

# 新製品の採用意思決定への 事例ベース意思決定理論(CBDT)の適用

大学院生の部



郷 香野子  
慶應義塾大学大学院  
商学研究科  
後期博士課程

## 1. 研究の背景と目的

### 1) 消費者の意思決定ルール

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。このため、消費者が新製品をどのように選択するかについて、これまで多くの研究がなされてきた。合理性を前提とする「期待効用理論(Von Neumann & Morgenster 1944)」が消費者の推論の中心として議論されてきた他、製品を属性に分解する「新需要理論(Lancaster 1971)」、心理学における多属性態度モデル(Fishbein 1963)」、消費者の限定合理的な推論を考慮し、意思決定過程を分析する公理系の「多属性意思決定ルール(Bettman 1979)」などが援用されてきた。これらはいずれも、消費者が製品の属性やその水準を理解し、評価に用いることが前提とされている(以降、本研究では、製品を属性に分解し、属性の評価値によって新製品の効用を評価する確率的推論モデルを多属性意思決定(Multi-Attribute Decision; MAD)とする<sup>i)</sup>)。しかし、近年の消費者を取り巻く製品に目を向けると、Google Glass, Roomba, Pepper のように新しいテクノロジーを搭載した革新的な製品や、消費者ニーズに適応するために

<sup>i)</sup> 「多属性意思決定理論 Multi-Attribute Decision Theory」とする場合、公理系の意思決定ルールのみを指す場合もあるため、本稿では、多属性に基づく確率的推論モデルの総称として「多属性意思決定 Multi-Attribute Decision」と使用する。

機能を多様にした製品や複雑にした製品が多く発売されている。このように、新しい技術を評価できない場合や、製品の機能が複雑な場合、もしくは消費者の知識や能力が低い場合には、製品を属性に分解して評価できない可能性もある(Bettman 1979; Payne et al 1993; Petty and Cacioppo 1984; Petty et al. 1983)。

## 2) 事例ベース意思決定理論(Case-Based Decision Theory; CBDT)

このような限界を克服するため、Gilboa and Schmeidler(1995, 2001a)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 (CBDT)」を提案した。経済学者である Gilboa and Schmeidler (1995, 2001a)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帰納的なモデル」に大別し、期待効用理論が前者に属するに対し、これとはまったく異なる帰納的なモデルとしてこの理論の妥当性を提唱した。この理論は、人が過去の経験(事例)からの類推によって意思決定することを描写するものであり、機能が多様であったり複雑であったりするような新製品、革新的な製品のように属性や用途などを正確に理解することができないような新製品の意思決定方法を説明する可能性を持つと考える。

この理論の妥当性について、Matsui (2000)は、EUT と CBDT の予測能力は等価であるという理論的な論拠を示し、Grosskopf et al. (2015) や Ossadnik et al. (2013) は、経済実験による古典的な意思決定基準との比較から CBDT の予測妥当性を検定した。一方で、マーケティング、消費者行動研究における CBDT の適用研究は限られていることから、筆者らは新製品の採用というマーケティング課題に CBDT を適用してきた。Kikumori et al. (2014) は、消費者実験を通して、ポスターから情報を得難い新作映画の採用を予測するには多属性意思決定(MAD) モデルよりも CBDT モデルの方があてはまりが良好となることを明らかにし、Go et al. (2014) は、CBDT を実際の調査に適用するため、新製品を購買するか否かを過去の購買経験から予測する方法を提案した。

## 3) これまでの研究の課題と本研究の目的

これまで、CBDT の妥当性は、経済実験や消費者実験で得られたデータを用いて検定されてきたが、消費者が実際にどのように意思決定しているのかについての実態の把握は不十分であった。消費者が CBDT を意思決定スタイルとして利

用するか否かについて、より明瞭に理解するためには定量的・定性的な把握が必要である。さらに、これまでの CBDT では自己の経験から学ぶ過程は考慮されているものの、外部からの情報を取得することで、不確実性が低下する「学習」については考慮されていない。消費者は、広告や店頭、インターネット等から得た製品の属性情報や他者の経験・評価を利用して新製品の採用を決定しており、企業からみても消費者がこれらの情報をどのように利用するかは戦略上有用であるため、CBDT における外部情報の利用についても理論的な実証が必要である。

これらを背景として行われる本研究の目的は、(1) CBDT の利用実態の定量的・定性的な把握と規定要因を解明すること、(2) CBDT に外部情報を用いた学習を組み込むことである。

#### 4) 本研究の構成

本研究は全 6 章で構成されている(図表 1)。第 I 章では、先行研究のレビューを行い、(1) CBDT の利用実態の定量的・定性的な把握と規定要因の解明のため、第 II 章では、首都圏オムニバス調査から、対象者や対象製品を限定せずに広く CBDT が利用されるか否か、どの製品カテゴリでの採用意思決定に利用されるか、何によって規定されるかを定量的に把握した。第 III 章では、実際に CBDT が利用されるか否か、どのように利用されるかを言語プロトコール調査から定性的に探った。(2) CBDT への外部情報を用いた学習の組み込みについては、革新的な製品の採用という状況に CBDT を適用した 2 つの実証研究から議論した。第 IV 章では、外部から新製品の製品カテゴリを得る「学習」に CBDT を拡張し、第 V 章では、外部から新製品の情報を得る「学習」に CBDT を拡張した。第 VI 章では、研究の総括を行った。

