が形成されるとした。

考慮集合の中から購買を行う際には、アイテムと価格だけでなく、ロイヤルティも影響があると仮定した。ロイヤルティとしては、ブランド・ロイヤルティ BL とメーカー・ロイヤルティ ML を考え、[14]の定式化に倣って定義した。例えばブランド j が冠せられたアイテムについてのブランド・ロイヤルティは、

$$(1) \quad BL_{jt} = \gamma BL_{j,t-1} + (1 - \gamma) I_{j,t-1}$$

¹消費者の購買時の価格割引率を調べてみると、平均して2割以上の割引率で購入しているものがほとんどであったため、ここでは2割引を使用することにした。なお、割引率を1割刻みで変えて推定してみた結果も、この2割引という基準の場合が最良であった。

のようになる。ここで、 γ は前回からの繰り越し効果を表し、 $I_{j,t-1}$ は時刻 $t-1$ でブランド j が購入されれば1、そうでなければ0の値をとるダミー変数である。以上をまとめると、時点 t におけるアイテム j の効用が

$$(2) \quad u_{jt} = \alpha_j + \beta_1 P_{jt} + \beta_2 BL_{jt} + \beta_3 ML_{jt} + e_{jt}$$

と表され、この値が最大となるアイテム $j \in C_t$ が選択される。ただし、 P_{jt} は時点 t におけるアイテム j の店頭価格である。さらに、誤差項 e_{jt} が独立で同一の極値分布に従うと仮定し、(2)の確定効用の部分を V_{jt} と書けば、アイテム $j \in C_t$ が選択される確率はよく知られたように次のようなロジット・モデルで記述できる。

$$(3) \quad P_t(j) = \frac{\exp(V_{jt})}{\sum_{k \in C_t} \exp(V_{kt})}$$

また、消費者にはさまざまな個人差があり、それを無視することはできない。例えば、好みのアイテムや価格の重視度、あるいは想起集合のサイズなどが人によって異なっていることが多い。そうした状況に対応するために、次のような形で消費者の異質性を導入することにした。まず、想起集合のサイズに関する個人差については、これを潜在クラスモデルとして定式化する[15]。想起集合のサイズの最大値を L とした時、サイズが $l = 1, 2, \dots, L$ の想起集合を持つ L 個のセグメントを考え、各消費者 h はそれぞれのセグメントへ $(\pi_{h1}, \pi_{h2}, \dots, \pi_{hL})$ の確率で所属するものとする。また、アイテムの嗜好をはじめ価格やロイヤルティの重視度といったパラメータ、そしてこの所属確率に関してまで、消費者間の異質性を正規分布のような確率分布として表すことにする。

提案したモデルの説明力を確かめるために、ほかの2つのモデルとの比較を行うことにした。比較の対象は、ひとつは消費者が購入したことのあるアイテムが常に考慮集合に入っているモデルであり、もうひとつはすべてのアイテムが考慮集合に入っているという従来モデルである。

- M1：提案モデル
- M2：消費者が購入したことのあるアイテムが考慮集合とするモデル
- M3：分析対象となるアイテムの全体が考慮集合とするモデル

3. データの概要

上述の提案したモデルを消費者の購買履歴データに適用し、考慮集合の推測を行った。使用したデータはカスタマー・コミュニケーションズ(株)より提供されたドラッグストアのID付POSデータである。分析対象製品として歯磨きを選んだ。分析単位はブランドではなく、より詳細な単位であるアイテムを用いているが、提供されたデータの制約から、「ブランド名+識別番号」という形でしか識別できない。分析対象アイテムとして販売数量シェアで上位20アイテムを選んだ。これら20アイテムの合計販売シェアは52.7%であった。

分析対象顧客としては、データ期間中に歯磨きを10回以上購入した顧客672人を選んだ。対象顧客のうちおよそ9割は女性であり、年齢で見ると40代~60代で半数以上を占めてい

