

事例ベース意思決定モデルの実証研究*

郷 香野子

<要 約>

マーケティングでは、消費者の合理性を前提とする「期待効用理論 von Neuman(1944)」, 製品を属性に分解する「新需要理論 Lancaster(1971)」「多属性態度モデル Fishbein(1963)」が援用されてきた。これらは、消費者が製品の属性やその水準を理解し、評価に用いていることが前提になる。しかし、新製品のように製品やサービスの属性について理解しにくい場合、これらの前提が成立しない可能性がある。Gilboa and Schmeidler(1995, 2001)は、消費者は過去の経験=事例に基づいて判断するという「事例ベース意思決定理論 case based decision theory (以下 CBDT)」を提案した。

この理論を新製品の採用に適用すると、新製品を i とし、過去に購入したブランドから得られた全体的な効用を u_i , 新製品との全体的な類似性を s_i としたときに、新製品から得られる効用は $U = \sum s_i u_i$ で評価することになる。本研究では、ビール類における 2 時点の購買行動データを用い、2 時点目に導入された新製品の購入について実証を行った。1 時点目に購入した製品を記憶とし、効用は過去に購入したブランド k の合計が 1 になるように正規化した n_k/n_j , 購入頻度をそのまま用いた n_k を用いた。類似度は発売前に得られるリリース情報から算出した。さらに、記憶について検討するため (1)観測期間中に購入したすべてのブランドを考慮する「オリジナル CBDT モデル」だけでなく、消費者の情報処理能力の差を考慮して、(2)最も類似したブランドのみ考慮する「最大類似度 CBDT モデル」を定式化した。推定の結果、オリジナル CBDT モデルの適合度が最良となり、 $\sum s_i u_i$ は正で有意となった。つまり、消費者の新製品の採用を CBDT で説明でき、かつ消費者は過去に飲用した複数のブランドを考慮して新製品を評価することがわかった。さらに、記憶には最も類似している順に 4 ブランド程度用いれば充分であるとわかった。今後、震災前後のように、状況や選択肢が大きく変化した場合の意思決定にも応用できることが期待される。

<キーワード>

事例ベース意思決定理論, 新製品の採用

1. はじめに

マーケティングにおいて新製品の発売は重要な戦略である。一方で、消費者からみても新製品の採用にはリスクが伴うために情報を収集して意思決定するというモデルが開発されてきた。消費者は外部情報探索し、不確実性を低下させるという学習モデルがその典型例である(Roberts and Urban,1988; Erdem and Keane,1996; Ching et al.,2013)。しかし、まったく新しい製品や機能が複雑な製品、もしくは消費者の知識や能力が低い場合には、このような前提が成立しない可能性もある(Bettman,1979; Petty and Cacioppo,1984; Petty et al.,1983; Payne et al.,1993)。

このような限界を克服するため、(Gilboa and Schmeidler,1995,2001b)は、過去の経験(事例)からの類推によって意思決定するという「事例ベース意思決定理論 case-based decision theory」を提案した。この理論は、新製品のように属性や用途などを理解できない状況における消費者の意思決定を分析する可能性をもつと考えられるが、マーケティングにおける研究はほとんど行われていない。

本研究の目的は、「事例ベース意思決定理論(以下; CBDT)」の消費者行動分析への適用可能性を検討することにある。このため、新製品採用という不確実な状況を想定し、CBDTによる定式化、実証分析を行う。

以下、2節では、この理論について概説し、3節ではこのモデルおよび消費者の能力などを考慮したモデルを提案する。4節、5節では2時点におけるブランド購入データを用いて実証分析を行い、6節では研究のまとめを行う。

2. 先行研究

Gilboa and Schmeidler(2001b)は、人間の推論の数理モデルを「確率論的モデル」と「推論規則に基づいた演繹的なモデル」に大別した。不確実性下での意思決定についての「期待効用理論(von Neuman and Morgenstern,1944)」は前者に属し、広く用いられている。ただし、「期待効用理論」では選択肢とその効用、発生確率が既知であることを前提とする。この理論の限界について、Gilboa and Schmeidler(2001b)は、ベビーシッターの雇用という簡単な例を紹介している。ベビーシッターを雇うためには、どのような状況が生じうるか、その発生確率、そのときの効用を評価しなければならない。しかし、そうすることは不可能であろう。このような場合、米国では、各ベビーシッターから推薦状を提出させて判断するという。つまり、他者の過去の経験からベビーシッターを評価するのである。ただし、1ヶ月の赤ん坊と10才の子供のベビーシッターでは求められる能力も異なってくる。このため、自分の子供の年齢と過去にベビーシッターが経験した子供の年齢、つまり状況の類似性を考慮する必要がある。彼らは、人間がこのような過去の経験からの類似性に基づいて推論を行っていることに注目し、不確実性と類推を結びつける一般理論の構築を試みたのである。