図表 1：本研究の構成

第 I 章 先行研究のレビュー	
(1) CBDT の利用実態の定量的・定性的な把握と規定要因の解明	第 II 章 事例ベース意思決定理論(CBDT)の実態把握と規定要因 第 III 章 事例ベース意思決定事例(CBDT)の実態把握 -言語プロトコール法を用いて-
第 IV 章 事例ベース意思決定(CBDT)の実証研究1 -革新的な製品の採用意思決定への CBDT の適用とポジショニング-	
(2) CBDT への外部情報を用いた学習の組み込み	第 V 章 事例ベース意思決定(CBDT)の実証研究 2 -CBDT への外部情報による学習の組み込み-
第 VI 章 研究の総括	

## 2. 先行研究のレビュー

ここでは、多属性意思決定(MAD)を整理し、消費者の不確実な製品の採用意思決定を説明できない可能性を論じた。このような状況に事例ベース意思決定理論(CBDT)が適用できるという視点から、CBDTを概説し、この理論の適用研究を整理した。さらに、MADとCBDTを整理し、「確率的推論-推論規則に基づいた帰納的推論」、「製品を属性に分解-製品を属性に分解しない」、「外部情報を利用する-内部記憶に基づく」といった違いがあること述べた。一方で、利用実態については、製品特性について「属性評価が可能-属性に分解できない」、消費者特性について「属性を評価する能力を有する-属性を評価する能力を有さない」といった違いが考えられるものの、実証されていない点を課題として指摘した。さらに、MADでは消費者が外部から情報を探索し、不確実性を低下させる学習モデルが提案されているが (Roberts and Urban 1988; Erdem and Keane 1996; Ching et al. 2013), CBDTでは自己の経験から学ぶ「学習」は検討されているものの、外部から情報を得る「学習」は考慮されていない点 (Gilboa and Schmeidler 1995, 2001b)を課題として指摘した。

図表2 新製品の採用意思決定における多属性意思決定(MAD)と  
事例ベース意思決定理論(CBDT)の整理

	多属性意思決定(MAD)	事例ベース意思決定理論(CBDT)
アプローチ	<ul style="list-style-type: none"> <li>確率的推論モデル；新製品を属性に分解し、属性の評価値によって新製品の効用を評価する。 例) 期待効用理論、新需要理論、多属性態度モデル、多属性意思決定ルール</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>推論規則に基づいた帰納的なモデル；新製品とは異なる過去に発売された新製品に類似する既存製品の経験を参照して新製品の効用を評価する。</li> </ul>
変数の導出	<ul style="list-style-type: none"> <li>属性に分解；新製品への効用は、属性(<math>x_i</math>)の評価値の加重和により決定される。  <math display="block">U(a) \sim A = \sum \beta_j x_j</math> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>属性には分解せず全体を評価；新製品への効用は、新製品と既存製品の類似度 <math>s(p, q)</math> で重み付けされた既存製品の効用 <math>u(r)</math> の加重和により決定される。  <math display="block">U(a) = U_{p, M}(a) = \sum_{(q, a, r) \in M} s(p, q) u(r)</math> </li> </ul>
情報源	<ul style="list-style-type: none"> <li>外部情報（外部から探索した製品の情報）を利用することが前提。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>内部記憶（過去に経験した類似した製品の記憶）を利用することが前提。</li> </ul>
製品カテゴリ特性	<ul style="list-style-type: none"> <li>属性に分解可能で、かつ属性を評価できる製品。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>革新的な製品のような属性が複雑な製品、属性に分解し難い製品に適用できるのではないか。</li> </ul>

消費者特性	・属性に分解し、これを評価する能力を有することが前提。但し、新製品の知識量や選択状況における心理的状態によって意思決定過程が異なる。	・消費者特性；製品への事前知識量が少ない消費者（低知識者）の意思決定に適用できるのではないか。→第Ⅱ章、第Ⅲ章、第Ⅳ章で検証。
学習	・消費者は外部から情報を探索し、新製品の不確実性を低下させる。	・CBDT では自己の経験から学ぶ「学習」は検討されているものの、外部から情報を得る「学習」は考慮されていない。 →第Ⅳ章、第Ⅴ章から知見を追加。

### 3. 消費者の意思決定の実態把握と規定要因

#### 1) 消費者の意思決定の実態

首都圏オムニバス調査によって、CBDT が実際に利用されるか否か、どの製品カテゴリでの購買意思決定に利用されるか、また、意思決定のどの段階で利用されるのかを定量的に把握した。