た。また、大部分の顧客はデータ期間中に15回から20回ほど購入し、2~5種類の異なったアイテムを購入している。

4. 分析結果

モデルの推定にはMCMC法のM-Hアルゴリズムを用いた。イタレーションの回数は2万回とし、そのうち最後の5千回をパラメータの推測に用いている。想起集合の初期値として販売シェアの上位アイテムを順に選んだ。想起集合のサイズの最大値 L の決定には $L = 3 \sim 7$ とするモデルを比較し、精度が最も優れたサイズ $L = 5$ を選択した。以下では想起集合のサイズの最大値を5とした提案モデルの分析結果を示す。表1は推定した3つのモデルの対数周辺尤度を示している。この表から、提案したモデルM1は他の2つのモデルに比べてうまくデータを説明していることが分かる。全アイテムが考慮集合とするモデルM3の精度が最も悪く、消費者が全アイテムではなくより少数のアイテムのなかから選択行動を行なっているということを反映していると考えられる。また提案モデルM1がモデルM2より優れていることに関して、消費者は常に購買経験のあるアイテムの集合から選択行動を行うのではなく、時には外部探索を行い店頭で魅力的なアイテムがあればその都度考慮集合に加えているものと解釈できる。

表1

次に顧客ごとにセグメントへの所属確率 π_{hl} を調べてみると、いずれか1つのセグメントへの所属確率が1に近い顧客がほとんどであった(所属確率の最大値が0.7以下の顧客はわずか12人)。従って、各顧客をこの所属確率が最大となるセグメントに振り分けても問題ないであろう。つまり、もし $\pi_{hk} = \max_l(\pi_{hl})$ であれば顧客 h は k 番目のセグメントに所属すると見なすことができる。このようにして顧客を5つのセグメントに分類し想起集合のサイズの分布を描くと、図2のような分布が得られた。この図から歯磨きのカテゴリーにおいて想起集合のサイズが3または4である顧客が多いことが分かる。

図2

表2は個人レベルの効用関数のパラメータの推定値とその95%確率区間を顧客に関して平均したものを表している。この表から価格の係数は想起集合のサイズが大きくなるに連れて小さくなることが分かる。これは価格に敏感な人ほど想起集合のサイズが大きくなることを示しており、[9]の分析結果と合致している。[9]によると、価格に敏感な消費者ほど購買に伴う金銭的なリスクに対する意識が強くなり、それを回避するためにより多くの選択肢を評価対象に入れる傾向があるが、ここでも同様の結果が得られた。一方、ブランド・ロイヤルティとメーカー・ロイヤルティについてはそのような単調な傾向が見られ

ない。

表 2

これまではパラメータの推定値の議論をしたが、ここからは想起集合の推定結果について述べる。既に述べたように本研究の目的は個人レベルの想起集合と考慮集合の形成プロセスをモデル化し、その中身を推測することにある。それにより、購買機会毎に消費者一人ひとりがどのようなものを検討しているかを把握することができる。表 3 は顧客番号13番の顧客の推定想起集合を示している。この顧客の想起集合のサイズは3と推定された。表 3 から各購買機会においてこの顧客がどんなアイテムを想起したのか、また各購買機会ではその中身がどのように変化したのかを見ることができる。

表 3

想起集合の推定結果を用いて対象アイテムがどれだけ消費者に想起されたかを示す想起集合シェアと販売シェアを図 3 で示す。この図から想起集合シェアと販売シェアは完全には連動していないことが分かる。つまり、販売シェアが低くても想起集合シェアが比較的高いアイテムがあれば、またその逆のアイテムもある。前者の場合、顧客の考慮集合に入るという面では広告や製品そのものがうまくいっているものの、選択率が低いという面ではプロモーションなどの最後の一押しが足りないアイテムであると考えられよう。

図 3

次に、想起集合のサイズ毎に購入アイテムのシェアを調べてみるといくつかの際立った違いが目につく。例えば、セグメント 1 に属している顧客はクリアクリーン 1 を多く購入しているが、セグメントに 2 に属している顧客はクリアクリーン 3 やデントヘルスの方をよく購入していたりする。また、購入アイテムだけではなく、セグメントの間で考慮するアイテムに違いのあることもわかる。例えばセグメント 2 ではアクアフレッシュ 2 があまり考慮されていないのに対して、セグメント 4 では考慮されている上位のアイテムになっている。さらに、この両セグメントの購入価格について見てみると、もうひとつの違いが見られる。図 4 で示しているように、セグメント 2 に属している顧客は主に 3 割引程度の価格水準で購入しているのに対して、セグメント 4 に属している顧客はずっと幅広い価格掛け率で購入を行っている。このように、考慮集合のサイズによるセグメンテーションを行うことによって各セグメントの行動の違いを明確にすることができる。