(Gilboa and Schmeidler,1995,2001b)は、これを以下のように定式化した。

$$U(a) = U_{p,M}(a) = \sum_{(q,a,r) \in M} s(p,q)u(r_a) \quad (1)$$

q は過去に経験した意思決定問題、 p は現在直面する意思決定問題、 s は p と q の類似度(関数)、 r_a は過去に行為 a を行ったときの結果であり、これによって効用 $u(r_a)$ が得られたとする。ここで、 (q, a, r) の組を「事例」と呼び、 M は意思決定者の記憶である。

3項目にあるように、過去の意思決定問題 q に直面したときに、行為 a によって得られた効用 $u(r_a)$ を、過去と現在直面する意思決定問題の類似度 s によって重み付けることによって、行為 a から得られる効用を評価しようというモデルである。

期待効用理論では (q, a, r) の組み合わせすべてについて、発生確率、効用を事前に評価しなければならないが、事例ベース意思決定理論では、それらのうち意思決定者の記憶にあるもののみを用いればよく、さらに確率の評価も不要となる。また、期待効用理論では個別の発生確率の和は1にならなければならないが、類似度 s についてはそのような制限はない。また、不確実か否かも

問題としないといった違いがある。

彼らはこの基本的なモデルを Gilboa and Schmeidler(1995)で提案し、その後、繰り返し意思決定、満足水準 aspiration levelなどを考慮した図書としてまとめた(Gilboa and Schmeidler,2001b)。その後も、この理論の基礎概念である、類似性(Gilboa et al.,2006)、効用(Gilboa et al.,2002)、満足水準(Gilboa and Schmeidler,2001a)について理論的な考察を行っている。

この理論の妥当性についての実証は最近行われ始めたばかりであり極めて限られている。Pape and Kurtz(2013)はエージェントモデルを開発し、類似性の定式化を変化させることによって、CBDTのあてはまりがよくなる条件を探索した。また、Bleichrodt et al. (2012)は類似性を推定する方法を提示し、不動産への投資を想定した実験を行うことによって、CBDTが妥当であるとしている。

なお、Gilboaはマーケティング分野への適用も早くから意識しており、ブランド選択モデルへの適用可能性(Meyer et al.,1997)、繰り返し購買を想定したブランドモデルの提案(Gilboa and Pazgal,2001)を行ったが、実証していない。また、予測への適用可能性についても論じている(Gilboa et al.,2011)。彼らの方法は未だ適用されていないが、Lovallo et al. (2012)は、映画の興行収入予測をする際に、予測する映画との類似性をウェイトとした分析を行う方があてはまりが良いことをみいだした。

このように、CBDTは提案されたものの、類似性、効用、記憶の測定などの困難性があるため、実証研究は限られている。

3. モデル

このモデルを、新製品の採用というマーケティングにおける意思決定問題へと適用し、その妥当性や限界を検討する。まず、本モデルでは新製品導入前と後、少なくとも2時点で購入データが得られることを前提とする。上の記号を用いると、新製品発売前の $t=1$ において購入したブランドの集合が M となる。(1)式に示したように、 $t=1$ 以降に発売される新製品 i について消費者は M に含まれるブランドとの類似性 s を重みとして、各ブランドへの効用を加重和することによって新製品を選ぶ行為 $U(a)$ を推定する。 $t=2$ においては新製品 i を購入したか否かが観測できるので、これを従属変数として、パラメータを推定する。

・オリジナル CBDT モデル

CBDTモデルは(1)式で与えられるとする。ここで M は過去に購入した同一製品カテゴリにおけるブランド k からの効用であり、 s はそれらと新製品ブランドの類似性となる。実際の推定の際には、新製品 i を購入したか否かを二項ロジットモデルで推定する。

$$U(a) = \sum_k s(i,k)u(k) \quad (2)$$

・最大類似度 CBDT モデル

オリジナル CBDT モデルでは、過去に購入したブランドすべてを考慮すると仮定したが、消費者の能力には限界があり (Bettman, 1979; Petty and Cacioppo 1984; Petty et al., 1983), そのすべてを考慮することは困難となる可能性もある。このため、過去に購入した製品のうち、最も類似したブランド $k_{s=\max}$ のみを考慮して意思決定すると考える。

$$U(a) = \int_{\max} (i, k_{s=\max}) u(k_{s=\max}) \quad (3)$$

・記憶

ここでは過去の経験すべて、もしくは最も類似したもののみを考慮するという2つのモデルを提示した。実際にいくつブランドを考慮するかは個人の情報処理能力や製品カテゴリの特性などに依存すると考えられる。このため、過去に購入したすべてのブランドから、新製品との類似度が低いものを順に一つずつ除去した推定を行い、どれくらい類似したものまでを考慮しているのかを明らかにする。

・効用と繰り返し

データの制約から個人別の効用を推定することは困難であるため、(a) Luce(1959)の choice axiom を参考として過去に購入したブランド k の購入回数 n_k を用いたもの (式 4) を効用とする。これは購入経験のある製品への効用の合計が 1 になるように正規化したものである。さらに、(b) 消費者間での購入回数の差異も考慮するため、上記に各個人の購入回数 n_k を乗じたもの (式 5) を効用とする。