製品カテゴリを規定せずに、消費全般について、加算型、連結型、分離型、辞書編纂型、CBDT の意思決定をどのように用いているかを回答してもらった。この結果、利用頻度は、加算型>辞書編纂型>CBDT>連結型>分離型の順に割合が高く、特に CBDT は 7 割程度が利用すると回答していた。このことから、意思決定ルールのひとつとして CBDT も位置付けられると指摘した。また、CBDT の利用のタイミングに焦点を当てると、決定段階よりも検討段階で利用される傾向にあるとわかった。製品特性については、飲料やファッショナブルアイテムの決定において利用される割合が高く、CBDT は不確実性下での意思決定理論として提案されたものの、属性に分解し難い製品についても利用されることが見出された。

#### 2) 消費者の意思決定ルールの規定要因

加算型、連結型、分離型、辞書編纂型、CBDT の利用頻度をデモグラフィックス、利用するメディア、動機、消費スタイルから規定し、順序ロジスティックモデルを用いて推定した（図表 3）。この結果、全体傾向として加算型と連結型、辞書編纂型と CBDT が類似する傾向にあり、より不確実性下で利用される辞書編纂型と CBDT が類似する傾向にあった。特に、CBDT に関しては、属性比較など複雑な情報処理を避けたい状況、自己の決定への不安を持つ状況において利用される傾向があることがわかった。

図表3 意思決定ルールの規定要因

		加算型	連結型	分離型	辞書編纂型	CBDT
		推定値	推定値	推定値	推定値	推定値
デモグラフィックス	性別（1:男性/0:女性）	0.08	0.08	0.12	0.08	0.02
	年齢	-0.06	-0.10 *	-0.09	-0.03	0.05
	お小遣い	0.01	0.00	-0.03	0.00 *	0.03
メディア利用	テレビ	0.00	0.05	-0.02	-0.02	-0.21 ***
	新聞	0.06	0.13 *	0.11 *	0.07	0.05
	雑誌	-0.08	-0.15 *	-0.08	-0.07	0.05
	ラジオ	-0.06	-0.09	0.05	-0.02	0.02
	駅や道路脇の看板やポスター	-0.13	0.00	-0.06	0.00	-0.19
	電車内の広告	0.21 *	0.04	0.09	-0.11	0.11
	ダイレクトメール	-0.02	0.25 **	0.11	0.07	0.11
	インターネットの中の広告	0.15	-0.08	-0.05	-0.01	-0.04
	不特定多数対象のソーシャルメディア	-0.18 **	0.12	0.00	0.03	0.05
	限られたグループ内のローカルネット	0.05	-0.03	0.00	0.03	0.08
	ネット上の掲示板	0.00	0.02	0.02 *	-0.03	-0.17 *
	メールマガジン	-0.06	0.00	0.09	0.02	0.16 *
	最良のものを見たい	0.72 ***	0.25 *	-0.10	0.12	0.22
	追求：色々な製品を比較したい	0.24	0.13	-0.05	0.13	0.00
動機	後悔回避：絶対に後悔したくない	-0.10	-0.05	0.13	0.49 ***	0.21
	熟慮型：よく考えてから決めたい	0.29 **	0.11	-0.14	0.24 *	0.05
	(平均的)満足：そこそこ、満足できるものでよい	0.09	-0.09	0.48 ***	0.37 *	0.52 **
	迷い回避：あまり迷いたくない	0.06	-0.22	0.13	0.20	0.04
	混乱回避：情報に混乱したくない	0.54 **	0.25	-0.17	0.41 *	0.38 *
	責任回避：他者に決めてもらいたい	1.27 **	0.76	-0.63	-0.22	0.93
	成果への不安：購入時に不安に思うことがある	0.17	0.18	0.05	0.23	0.59 ***
消費スタイル	情報探索：製品・サービスの情報を探すのが得意	0.16	0.03	0.19	0.72 ***	0.57 ***
	情報処理：情報を理解するスキルを持っている	0.55 ***	0.32 *	-0.10	0.04	0.10
	買い物上手：「買い物上手だ」とよく言われる	0.11	0.13	0.18	0.02	0.03
	オピニオンリーダー・早期採用者	0.10	0.08	-0.03	-0.10	-0.20 **
	準拠集団の利用	0.22 **	0.20 **	0.04	0.24 ***	0.26 ***
	情報の敏感さ	0.98 *	1.27 **	0.18	0.10	0.59
	1 2	-3.18 ***	-2.34 ***	-3.98 ***	-4.43 ***	-3.93 ***
切片	2 3	-2.21 ***	-1.25 **	-2.45 ***	-2.79 ***	-2.37 ***
	3 4	-1.01 *	0.32	-0.69	-1.41 ***	-1.28 **
	4 5	0.47	1.67 ***	0.67	0.21	0.38
	5 6	1.43 **	2.93 ***	2.22 ***	1.44 ***	1.96 ***
	6 7	3.15 ***	4.44 ***	3.97 ***	3.22 ***	3.87 ***
	7 8	0.08	0.08	0.12	0.08	0.02
	AIC	2322.29	2528.81	2431.38	2338.98	2291.58