図 4

5. まとめ

本稿では選択行動データから直接に観測できない想起／考慮集合の推測を試みた。推測が可能ないようにいくつかの強い仮定を置いたが、結果として提案したモデルは考慮集合を取り入れない従来のモデルと比較してデータの説明力の面において優れている。また、考慮集合の形成プロセスをモデル化することにより、従来消費者調査をしなければわからなかった情報を消費者の購買データから引き出すことができた。

このモデルを用いた分析により考慮集合の「中身」を把握することができ、そこから消費者行動に関する新しい知見を得ることが可能となる。例えば、消費者が頻繁に考慮するアイテムはどのようなものなのか、頻繁に考慮されているアイテムは選択されているのかといった情報が得られる。また、市場を考慮集合のサイズに基づいてセグメント化することによって各セグメントの行動面での特性の違いを見ることが出来る。例えば本研究の結果にあったように、考慮集合のセグメントによって購入する商品、想起／考慮する商品、購入する価格掛け率が異なっていることが分かる。

考慮集合に関する知識はまた、消費者の選択行動の記述だけではなく、マーケティング活動への有益なフィードバックを提供できると考える。例えば、メーカーにとって広告した自社ブランドが消費者の購買場面において選択の対象とされているかという評価が可能である。また、選択の対象とされてはいるが購入率が低い商品があれば消費者の購買を促すプロモーションの施策にも有用なヒントが得られよう。メーカーのみならず、商品アソートメントの改善を図りたい小売業にとっても、考慮集合の情報は重要な示唆を与えてくれると考えられる。

最後に、本研究は想起／考慮集合という潜在的な概念を可視化する試みであり、そのモデル化において想起集合と考慮集合の形成に関する厳しい仮定を置いている。これらの仮定についてより現実に近づけるようなものにする必要があると考え、これを今後の課題としたい。

付録：モデルの推定方法（MCMC法）

想起集合のサイズが l のセグメントに属するという条件のもとで時刻 t における消費者 h の効用関数(2)を次のように書きなおす。

$$(A.1) \quad u_{jht}^{(l)} = \alpha_{jh}^{(l)} + \beta_{1h}^{(l)} P_{jht} + \beta_{2h}^{(l)} BL_{jht} + \beta_{3h}^{(l)} ML_{jht} + e_{jht}^{(l)}$$

そのとき対応する考慮集合を $C_{ht}^{(l)}$ と表せば、想起集合のサイズが l のセグメントに属するという条件のもとで消費者 h がブランド j を選択する確率を次のように記述する。

$$(A.2) \quad \Pr_{ht}(j|l) = \frac{\exp(V_{jht}^{(l)})}{\sum_{k \in C_{ht}^{(l)}} \exp(V_{kht}^{(l)})}$$

全パラメータの集合を θ 、時刻 t で消費者 h が選択したブランドを b_{ht} とおけば尤度関数を次のように求めることができる。

$$L_h(\theta) = \sum_l \left[\frac{\exp(\pi_{hl}) \prod_{t=1}^{T_h} P_t(b_{ht}|l)}{\sum_{k=1}^5 \exp(\pi_{hk})} \right]$$

1. 効用関数の係数 $\beta_h^{(l)} = \{\alpha_{jh}^{(l)}, \beta_{1h}^{(l)}, \beta_{2h}^{(l)}, \beta_{3h}^{(l)}\}$ の推定 :