CBDT では繰り返しのある経験の場合、類似度×効用の項がそのまま加算され効用が高まるという「U モデル」と、複数の状況の類似度の相対シェア $s'_i = s_i / \sum s_i$ が高まるとした「V モデル」が提案されている (Gilboa and Schmeidler, 2001b)。ここでの (5) 式は U モデルに対応する。一方、(4) 式は V モデルについて類似度ではなく購入回数を相対シェアとしたものといえる。

$$u(k) = \frac{n_k}{\sum_j n_j} \quad (4)$$

$$u(k) = \frac{n_k}{\sum_j n_j} * \sum_j n_j = n_k \quad (5)$$

・類似度

CBDT では類似度、効用とも個人毎に異なることを想定している。本研究では後述するデータの

制約上、個人別に類似度を回答させることができない。このため、全員に共通とし、客観的類似度を用いる。まず、新製品と既存製品の客観的な属性をコード化し、そのバイナリ距離とする。

分析モデルの概要を表 1 にまとめる。オリジナル CBDT モデル、最大類似度 CBDT モデルを 2 つの効用 ($n_k / \sum n_j$, n_k) 別に推定する。

4. データ

(1) 使用データ

分析には、(株)野村総合研究所が実施した「マーケティング分析コンテスト 2013」で提供されたデータを使用した。調査は 2013 年 2 月 9 日～4 月 6 日に、20 代～50 代の男女 3,000 名に対して行われた。

(2) 分析対象

アンケートによって、2 時点での製品の認知や購入状況が質問されている。複数の製品カテゴリについて回答させているが、上記期間中に新製品が投入されたのは、「ビール類」のみであったため、これを分析対象とした。

調査期間に二つの新ブランド A, B が投入された。新ブランド A はアサヒビールのビールにおける既存ブランドの拡張新製品であり、コクやキレ、贅沢といった特徴を持っている。新ブランド B はアサヒビールが発売したビール系ブランドのアルコールフリー新製品であり、スッキリや糖質オフといった特徴を持っている。

このように、分析対象である「ビール類」には、ビール、発泡酒、新ジャンル、アルコールフリーサブカテゴリの 14 ブランド(ブランド C～P)が含まれていた。市場もしくは製品カテゴリの規定は、マーケティング上も重要な問題であり(片平秀貴,1987)、特に新製品の場合、既存の製品カテゴリではなく、それと類似したカテゴリに導入することもあり得る。そのような場合、新製品を投入するカテゴリについての情報が不足するが、類似した製品カテゴリの情報を利用できれば有用である。本研究では、その可能性を検討するために、複数のジャンルを含む「ビール類」を分析する。

回答者のうち、 $t=1$ でビール類のいずれかのブランドを購入した 832 名を分析対象者とした¹⁾。このうち、 $t=2$ で新ブランド A, B を購入した者はそれぞれ 47 名、26 名であった。

表 1 分析モデルの概要

		記憶内のブランド数	効用
モデル 1	オリジナル CBDT	すべて	$n_k / \sum n_j$
モデル 2	オリジナル CBDT	同上	n_k
モデル 3	最大類似度 CBDT	新ブランドに最も類似したもの 1 つ	$n_k / \sum n_j$
モデル 4	最大類似度 CBDT	同上	n_k

効用は $t=1$ の既存ブランドの購入頻度を用いた。ただし、この調査では購入頻度を「週に2回以上」のような名目尺度で質問しているため、月単位の購入量に換算して用いた¹⁾²⁾。

(3) 客観的類似度

本研究では2次データを用いたため、回答者に類似度を回答させることが不可能であった。そのため、新製品が発売される前に判断できる「客観的情報=ニュース・リリース情報」から類似度を算出した。新製品と過去に発売された製品のリリースのテキスト情報を形態素解析し、抽出された単語から共通する特徴を決定した³⁾。

- ・(サブ)製品カテゴリ(ビール/発泡酒/新ジャンル/アルコールフリー)
- ・メーカー(アサヒビール/麒麟ビール/サッポロビール/サントリー)
- ・拡張製品か否か
- ・味(コク/キレ/スッキリ)
- ・製品特性(糖質オフか否か/飲みごたえ/カジュアルさ/贅沢さ)

各ブランドについて0/1でコード化し、新ブランドA,Bとのバイナリ距離を「客観的類似度」とした(表2)。これをみると、新ブランドAは同一ジャンルのブランドの値が高く、新ブランドBは製品特徴が似ているブランドの値が高い傾向であった。

(4) 推定方法

$t=2$ の新製品の採用($y_a=0, 1$)を従属変数として、 $t=1$ の効用と類似度を用いて、2項ロジットモデルによってパラメータを推定した。これらについてAICを用いてモデルを比較した。