注) 従属変数は、消費全般についての書く意思決定ルールの利用頻度(7段階)とし、推定には順序ロジスティックモデルを用いた。

\*\* は1%水準で有意、\*\* は5%水準で有意、\* は10%水準で有意であることを示している。

## 4. 事例ベース意思決定(CBDT)の実態把握 -言語プロトコール法を用いて-

### 1) 消費者の意思決定の実態

前章では、CBDT の利用実態を定量的に把握したが、ここでは、高関与／低関与製品を対象に、実際の製品の決定過程を想定した調査から言語プロトコールを収集し、CBDT が利用されるか否か、どのように利用されるかを定性的に探った。対象とした製品は、新しい市場を条件に高関与製品として 3D プリンタ、低関与製品をクラフトビールとし、実際の購入者から回顧的なプロトコールを収集した他、各製品への高知識者と低知識者から、属性情報のみを提示した場合と、広告・クチコミを提示した場合についてそれぞれ同時的なプロトコールを収集した。

言語プロトコールをコード化して集計した結果、高関与製品の決定過程では、高知識者、低知識者ともに、属性を提示した場合には、殆どの者が基準とする評価可能な属性を列挙したり、属性を製品間で比較していた。しかし、広告とクチコミを提示した場合には、他者の評価をそのまま利用したり、他者の評価を属性の評価に利用した他、CBDT も利用されていた。特に、低知識者の方が CBDT を利用する傾向にあった。一方で、CBDT の利用は 1 割程度と多くはなく、この理由として、対象とした 3D プリンタが消費者にとって機能や属性が新しすぎるために既存製品との関連性を見出せなかった可能性、暗黙化された情報のために評価の理由や要因として記述できない可能性(Bettman and Park 1980)、属性の評価に過去の類似した経験を利用している可能性を指摘した。

低関与製品の決定過程では、知識量による差異は見られず、属性評価や他者の評価と同等程度、CBDT も利用されることがわかった。とりわけ、属性を提示した場合、広告とクチコミを提示した場合ともに 2 割程度、CBDT を利用する者が見られたことから、飲料製品のように、十分な検討なしに決定する場合や、過去の類似する経験が多く、関連性が見出しやすい新製品の場合には、CBDT が利用されやすいことを明らかにした。

### 2) CBDT の利用方法

CBDT の利用方法に関する知見として、製品への事前知識量が少ない消費者(低知識者)の方が CBDT を利用しやすいこと、消費者は、属性や機能が共通する既存製品の経験、視覚的に類似する既存製品の経験、類似する既存製品のうち

最も直近の経験を参照することがわかつた。また、CBDT では消費者自身の過去の経験のみに基づくことを想定しているが、参照する経験として他者の経験も考慮した方が望ましいこと、属性の評価値と過去の経験の両方を考慮する、属性の評価に過去の経験を考慮するといった、MAD と CBDT を組み合わせたモデルも検討する必要性があることが今後の検討課題として考えられた。

## 5. 事例ベース意思決定(CBDT)の実証研究 1

### -革新的な製品の採用意思決定への CBDT の適用とポジショニング-

#### 1) 革新的な製品の採用意思決定への CBDT の適用

革新的な製品の採用意思決定への CBDT の適用について、ここでは、消費者実験から検討した。研究の視点として、「H1a 革新的な新製品の採用意思決定では、CBDT モデルの方が MAD モデルよりもあてはまりは良好となる」という仮説を設定し、さらに「H1b 低知識者は CBDT モデルの方があてはまり、高知識者は MAD モデルの方があてはまる」という仮説も追加した。

図表 4 推定結果(IV章, H1)

	全体(n=101)			高知識者(n=36)			低知識者(n=65)					
	係数	標準誤差		z 値	係数	標準誤差		z 値	係数			
切片	0.19 (0.64)	0.74 (0.60)	0.26 (1.10)	-0.76 (0.40)	1.59 (1.20)	-0.48 (0.33)	0.68 (0.95)	0.81 (0.65)	0.84 (1.47)			
価格	0.42 (0.44)	0.13 (0.12)	3.24 (3.65)	*** (***)	0.38 (0.59)	0.29 (0.34)	1.32 (2.52)	*	0.32 (0.35)	0.15 (0.13)	2.11 (2.68)	** (***)
機能性	0.30 (0.36)	0.13 (0.11)	2.24 (3.28)	** (***)	0.28 (0.46)	0.24 (0.20)	1.16 (2.12)	** (**)	0.20 (0.28)	0.17 (0.13)	1.16 (2.26)	** (**)
多属性意思決定(MAD) モデル	デザイン	0.01	0.12	0.11	-0.04	0.22	-0.17	0.05	0.14	0.4		
	重さ・装着性	0.09	0.14	0.64	0.32	0.31	1.03	0.01	0.17	0.05		
	バッテリ	0.02	0.14	0.14	-0.23	0.32	-0.71	0.11	0.17	0.64		
	画像・映像	0.18	0.23	0.79	0.39	0.43	0.92	0.04	0.32	0.14		
	サウンド	-0.13	0.25	-0.51	0.09	0.37	0.25	-0.04	0.4	-0.09		
	調整済 R 二乗	0.17(0.20)			0.14(0.20)			0.10(0.16)				
	AIC	375.15(366.85)			148.76(141.94)			231.99(223.14)				
事例ベース意 思決定(CBDT) モデル	切片	1.78	0.31	5.74 ***	2.36	0.75	3.15 **	1.67	0.31	5.32 ***		
	$\Sigma s_{u_i}$	0.04	0.01	6.08 ***	0.03	0.01	2.45 **	0.03	0.01	5.36 ***		
	調整済 R 二乗	0.26			0.12			0.30				
	AIC	357.3			144.4			210.29				