- ① 初期値 $\alpha_{jh1}^{(l)} = \alpha_{M3}, \beta_{h1}^{(l)} = 0, E_1 = \{\text{販売数量で上位 } l \text{ 個のアイテム}\}$ を設定する。ただし、 α_{M3} は M3 の切片の推定値である。
- ② s 番目のイタレーションで $e_s \sim N(0,09)$ をサンプリングし、 $\beta_{h*}^{(l)} = \beta_{hs}^{(l)} + e_s$ とする。
- ③ $\phi(\beta_{h*}^{(l)}, \beta_{hs}^{(l)})$ の確率で $\beta_{h*}^{(l)}$ を採択する ($\beta_{h(s+1)}^{(l)} = \beta_{h*}^{(l)}$)。ただし、 $P_0(\beta_h^{(l)})$ を $\beta_h^{(l)}$ の事前分布、 $L(\beta_h^{(l)})$ を $\beta_h^{(l)}$ の尤度関数としたとき

$$\phi(\beta_{h*}^{(l)}, \beta_{hs}^{(l)}) = \frac{P_0(\beta_{h*}^{(l)})L_h(\beta_{h*}^{(l)})}{P_0(\beta_{hs}^{(l)})L_h(\beta_{hs}^{(l)})}$$

である。

- ④ $\alpha_{jh}^{(l)}$ の推定も同様の手続きで行う。

2. セグメントへの所属確率のパラメータ π_{hl} の推定 :

- ① 初期値 $\lambda_{hl1} = 0$ を設定する。
- ② s 番目のイタレーションで $\varepsilon_s \sim N(0,09)$ をサンプリングし、 $\pi_{h*} = \pi_{hls} + \varepsilon_s$ とする。
- ③ $\phi(\pi_{h*}, \pi_{hls})$ の確率で π_{h*} を採択する ($\pi_{h(s+1)} = \pi_{h*}$)。ただし、 $P_0(\pi_{hl})$ を π_{hl} の事前分布、 $L(\pi_{hl})$ を π_{hl} の尤度関数としたとき

$$\phi(\lambda_{h*}, \lambda_{hls}) = \frac{P_0(\pi_{h*})L_h(\pi_{h*})}{P_0(\pi_{hls})L_h(\pi_{hls})}$$

である。

謝辞

本稿で使用しているデータは経営科学系研究部会連合協議会主催の平成 22 年度データ解析コンペティションで提供されたデータであり、ここにデータのご提供にご協力を下さった方々に感謝の意を表する。

参考文献

- [1] N. Terui and W.D. Dahana: "Estimating Heterogeneous Price Thresholds," *Marketing Science*, Vol.25 no.4, 384-391, 2006.
- [2] D. R. Bell and J. M. Lattin: "Looking for Loss Aversion in Scanner Data: The Confounding Effect of Price Response Heterogeneity," *Marketing Science*, Vol.19 no.2, 185-200, 2000.

- [3] J. Kalyanaram and J. D. C. Little: "An Empirical Analysis of Latitude of Price Acceptance in Consumer Package Goods," *Journal of Consumer Research*, Vol.21, 408-418, 1994.
- [4] J. W. Payne: "Task Complexity and Contingent Processing in Decisions Making: An Information Search and Protocol Analysis," *Organizational Behavior and Human Performance*, Vol.16, 366-387, 1982.
- [5] A. D. Shocker, M. Ben-Akiva, B. Boccara, P. Nedungadi: "Consideration Set Influences on Consumer Decision-Making and Choice: Issues, Models, and Suggestions," *Marketing Letters*, Vol.2, 181-197, 1991.
- [6] J.E. Brisoux and M. Laroche: "A Proposed Consumer Strategy of Simplification for Categorizing Brands," In John D. Summey and R.D. Taylor Eds., *Evolving Marketing Thought for 1980*, Southern Marketing Association, 112-114, 1980.
- [7] J.R. Hauser and B. Wernerfelt: "An Evaluation Cost Model of Consideration Sets," *Journal of Consumer Research*, 16, 393-408, 1990.
- [8] J. Wu and A. Rangaswamy: "A Fuzzy Set Model of Search and Consideration with Application to an Online Market," *Marketing Science*, Vol.22, no.3, 411-434, 2003.
- [9] N. Mehta, S. Rajiv, K. Srinivasan: "Price Uncertainty and Consumer Search: A Structural Model of Consideration Set Formation," *Marketing Science*, Vol.22, no.1, 58-84, 2003.
- [10] 恩蔵直人:「想起集合のサイズと関与水準」, 早稲田商学第 360・361 合併号, pp.99-121, 1994.
- [11] M.J.I Gaudry and M.G. Dagenais: "The Dogit Model," *Transportation Research, Series B 13B*, 105-111, 1979.
- [12] J.D. Swait and M. Ben-Akiva: "Empirical Test of a Constrained Choice Discrete Model: Mode Choice in Sao Paulo, Brazil," *Transportation Research, Series B 21B*, 103-115, 1987.
- [13] R.L. Andrews and T.C. Srinivasan: "Studying Consideration Effects in Empirical Choice Models Using Scanner Panel Data," *Journal of Marketing Research*, 32, 30-41, 1995.
- [14] P. Guadagni and J. Little: "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data", *Marketing Science*, Vol. 2. no.3, 203-238, 1983.
- [15] W.A. Kamakura and G.J. Russell: "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structuring," *Journal of Marketing Research*, 26, 379-90, 1989.