表2 既存ブランドと客観的類似度

		客観類似度	
		新ブランド A(ビール)	新ブランド B(アルコール フリー)
ビール	ブランドC(ビール,アサヒビール,キレ)	0.50	0.17
	ブランドD(ビール,サントリー,コク,贅沢さ)	0.43	0.00
	ブランドE(ビール,麒麟ビール,贅沢さ)	0.29	0.00
	ブランドF(ビール,サッポロビール)	0.14	0.00
発泡酒	ブランドG(発泡酒,アサヒビール,スッキリ,糖質オフ,飲みごたえ,カジュアルさ)	0.09	0.43
	ブランドH(発泡酒,麒麟ビール,拡張製品,糖質オフ,カジュアルさ)	0.10	0.13
新ジャンル	ブランドI(新ジャンル,アサヒビール,糖質オフ,カジュアルさ)	0.10	0.29
	ブランドJ(新ジャンル,麒麟ビール,コク,糖質オフ)	0.11	0.14
	ブランドK(新ジャンル,サントリー,コク)	0.13	0.00
	ブランドL(新ジャンル,麒麟ビール,スッキリ,カジュアルさ)	0.00	0.14
アルコール フリー	ブランドM(新ジャンル,サッポロビール,コク)	0.13	0.00
	ブランドN(アルコールフリー,サントリー,糖質オフ,贅沢さ)	0.11	0.33
	ブランドO(アルコールフリー,サッポロビール,糖質オフ,飲みごたえ,贅沢さ)	0.22	0.13
	ブランドP(アルコールフリー,麒麟ビール,飲みごたえ)	0.00	0.17

・オリジナル CBDT

$$\Pr(y_a = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \sum_k s(i,k)u(k)))} \quad (6)$$

・最大類似度 CBDT

$$\Pr(y_a = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 (s_{\max}(i,k)u(k_{s-\max})))} \quad (7)$$

5. 推定結果

(1) モデルの推定結果

オリジナル CBDT モデル、最大類似度 CBDT モデルを、効用 n_k/n_j , n_k 別に 4 つのモデルの推定結果を表 3 に示す。AIC をみると、新ブランド A,B とも「モデル 2」のあてはまりが最良であった。モデル 2 は、オリジナル CBDT モデルで、購入頻度そのものを効用としたものである。パラメータの推定値をみても、新ブランド A について $\sum s_i u_i$ が有意となったのはこのモデルだけである。新ブランド B についてはモデル 1 についても $\sum s_i u_i$ は有意となったが、z 値はモデル 2 の方が高くなっている。

効用については購入頻度シェアよりも購入頻度 n_k をそのまま用いた方が説明力が高いことは消費者が効用の繰り返しを累積的に扱っていることを示しており、ビールカテゴリの購入頻度が多い者ほど新ブランドを購入しやすいためだと考えられる。

以上より、消費者は過去の最も類似しているブランドのみで判断するのではなく、複数のブラ

表 3 パラメータの推定結果

新ブランド A		推定値	標準誤差	z 値		AIC
モデル 1	切片	-2.89	0.32	-9.17	***	365.35
	$\sum s_i u_i$	0.29	1.09	0.27		
モデル 2	切片	-3.17	0.22	-14.60	***	359.52
	$\sum s_i u_i$	0.21	0.08	2.60	**	
モデル 3	切片	-2.61	0.23	-11.23	***	364.11
	smax となる u_i	-1.25	1.13	-1.11		
モデル 4	切片	-2.88	0.20	-14.51	***	365.15
	smax となる u_i	0.07	0.14	0.53		
新ブランド B		推定値	標準誤差	z 値		AIC
モデル 1	切片	-3.85	0.32	-12.17	***	231.77
	$\sum s_i u_i$	4.16	2.10	1.98	**	
モデル 2	切片	-3.85	0.26	-14.83	***	226.13
	$\sum s_i u_i$	0.52	0.15	3.44	***	
モデル 3	切片	-3.35	0.25	-13.57	***	235.10
	smax となる u_i	-1.09	2.08	-0.52		
モデル 4	切片	-3.43	0.24	-14.20	***	235.39
	smax となる u_i	-0.02	0.37	-0.06		

***1%有意 **5%有意

ンドの飲用経験を総合的に判断していると考えられる。

(2) 内挿テスト

前述のように新ブランド A,B とも採用者は分析対象者の 5%以下であるため、ホールドアウトサンプルを設定した外挿テストはできない。このため、モデル 2 の推定値を用いた内挿テストを行った。ただし、生起確率が低い希な事象(rare event)の場合、ロジットモデルの推定値は小さい方に偏ることが知られている(King and Zeng,2001)。本研究では(King and Zeng,2001)のバイアス補正の手法を用いて予測確率値を算出した⁴⁾。さらに、予測値の過小評価の影響を考慮して、モデルによる予測確率が 0.1 を超えた場合に購入したと判定した⁵⁾。

予測された採用人数は新ブランド A(40 名)、新ブランド B (17 名)であった。予測された採用人数と実測値との有意差はなく(カイ二乗検定で新ブランド A; $p=0.50$, 新ブランド B; $p=0.22$)、各ブランドの購入頻度を効用 n_k としたオリジナル CBDT モデルの内挿テストの結果は良好であるといえる。