注1) \*\*\* は 1% 水準で有意、 \*\* は 5% 水準で有意、 \* は 10% 水準で有意であることを示している。また、アンダーラインは、最良となったモデルを指す。なお、従属変数は製品の購入意図(7段階)とし、推定には線形回帰モデルを用いた。

注2) () 内に示した数値は、MAD モデルにおいてステップワイズ法により最良となった変数のみで推定した結果を示している。

図表5 推定結果(IV章, H2)

	高革新度条件「HMD」(n=53)				低革新度条件「スマートフォン」(n=48)				
	係数	標準誤差	z 値		係数	標準誤差	z 値		
事例ベース意思決定 (CBDT) モデル 1; すべての事例を考慮	切片 $\sum s_i u_i \in M$	2.56 0.02	0.47 0.01	5.44 2.72	***	2.26 0.03	0.45 0.01	4.97 3.40	***
	調整済 R 二乗		0.12				0.17		
	AIC		181.52				187.94		
事例ベース意思決定 (CBDT) モデル 2; 製品カテゴリ内の事 例のみを考慮	切片 $\sum s_i u_i \in M$	2.60 0.04	0.38 0.01	6.92 3.50	***	2.56 0.05	0.40 0.01	6.42 3.16	***
	Category 調整済 R 二乗		0.19				0.04		
	AIC		177.33				195.34		

注) \*\*\* は 1% 水準で有意, \*\* は 5% 水準で有意, \* は 10% 水準で有意であることを示している。また, アンダーラインは、最良となったモデルを指す。なお、従属変数は外部情報提示後の製品の購入意図(7段階)とし、推定には線形回帰モデルを用いた。

革新的な新製品として「Google Glass」を取り上げ、定式化した MAD モデル、 CBDT モデルを推定した(図表 4)。この結果、サンプル全体では、CBDT モデルの方が MAD モデルよりもモデルのあてはまりが良好となり、革新的な新製品の採用を予測する状況では CBDT が望ましいことが考えられた。特に、高知識者は MAD モデルの方があてはまりは良好であり、低知識者は CBDT モデルの方があてはまりは良好であったことから、新製品の属性を評価する知識が十分にない、低知識な消費者の予測モデルとして、CBDT モデルが望ましいことを検定した。

## 2) ポジショニング: CBDT への外部から新製品の製品カテゴリを得る「学習」の組み込み

後半では、(2) CBDT への外部情報を用いた学習の組み込みとして、外部から新製品の製品カテゴリを得る「学習」に CBDT を拡張した。とりわけ、消費者が製品カテゴリを手掛かりに新製品を評価するという視点を CBDT モデルの事例の考慮方法に適用し、さらに外部から革新度の高い／低いとポジショニングした場合で、製品カテゴリ情報の利用方法が異なるという視点を導入した。「H2 外部から革新度が高いとポジショニングした新製品の製品カテゴリ情報を知覚すると、その製品カテゴリ内の既存製品のみを事例として参照する」という仮説を設定し、「Google Glass」について「ヘッドマウントディスプレイ(HMD)」カテゴリを提示した高革新度条件と、「スマートフォン」カテゴリを提示した低革新度条件で、事例数を操作する 2 つの CBDT モデル(すべての既存製品を事例とする CBDT モデル 1、提示した製品カテゴリ内の既存製品のみを事例とする CBDT

モデル 2) のあてはまりを比較した(図表 5)。この結果、高革新度条件では「HMD」カテゴリの製品のみを事例とする CBDT モデル 2 の方が良好であり、低革新度条件ではすべての既存製品を事例とする CBDT モデル 1 の方が良好であった。このことから、革新度が高いとポジショニングした新製品の製品カテゴリ情報を外部から知覚すると、この情報を利用し、参照する事例が変更されるが、革新度が低いとポジショニングした新製品の製品カテゴリ情報を知覚した場合には、より多くの既存製品を事例として参照することが検定された。

## 6. 事例ベース意思決定(CBDT)の実証研究 2

### -CBDT への外部情報による学習の組み込み-

#### 1) 革新的な製品の情報探索

前章では、CBDT への外部から新製品の製品カテゴリを得る「学習」の組み込みを課題としたが、ここでは、CBDT への外部から新製品の情報を得る「学習」に焦点を当てた。まず、革新的な製品の情報探索傾向の探索から CBDT の利用可能性を検討するため、「H1 新製品の情報探索では、新製品と類似する既存製品の情報を手掛かりとする」という仮説を設定し、2 種類の情報探索課題から検定した。ひとつ目は、新製品の製品名を検索する場合に、どのようなキーワードで検索するかをあげてもらう製品名探索課題、二つ目は、情報探索の初期段階で、多属性の情報が記載された情報と事例ベースの情報が記載された情報のどちらを手がかりに情報を収集するかを選択する情報探索課題とした。この結果、製品名探索課題では新製品に類似する既存製品から情報を探索する傾向があつたが、情報探索課題では新製品自体の多属性の情報を得る方が割合は高かった。このことから、消費者は、製品を最初に知覚した状況で CBDT が利用されることもあると考えられた。