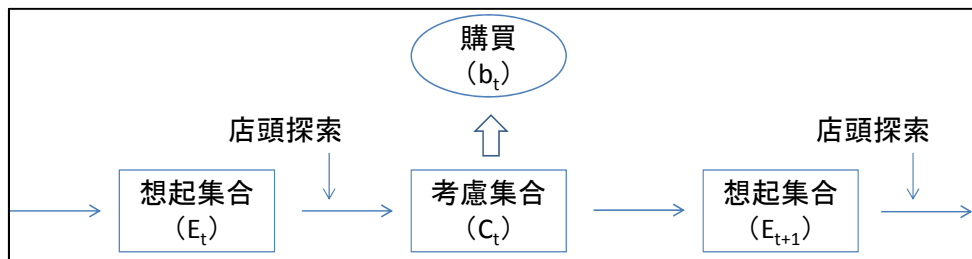


図1 モデル概要

表 1 比較モデルの対数周辺尤度

	M1	M2	M3
対数周辺尤度	-4,787	-5,621	-7,439

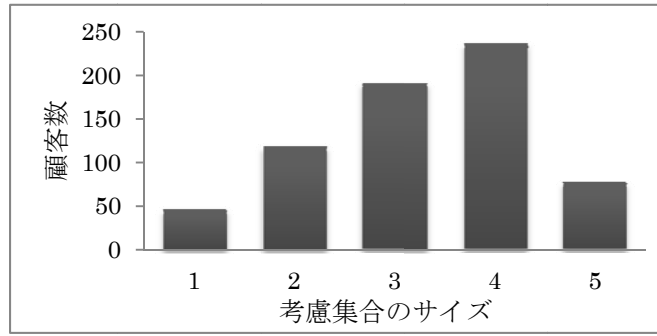


図2 想起集合のサイズの分布

表 2 β の推定値

	$l=1$	$l=2$	$l=3$	$l=4$	$l=5$
価格	-0.068 ^a [-2.17, 0.54] ^b	-3.976 [-4.89, -1.78]	-5.258 [-8.79, -2.67]	-6.657 [-9.39, -3.93]	-7.460 [-11.47, -5.22]
BL	3.278 [0.39, 5.90]	6.825 [3.38, 9.12]	6.716 [3.17, 8.88]	8.093 [4.80, 11.04]	7.771 [4.22, 9.82]
ML	1.671 [0.13, 2.41]	2.610 [0.98, 3.81]	2.736 [0.78, 4.00]	1.972 [0.33, 2.72]	2.051 [0.56, 3.02]

^a 顧客に関する平均推定値

^b 顧客に関する平均 95%確率区間

表3 13番目の顧客の想起集合の推定結果

購買機会 t	想起集合
1	{薬用クリアガード, ガードハロー, アクアフレッシュ2}
2	{アクアフレッシュ2, デンタークリアMAX2, GUM1}
3	{アクアフレッシュ2, デンタークリアMAX2, GUM1}
4	{アクアフレッシュ2, デンタークリアMAX2, GUM1}
5	{アクアフレッシュ2, デンタークリアMAX2, デンターシステム1}
6	{デンタークリアMAX2, GUM2, デンターシステム1}