(3) 記憶内の事例(ブランド数)の検討

新製品と最も類似した製品のみを考慮するという「最大類似度 CBDT モデル」よりも過去に購入した製品すべてを考慮するという「オリジナル CBDT モデル」の適合度が良好であった。このモデルを新製品の採用予測に用いることを想定すると、回答させるブランド数が少ない方が回答者の負担の軽減や回答に伴う誤差の低減という観点からも望ましい(Green and Krieger,1993)。そこで、類似度の低いブランドから順に除外して記憶内のブランド数を減少させて同様の分析を行った。

新ブランド A の「オリジナル CBDT モデル」の AIC は 359.52 であった。AIC については 1~2 以上の差がある場合に有意な差があると考えられる(坂本慶行 et al.,1983)。記憶内のブランドを 8 から 5 まで減少しても、AIC は 359.5 程度であり、あてはまりは悪化しない。しかし、3 ブランドに減少させると AIC は 362.04 となり有意に悪化する(表 4)。

新ブランド B の「オリジナル CBDT モデル」の AIC は 226.13 であり、同様に 3 ブランドに減少させると AIC は 229.18 と有意に悪化する。これらから新ブランド A,B とも過去に購入したすべてのブランドではなく、過去に購入したブランドのうち類似度が高い 4 ブランドまでを用いれば充分といえる。

表 4 記憶内のブランド数を変更させた推定結果⁶⁾

新ブランド A						
記憶内のブランド数		推定値	標準誤差	z 値		AIC
すべて(オリジナル CBDT)	切片	-3.17	0.22	-14.60	***	359.52
	$\sum S_i u_i$	0.21	0.08	2.60	**	
8	切片	-3.17	0.22	-14.60	***	359.52
	$\sum_{8 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.21	0.08	2.60	**	
7	切片	-3.17	0.22	-14.59	***	359.53
	$\sum_{7 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.21	0.08	2.60	**	
6	切片	-3.17	0.22	-14.56	***	359.53
	$\sum_{6 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.21	0.08	2.60	**	
5	切片	-3.16	0.22	-14.48	***	359.93
	$\sum_{5 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.21	0.08	2.50	**	
4	切片	-3.13	0.22	-14.28	***	361.03
	$\sum_{4 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.20	0.09	2.23	**	
3	切片	-3.09	0.22	-14.25	***	362.04
	$\sum_{3 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.18	0.09	1.95		
2	切片	-3.03	0.21	-14.20	***	363.24
	$\sum_{2 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.16	0.11	1.55		
1 (最大類似度 CBDT)	切片	-2.88	0.20	-14.51	***	365.15
	smax となる u_i	0.07	0.14	0.53		
新ブランド B						
記憶内のブランド数		推定値	標準誤差	z 値		AIC
すべて(オリジナル CBDT)	切片	-3.85	0.26	-14.83	***	226.13
	$\sum S_i u_i$	0.52	0.15	3.44	***	
8						
7						
6						
5	切片	-3.86	0.26	-14.81	***	225.97
	$\sum_{5 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.53	0.15	3.47	***	
4	切片	-3.87	0.27	-14.59	***	226.38
	$\sum_{4 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.55	0.16	3.37	***	
3	切片	-3.79	0.26	-14.57	***	229.18
	$\sum_{3 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.49	0.18	2.79	**	
2	切片	-3.69	0.26	-14.42	***	232.32
	$\sum_{2 \text{ 番目に類似}} S_i u_i$	0.41	0.21	1.92		
1 (最大類似度 CBDT)	切片	-3.43	0.24	-14.20	***	235.39
	smax となる u_i	-0.02	0.37	-0.06		

***1%有意 **5%有意

6. まとめと考察

本研究では、CBDT の消費者行動分析への適用可能性を検討するため、新製品の採用という意思決定問題に対して実証を試みた。まず、本研究における CBDT モデルとして (1)観測期間中に購入したすべてのブランドを記憶として考慮する「オリジナル CBDT モデル」、(2)最も類似したブ

ランドのみを記憶として考慮する「最大類似度 CBDT モデル」を定式化した。これにより、過去の経験すべて、もしくは最も類似したもののみを使うという記憶の利用を考慮した。さらに、記憶としてブランドをいくつ参照するかを明らかにするため、過去に購入したすべてのブランドから新製品との類似度が低いものを順に一つずつ除去しながら推定した。次に、効用と繰り返しを検討するために、CBDT の「V モデル」に対応させた過去に購入したブランド k の合計が 1 になるように正規化した n_k/n_j 、CBDT の「U モデル」に対応させた購入頻度をそのまま用いた n_k を効用として比較した。類似度は、データの制約上、個人別に類似度を回答させることができなかったため、新製品と既存製品の客観的な属性をコード化(1/0)し、そのバイナリ距離を類似度とした「客観的類似度」を用いた。