#### 2) CBDT への外部から情報を得る「学習」の組み込み

後半では、CBDT への外部から情報を得る「学習」の組み込みとして、「H2 外部から、新製品の情報を得た場合、類似度評価の不確実性が低下する」「H3 外部から得る情報のタイプにより MAD モデルと CBDT モデルのあてはまりが異なる」という仮説を設け、異なる対象者に 2 種類の外部情報(属性中心の情報、便益中心の情報)を提示する実験から検定した。この結果、外部から属性中心の情報を見た場合、便益中心の情報を提示した場合ともに、新製品と既存製品

の類似度評価の不確実性が低下した。このことから、多属性をベースとした学習モデル(Roberts and Urban 1988; Erdem and Keane 1996; Ching et al 2013)において検討されてきた不確実要素についても CBDT の類似度評価に導入した方があてはまる可能性を指摘した。

また、外部から属性中心の情報を得た場合と、便益中心の情報を得た場合について、良好となるモデルの比較をした(図表 6)。この結果、外部から属性中心の情報を提示した場合には、「CBDT モデル(学習前)→MAD モデル(学習後)」と利用するモデルが変更され、外部から便益中心の情報を提示した場合には、「CBDT モデル(学習前)→CBDT モデル(学習後)」と学習後でも CBDT を利用して新製品を評価することがわかった。このことから、外部から得る情報のタイプによって利用するモデルが異なることを検定した。なお、これまで、MAD と CBDT は異なるアプローチとして位置付けてきたが、外部情報を得ることによって CBDT モデルから MAD モデルへと移行するモデルも考えられたことから、今後の研究では、両方のアプローチを統合したモデルについても検討していく必要がある。なお、実証研究(第IV章、第V章)で設定した仮説と検定結果は補録にまとめる。

図表 6 推定結果(V章, H3)

	学習前(n=88)			属性提示条件(n=44)			便益提示条件(n=44)						
	係数	標準誤差	z 値	係数	標準誤差	z 値	係数	標準誤差	z 値				
多属性意思決定(MAD) モデル	切片	1.37 (1.16)	0.60 (0.45)	2.28 (3.66)	** (***)	0.33 (0.34)	0.90 (0.84)	0.37 (0.41)	1.85 (1.65)	1.04 (0.91)	1.78 (1.81)	*	
	操作性	0.10	0.12	0.86		0.03	0.25	0.11	0.08	0.27	0.28		
	デザイン	0.29 (0.34)	0.11 (0.09)	2.78 (3.82)	*** (***)	0.38 (0.46)	0.22 (0.15)	1.69 (3.09)	* (***)	0.37 (0.32)	0.21 (0.18)	1.74 (1.74)	*
	サイズ	0.06	0.13	0.44		0.10	0.18	0.54	-0.36	0.29	-1.25		
	パッティリ	0.00	0.16	0.02		-0.33 (-0.29)	0.18 (0.15)	-1.89 (-1.87)	*	0.14	0.31	0.45	
	速度	-0.08	0.14	-0.59		0.44 (0.46)	0.19 (0.16)	2.37 (2.83)	** (***)	-0.38 (-0.34)	0.24 (0.22)	-1.59 (-1.56)	
	価格	0.04	0.14	0.28		0.02	0.15	0.12	0.57 (0.48)	0.21 (0.18)	2.68 (2.68)	** (**)	
	調整済 R 二乗	0.10(0.14)			0.30(0.34)			0.15(0.18)					
事例ベース意 思決定(CBDT) モデル	AIC	308.73(300.23)			160.87(155.30)			172.28(168.37)					
	切片	1.93	0.33	5.90	***	1.76	0.55	3.22	***	1.83	0.60	3.06	***
	$\Sigma s.u.$	0.01	0.00	4.63	***	0.01	0.00	3.28	***	0.02	0.00	3.34	***
	調整済 R 二乗	0.19			0.19			0.19					
AIC				294.46			162.96			165.91			

注 1) \*\*\* は 1% 水準で有意、 \*\* は 5% 水準で有意、 \* は 10% 水準で有意であることを示している。また、アンダーラインは、最良となったモデルを指す。なお、従属変数は製品の購入意図(7 段階)とし、推定には線形回帰モデルを用いた。

## 7. 第VI章 研究の総括

本研究では、(1) CBDT の利用実態の定量的・定性的な把握と規定要因を解明すること、(2) CBDT に外部情報を用いた学習を組み込むことを研究目的とし、(1)について 2 つの実態調査(第II章、第III章)から、(2)について 2 つの実証研究(第IV章、第V章)から明らかにした。