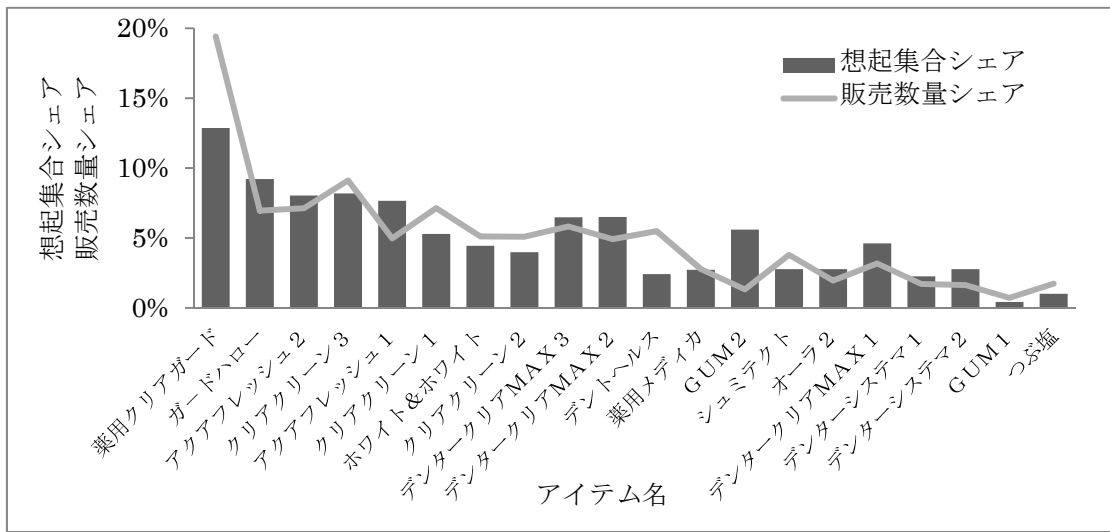


図3 想起集合と販売数量シェア

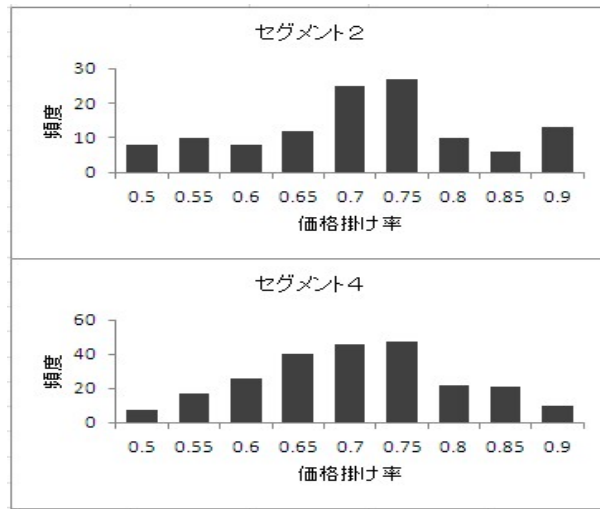


図4 セグメントレベルの購入価格

Inferring Evoked and Consideration Set from Scanner Data

Wirawan Dony Dahana[†]

Nozomi Nakajima[‡]

Abstract:

Evoked and consideration set have been one of main research topics in marketing field for a long time. Using interview data, many studies have been conducted to investigate the nature of its content. However, only few studies tried to do so by using consumer purchase history. By modeling the process of evoked and consideration set formation, in this research we try to elicit consumer evoked set from scanner data. Some managerial implications for marketing decisions derived from the information of estimated evoked set are discussed.

JEL Classification Numbers: M11, M31, M37

Keywords: Evoked Set, Consideration Set, Brand Choice

[†] Wirawan Dony Dahana, Graduate School of Economics, Osaka University, 1-7 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka, Japan. E-mail: dony@econ.osaka-u.ac.jp.

[‡] Nozomi Nakajima, Graduate School of Economics, Osaka University, 1-7 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka, Japan. E-mail: nakajima@econ.osaka-u.ac.jp.