・ CBDT の消費者行動分析への適用可能性

オリジナル CBDT モデル、最大類似度 CBDT モデルを、 n_k/n_j および n_k と定式化した効用を用いて推定した。なお、類似度は客観的類似度とした。その結果、最大類似 CBDT モデルよりもオリジナル CBDT モデルの方があてはまりは良好であり、推定値は正に有意であることがわかった。なお、効用は購入頻度シェアよりも購入頻度をそのまま用いた n_k の方が説明力は向上した。さらに、効用 n_k を用いたオリジナル CBDT モデルで内挿テストを行い、CBDT が新製品の採用に応用できることを確認した。

・ 記憶として利用する事例について

記憶の利用を考慮した最大類似 CBDT モデルとオリジナル CBDT モデルのあてはまりを比較すると、オリジナル CBDT モデルの方があてはまりは良好であった。つまり、消費者は過去に購入した複数のブランドを記憶として新製品の評価に利用していることを表している。一方で、このモデルを新製品の採用予測に用いることを想定すると、回答させるブランド数が少ない方が回答者の負担の軽減や回答に伴う誤差の低減という観点からも望ましい。そこで、類似度の低いブランドから順に除外して記憶内のブランド数を減少させて同様の分析を行った。その結果、記憶として 4 ブランド程度用いれば充分であるとわかった。

・ 効用と繰り返しについて

効用は、データの制約から個人別の効用を推定することが困難であるため、購入頻度情報から効用を定式化した。定式化には、CBDT の「V モデル」に対応させた n_k/n_j と、CBDT の「U モデル」に対応させた購入頻度 n_k をそのまま用いて、それぞれ推定した。その結果、「U モデル」に対応する n_k を用いることで良好なあてはまりが得られた。まず、重要なことは購買者の効用を取得することなく、購入頻度から定式化した効用によって説明できたことである。次に、「U モデル」に対応する n_k のあてはまりが良好であったことは、消費者が効用の繰り返いを累積的に扱っていることを示している。つまり、このカテゴリにおいて購入頻度が多い者ほど新製品を購入しやすいこと(バラエティシーキングなど)を反映している可能性が考えられる。

7. マネジリアルインプリケーションと今後の課題

本研究の貢献は、まず、CBDT を新製品の採用というマーケティングにおける意思決定問題に
応用できたことである。これまで、CBDT は類似性、効用、記憶の測定などの困難性からマーケ
ティングにおける応用がなされてこなかった。本研究では、効用は購入頻度情報をもとにして扱
い、類似度は客観的な類似度や実際に購買を経験した者以外に評価させた主観的な類似度、さら
に、モデルの定式化によって購買者への測定なしに応用することができた。2 つ目の貢献は、2
時点の購入データと製品属性のみにより新製品の採用を説明できたことである。購買の記録は EC
サイトや ID つき POS データなどによって比較的入手しやすくなっている。新たな調査を不要と
するこの手法は、マーケティング実務において適用しやすい手法であると考えられる。今後、震災前
後のように、状況や選択肢が大きく変化した場合の意思決定にも応用できることが期待される。

本研究の限界としては、まず、他の理論との比較ができなかったことがあげられる。本来であ
れば期待効用理論や新需要理論、多属性態度モデルとの比較から CBDT の妥当性を述べるものが
望ましいが、客観的な属性はすべての消費者に共通であるため、推定することができなかつた。
これらの検証は、実験などを行う必要がある。2 つ目に、データについては 2 時点でのアンケート
であるという課題があげられる。分析に用いたのは、質問票に設定されたブランドのみである。質
問票ではビールについては 4 ブランドしかあげられていないが実際にはそれ以上の多くのブラン
ドが流通しているように、記憶として用いるブランドが適切でなかった可能性がある。そのため、
本来であれば EC サイトや ID つき POS データ等を用いる方が望ましい。3 つ目として、分析対象
に関する課題があげられる。本研究では分析の対象をビール市場における新製品としたが、ビー
ルの採用における意思決定は、属性による評価が可能であり不確実な状況下ではない可能性があ
る。そのため、より革新的な新製品(家庭用ロボット等)、より不確実性が高い状況(原発災害後の
家計や政府の意思決定)などを対象とすることで CBDT の有用性がより明らかになると考える。最
後に、個人の能力や学習を考慮できなかつたことがあげられる。個人の情報処理能力や満足化の
基準によって、意思決定における選択行動が異なることが考えられるが、本研究では個人の差異
を考慮した意思決定の違いを扱うことができなかつた。また、2 時点のみのデータを用いたため、
学習を組み込んだ分析が行えなかつた。今後は、より革新的な新製品や不確実性が高い状況を対
象とし、分析を進める予定である。

参考文献

- [1] Bass, Frank M. (1969), "A New Product Growth Model for Consumer Durables," *Management Science*, 15, 215-27.
- [2] Bettman, James R. (1979), *An Information Processing Theory of Consumer Choice*: Addison-Wesley.
- [3] Bleichrodt, Han, Filko Martin, Kothiyal Amit, and Peter P. Wakker (2012), MAKING CASE-BASED DECISION THEORY DIRECTLY OBSERVABLE: Working Paper, Erasmus University <http://people.few.eur.nl/wakker/pdf/>.
- [4] Ching, Andrew T., Tülin Erdem, and Michael P. Keane (2013), "Invited Paper—Learning Models: An Assessment of Progress, Challenges, and New Developments," *Marketing Science*, 32 (6), 913-38.
- [5] Erdem, Tülin and Michael P. Keane (1996), "Decision-making Under Uncertainty: Capturing Dynamic Brand Choice Processes in Turbulent Consumer Goods Markets," *Marketing Science*, 15 (1), 1.