### 1) CBDT の利用実態の定量的・定性的な把握と規定要因の解明

首都圏オムニバス調査(第II章)と、言語プロトコール調査(第III章)から、CBDT の利用頻度、製品特性、消費者特性を明らかにした。得られた知見は以下の通りである。

- ・ 利用実態；消費全般の決定状況で、加算型>辞書編纂型>CBDT>連結型>分離型の順に利用される割合が高く、CBDT が利用される場合もある。
- ・ 製品特性；まったく新しい属性を有する革新的な製品のみならず、食品・飲料製品やファッショナブルアイテムなど、製品カテゴリー内での過去の購入経験が多い製品、属性に分解し難い製品にも適用可能である。
- ・ 消費者特性；製品への事前知識量が少ない消費者(低知識者)、属性比較や複雑な情報処理を避けたい状況、自己の決定への不安を持つ状況で適用可能である。

これまで、CBDT の妥当性は、経済実験(Grosskopf et al. 2015; Ossadnik et al. 2013)、消費者実験(Kikumori et al. 2014)から議論されてきたが、本研究では、選択肢法や言語プロトコール法によっても CBDT が利用されることを確認した。さらに、多属性意思決定ルールとの比較から、CBDT が利用される状況を明確化した。

### 2) CBDT への外部情報を用いた学習の組み込み

革新的な製品の採用という状況に CBDT を適用し、さらに、より実際の消費者の行動に接近するため、2 つの「学習」状況に CBDT を拡張させた。ひとつ目は、外部から新製品の製品カテゴリーを得る「学習」について、CBDT モデルの事例が変更されることから議論し(第IV章)、二つ目は、外部から新製品の情報を得て不確実性が低下する「学習」について、CBDT モデルの類似度評価の不確実性が低下する、外部から得る情報タイプによってモデルが変更されることから議論

した(第V章)。得られた知見は以下の通りである。

[CBDTへの外部から製品カテゴリーを得る「学習」の組み込み]

- ・外部から新製品の製品カテゴリー情報を得ると、その製品カテゴリー内の既存製品を事例として参照する。但し、革新的な製品に対して革新度が低いとポジショニングした場合のように、消費者の認識との不一致が起こる場合には、より幅広い製品カテゴリーの既存製品を事例として参照する。

[CBDTへの外部からの情報を得る「学習」の組み込み]

- ・外部から新製品の情報を探索することによる不確実性の低下は、CBDTへは類似度評価の不確実性の低下として組み込める。
- ・外部から属性中心の情報を得ると「CBDT モデル(学習前)→MAD モデル(学習後)」、便益中心の情報を得ると「CBDT モデル(学習前)→CBDT モデル(学習後)」と、情報のタイプによって利用するモデルが変更される。

CBDTでは自己の経験から学ぶ「学習」は検討されているものの、外部から情報を得る「学習」は考慮されてこなかった(Gilboa and Schmeidler 1995, 2001b)。これに対し、本研究では、外部から情報を得ることで、考慮する事例や、類似度の評価が異なること、情報のタイプによって MAD モデルへと移行することを見出した。

## 8. マーケティングインプリケーション

今日の製品を取り巻く環境を考えると、消費者のニーズの細分化に適応するために、より複雑な機能や用途を有する製品が増えてきた。これらの製品が消費者に採用されるか否かを発売前に予測することがより困難となる中で、CBDTは「過去の経験からの類推」という視点を提供している。本研究では、不確実性の伴う製品の採用意思決定における理論の妥当性を実証し、さらに、属性を評価し難い状況のみならず、製品カテゴリー内で過去の経験が多いものや、属性に分解し難い製品にも適用可能であることを明らかにした。現在のデータ環境を見ても、過去に閲覧した web サイトや購入した製品の記録が時系列かつ詳細に取得できるようになった。こうしたデータ環境に CBDT モデルを適用することで、新たに調査することが不要となり、リアルタイムに製品の採用を予測する可能性を持つことから、マーケティング実務における利点は大きいと期待する。一方で、実際の消費者の購買データに CBDT を適用するためには、効用の測定、

類似度の測定の困難性が伴う。このため、今後の研究では、客観的情報のみを用いて効用、類似度を測定する手法を開発し、実際にパネルデータに適用する必要がある。

消費者の情報探索行動を考えると、メディアが多岐に複雑化する中、消費者はあらゆる接点から、様々なタイプの情報を取得するようになり、製品購入前の情報探索行動もさらに複雑さを増してきた。このようなメディア環境に対し、CBDTは「過去のあらゆる経験」を統合できるため、複雑化した消費者の購買前の行動を、単純化して製品評価に活用できる利点がある。本研究では、消費者の「学習」過程にCBDTを適用するため、仮想実験から、CBDTでは外部から得た情報を消費者自身の過去の経験と関連させるために利用すること、情報によってMADモデルへと移行することを明らかにした。今後は、CBDTを消費者の実際の学習過程も考慮して分析するために、これらの知見を導入したCBDTの学習モデルを開発し、実証していきたい。

## 参考文献

- Bettman, James R. (1979), *An Information Processing Theory of Consumer Choice*, Addison-Wesley.
- Bettman, James R, and W Park.(1980), "Effects of Prior Knowledge and Experience and Phase of the Choice Process on Consumer Decision Processes: A Protocol Analysis," *The Journal of Consumer Research*, 7 (3), pp234-48.
- 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.
- Erdem, Tulin, and Micheal P. Keane (1996), "Decision-Making Under Uncertainty: Capturing Dynamic Brand Choice Processes in Turbulent Consumer Goods Markets," *Marketing Science*, 15(1), 1-20.
- Fishbein, Martin (1963), "An Investigation of the Relationships between Beliefs about an Object and the Attitude toward that Object," *Human Relations*, 16, 233-40.
- Gilboa, Itzhak, and David Schmeidler (1995), "Case-Based Decision Theory," *The Quarterly Journal of Economics*, 110 (3), 605-39.
- (2001a), *A Theory of Case-Based Decisions*, Cambridge University Press.

- (2001b), "Reaction to Price Changes and Aspiration Level Adjustments," *Review of Economic Design*, 6(2), 215–223.
- Grosskopf, Brit, Rajiv Sarin, and Elizabeth Watson (2015), "An Experiment on Case-Based Decision Making," *Theory and Decision*, March.
- Go, Kanoko, Mai Kikumori, and Yutaka Hamaoka (2014) "Empirical Research on Case-Based Decision Theory: An Application to Adoption of a New Product," *Marketing Science Conference*, Atlanta, USA, June 14, 2014.
- Kikumori, Mai, Kanoko Go, and Yutaka Hamaoka (2014) "Do Consumers Evaluate Movies in Detail?: Comparison between Case Based Decision Theory and Multi-Attribute Attitude Theory," *Marketing Science Conference*, Atlanta, USA, June 12, 2014.
- Lancaster, Kelvin (1971), *Consumer Demand: A New Approach*, Columbia Univ Press.
- Matsui, Akihiko (2000), "Expected Utility and Case-Based Reasoning," *Mathematical Social Sciences*, 39, 1–12.
- Ossadnik, Wolfgang, Dirk Wilmsmann, and Benedikt Niemann (2013), "Experimental Evidence on Case-Based Decision Theory," *Theory and Decision*, 75 (2), 211–232
- Payne, John W, James R Bettman, and Eric J Johnson (1993), *The Adaptive Decision Maker*, Cambridge University Press.
- 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.
- 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.
- 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.
- Von Neumann, J, and O Morgenstern (1944), *Theory of Games and Economic Behavior*, Princeton University Press.

## 補録-実証研究(IV章、V章)で提示した仮説と検定結果

### 革新的な製品の採用への CBDT の適用可能性

#### 革新的な製品の採用意思決定における MAD モデルと CBDT モデルのあてはまりの比較

IV-H1a 革新的な新製品の採用意思決定では、「CBDT モデル」の方が「MAD モデル」よりもあてはまりは良好となる。 支持

IV-H1b 新製品について低知識者は「CBDT モデル」の方が「MAD モデル」よりもあてはまりは良好となり、高知識者は「MAD モデル」の方が「CBDT モデル」よりもあてはまりは良好となる。 支持

### 革新的な製品の情報探索

V-H1a 革新的な新製品の製品名を探索する場合、新製品と類似する既存製品の情報を手掛かりとして新製品の製品名を探索する。 支持

V-H1b 消費者が革新的な新製品の情報を得る場合、新製品の属性情報よりも新製品と類似する既存製品の情報を探索する割合が高い。 弃却

### CBDT での「学習」の考慮方法

#### CBDT の外部から製品カテゴリを得る「学習」状況への拡張

IV-H2a 外部から、新製品の製品カテゴリを革新度の高い／低いとポジショニングした場合で、この情報の利用方法が異なる。 支持

IV-H2b CBDT モデルにおいて、外部から革新度が高いとポジショニングした新製品の製品カテゴリ情報を提示した場合、その製品カテゴリ内の既存製品のみを事例として参照する。 支持

IV-H2c CBDT モデルにおいて、外部から革新度が低いとポジショニングした新製品の製品カテゴリ情報を提示した場合、より多くの既存製品を事例として参照する。 支持

#### CBDT の外部から製品情報を得て不確実が低下する「学習」状況への拡張

V-H2a 外部から、新製品の情報を得た場合、類似度評価の不確実性が低下する。 支持

V-H2b 外部から、属性中心的な情報を得た場合、類似度評価の不確実性が低下する。 支持

V-H2c 外部から、便益中心的な情報を得た場合、類似度評価の不確実性が低下する。 支持

V-H3a 外部から情報を得る前では、「MAD モデル」よりも「CBDT モデル」の方があてはまりは良好となる。 支持

V-H3b 外部から得る情報のタイプにより「MAD モデル」と「CBDT モデル」のあてはまりが異なる。 支持

V-H3c 外部から属性中心の情報を得ることで、「CBDT モデル(学習前)→MAD モデル(学習後)」と良好となるモデルが変化する。 支持

V-H3d 外部から便益中心の情報を得る場合には、「CBDT モデル(学習前)→CBDT モデル(学習後)」と良好となるモデルが変化しない。 支持