- [6] Fishbein, Martin (1963), "An Investigation of the Relationships between Beliefs about an Object and the Attitude toward that Object," *Human Relations*, 16, 233-40.
- [7] Gilboa, Itzhak, Offer Lieberman, and David Schmeidler (2006), "EMPIRICAL SIMILARITY," *Review of Economics & Statistics*, 88 (3), 433-44.
- [8] ---- (2011), "A similarity-based approach to prediction," *Journal of Econometrics*, 162 (1), 124-31.
- [9] Gilboa, Itzhak and Amit Pazgal (2001), "Cumulative Discrete Choice," *Marketing Letters*, 12 (2), 119-30.
- [10] Gilboa, Itzhak and David Schmeidler (1995), "Case-based decision theory," *Quarterly Journal of Economics*, 110 (3), 605.
- [11] ---- (2001a), "Reaction to price changes and aspiration level adjustments," *Review of Economic Design*, 6 (2), 215.
- [12] ---- (2001b), *A Theory of Case-Based Decisions*: Cambridge University Press (浅野貴央, 尾山大輔, 松井彰彦『決め方の科学—事例ベース意思決定理論』勁草書房, 2005年).
- [13] Gilboa, Itzhak, David Schmeidler, and Peter P. Wakker (2002), "Utility in Case-Based Decision Theory," *Journal of Economic Theory*, 105 (2), 483-502.
- [14] Gilbride, Timothy J. and Greg M. Allenby (2006), "Estimating Heterogeneous EBA and Economic Screening Rule Choice Models " *Marketing Science*, 25 (5), 494-509.
- [15] Green, Paul and V. Srinivasan (1990), "Conjoint Analysis in Marketing: New Developments with Implications for Research and Practice," *Journal of Marketing*, 53 (Oct.), pp.3-18.
- [16] Green, Paul E. and Abba Krieger (1993), "Conjoint Analysis with Product-Positioning Applications," in Eliashberg, J. and G. L. Lilien Eds. 'Handbooks in OR & MS, Vol5(Marketing): Elsevier Science Publishers.
- [17] Guadagni, Peter M. and John D.C. Little (1983), "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data," *Marketing Science*, 2 (3), pp.203-38.
- [18] King, Gary and Langche Zeng (2001), "Logistic Regression in Rare Events Data," *Political Analysis* 9, 137-63.
- [19] Lancaster, Kelvin J. (1971), *Consumer Demand*: Columbia Univ. Press (桑原秀史訳『消費者需要 新しいアプローチ』千倉書房, 1989年).
- [20] Lilien, Gary L., Philip Kotler, and Sridhar Moorthy (1992), *Marketing Models*: Prentice-Hall.
- [21] Lovallo, Dan, Carmina Clarke, and Colin Camerer (2012), "Robust analogizing and the outside view: two empirical tests of case-based decision making," *Strategic Management Journal*, 33 (5), 496-512.
- [22] Luce, R. Duncun (1959), *Individual Choice Behavior: A Theoretical Analysis*. New York: Wiley.
- [23] Meyer, Robert, Tulin Erdem, Fred Feinberg, Itzhak Gilboa, Wesley Hutchinson, Aradhna Krishna, Steven Lippman, Carl Mela, Amit Pazgal, Drazen Prelec, and Joel Steckel (1997), "Dynamic Influences on Individual Choice Behavior," *Marketing Letters*, 8 (3), 349-60.
- [24] MOREAU, C. PAGE, ARTHUR B. MARKMAN, and DONALD R. LEHMANN (2001), "What Is It?" Categorization Flexibility and Consumers' Responses to Really New Products," *JOURNAL OF CONSUMER RESEARCH*, 27 (March), 489-98.
- [25] Pape, Andreas Duus and Kenneth J. Kurtz (2013), "Evaluating case-based decision theory: Predicting empirical patterns of human classification learning," *Games and Economic Behavior*, 82, 52-65.
- [26] Payne, John W., James R. Bettman, and Eric J. Johnson (1993), *The Adaptive Decision Maker*: Cambridge University Press.
- [27] Petty, Richard E. and John T. Cacioppo (1984), "SOURCE FACTORS AND THE ELABORATION LIKELIHOOD MODEL OF PERSUASION," *Advances in Consumer Research*, 11 (1), 668-72.
- [28] Petty, Richard E., John T. Cacioppo, and David Schumann (1983), "Central and Peripheral Routes to Advertising Effectiveness: The Moderating Role of Involvement," *Journal of Consumer Research*, 10 (2), 135-46.
- [29] Roberts, John H. and Gary L. Lilien (1993), "Explanatory and Predictive Models of Consumer Behavior," in Eliashberg, J. and G. L. Lilien Eds. 'Handbooks in OR & MS, Vol5(Marketing)': Elsevier Science Publishers (木島ら訳『マーケティング・ハンドブック』朝倉書店, 1997年).
- [30] Roberts, John H. and Glen L. Urban (1988), "MODELING MULTIATTRIBUTE UTILITY, RISK, AND BELIEF DYNAMICS FOR NEW CONSUMER DURABLE BRAND CHOICE," *Management Science*, 34 (2), 167-85.
- [31] Tversky, Amos (1972), "Elimination by Aspects: A Theory of Choice," *Psychological Review*, 79 (July), pp.289-99.
- [32] Urban, Glen L., John R. Hauser, and Nikhilesh Dholakia (1987), *Essentials of New Product Management*: Prentice Hall: NJ (林広茂, 中島望, 小川孔輔, 山中正彦訳『プロダクト・マネジメント』プレジデント社, 1989年).
- [33] Urban, Glen L. and G.M. Katz (1983), "Pretest-market Models: Validation and Managerial implications," *Journal of Marketing Research*, 20 (Aug.), pp.221-34.

- [34] von Neuman, John and Oskar Morgenstern (1944), Theory of Games and Economic Behavior. Princeton: Princeton Univ. Press.
- [35] 坂本慶行, 石黒真木男, and 北川源四郎 (1983), 情報量統計学: 共立出版.
- [36] 中西正雄 (1984), "消費者行動の多属性分析," in 消費者行動分析のニューフロンティア, 中西正雄, ed.: 誠文堂新光社.
- [37] 片平秀貴 (1987), 『マーケティング・サイエンス』: 東京大学出版会.
- [38] 片平秀貴, 古川一郎, and 濱岡豊 (1998), "「ロジット分析を用いた満足化モデル」," in 『消費者選択行動のニュー・ディレクションズ』, 中西正雄編著, ed.: 関西学院大学出版会.
- [39] 濱岡豊, 古川一郎, and 片平秀貴 (1997), "「非補償型(最尤満足化)モデルによる広告への態度の分析」," 『日経広告研究所報』, 174号 (Aug.-Sep.), pp.18-23.

*本報告は菊盛 真衣(慶応義塾大学 大学院 商学研究科 博士課程), 濱岡 豊(慶応義塾大学 商学部)との共同研究の一部である。なお, (株)野村総合研究所開催 マーケティング分析コンテスト 2013 からデータを提供して頂いた。

¹⁾ データには新製品が含まれていなかったため, データ取得時点から1年以内に発売されたブランドA,Bを新製品として扱った。そのため, $t=1$ でビールカテゴリのいずれかのブランドを購入した人と, $t=1$ でブランドA, Bのいずれかを購入した人も除いた $n=832$ 名を実証分析の対象とした。

²⁾ 以下のように月単位の購入頻度に換算した。

- ・ビール, 発泡酒, 新ジャンル
「週に2回以上」→「8回/月」
「週に1回以上」→「4回/月」
「月に1回以上」→「1回/月」
「飲んでいない(名前も知らない)」または「名前も知らない」→「0回/月」
- ・アルコールフリージャンル
「1回だけ買った」→「1回/月」
「2回以上買った」→「2回/月」
「買ってないがお店でみた」または「お店では見てないが名前も知っている」, 「知らない」を「0回/月」

³⁾ 共通する特徴を決定する際, 以下の単語を同一の特徴としてコーディングした。

- ・糖質オフか否か: 「糖質ゼロ」「糖質ゼロ」の単語を含む。
- ・カジュアルさ: 「カジュアルさ」「自由さ」「気軽さ」の単語を含む。
- ・贅沢さ: 「贅沢さ」「プレミアム」「リッチ」の単語を含む。

⁴⁾ (King and Zeng 2001)は, 予測値 π_a のバイアスを補正する方法を提案している。なお, π_a は

$\pi_a = \Pr(y_a=1|\beta) = 1/(1+e^{-x\beta})$ であり, $V(\beta)$ は β の共分散行列である。

$$\Pr(y_a = 1) = \pi_a + C_a$$

$$C_a = (0.5 - \pi_a)\pi_a(1 - \pi_a)x_0'V(\beta)x_0$$

⁵⁾ 採用者の割合が低いため, すべて不採用と予測しても予測してもヒット率は高くなる。このため, 採用人数を用いた。

⁶⁾ 算出した類似度に順位付けをするとブランドAは10位, ブランドBは9位まで振り分けられた。なお, 同一順位で複数のブランドを飲用していた場合は複数のブランドの総合値を用いた。その内, 個人の記憶内の最大ブランド数は新ブランドAが9, 新ブランドBが6であった。