

NRIマーケティング分析コンテスト2012

購買行動の変容段階を考慮した  
消費者情報処理モデルの構築：  
～認知的消費者と感情的消費者～

筑波大学大学院 システム情報工学研究科 社会システム工学専攻  
中野 暁

## 1. はじめに

- 1.1 研究背景
- 1.2 先行研究と問題点
- 1.3 狙い
- 1.4 モデル化の着眼点
- 1.5 概要

## 2. 変数の定義と基礎分析

- 2.1 対象商材とその狙い
- 2.2 情報処理ルートの定義
- 2.3 変数の定義
- 2.4 基礎分析

## 3. 分析1 *ELM-Type I*

- 3.1 課題とモデル化の狙い
- 3.2 順序ロジットモデル
- 3.3 推定結果
- 3.4 考察
- 3.5 考察に基づく仮説

## 4. 分析2 *ELM-Type II*

- 4.1 課題とモデル化の狙い
- 4.2 階層ベイズ二項ロジットモデル
- 4.3 推定結果
- 4.4 考察

## 5. おわりに

- 5.1 まとめと学術的インプリケーション
- 5.2 実務的インプリケーション
- 5.3 今後の課題

## 1.1 研究背景

消費者の「情報源」は多様化している。[1]

TVや雑誌等のマス広告だけでなく、Web広告やSNSによるプロモーションも盛んになっている。

⇒企業が広告効果を高めるためには、**ターゲットとなる消費者に明確なメッセージを伝える**必要がある。

⇒消費者の**広告反応差異**をシングルソース・データを用いて明らかにしたい。

説得的コミュニケーションを受けた消費者がどのような情報処理を行って態度を変容させるのか？

⇒概念モデル：**精緻化見込みモデル(ELM)** Petty and Cacioppo(1979,1986)[2][3]

消費者は、商品購入選択の際に、何らかの**手がかり情報**を基にして、**情報の精緻化**を行う。

その際、「**精緻化の動機**」、及び、「**精緻化の能力**」を有する消費者とそれ以外の消費者では、広告の受け取り方や商品の判断方法に違いがある。

消費者がたどる2種類の情報処理ルート

**中心ルート**： 動機と能力を共に有する消費者がたどる処理ルート

—商品の情報を十分に吟味した上で、認知的な判断を行う。

**周辺ルート**： 動機または能力が欠ける消費者がたどる処理ルート

—シンプルな基準によるヒューリスティックな判断を行う。感情的な判断である。

## 1.2 先行研究と問題点

ELMは心理学における「説得」を扱うコミュニケーション問題として長年研究されてきた。この成果は、マーケティングにおける企業の広告やプロモーション戦略に応用されている。(MacInnis.et.al.1991;清水1999;田中2008)[4][5][6]

一方で、それらの研究は実験室データを基にした仮説の検証が主であることが問題視されている。実験室データと実際の消費者行動データには乖離があることが指摘されている。(MacInnis.et.al.2002;森岡2009)[7][8]

シングルソースデータは同一消費者の複数時点の購買行動が記録されている。

企業の広告から「説得」を受けた消費者の態度変容をモデル化することに有効活用できる。

森岡(2009)はELMをシングルソースデータに適用する基礎的なモデル化を行った[8]。調査期間中の態度変容の有無を0/1に変換し、手がかり情報として消費者の価値観、広告媒体にTVを想定し、ロジスティック回帰分析を行っている。結果として、情報処理ルート間における有意な反応差異を示した。

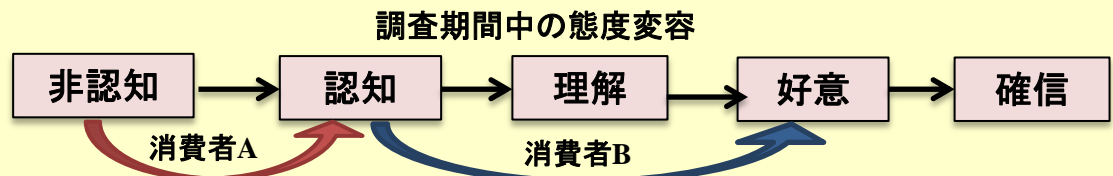
⇒モデル化例として有用である。その一方で、提案されたモデルは以下の点で改善余地がある。

### 問題点:2時点の態度変容が明確に区別されていない点。

ELMは、**態度変容の大きさ**と**初期状態**に影響を受ける。(Petty&Caccioppo1986;Okefee2008)[3][9]

#### (1) 態度変容の大きさ(説得メッセージ受容の強さ)

企業の広告を受け取った結果、どの程度の態度変容が起こったかによる違い。例えば、「非認知から認知へ変容する消費者A」と「認知から好意へ変容する消費者B」とを同一の「態度変容あり」と見なして良いのだろうか？



#### (2) 初期状態

既にその商品の選好が形成されている場合とそうでない場合の違い。

⇒**精度の高いELMの構築には、態度変容をデータから正確に捉えていく必要がある。**

## 1.3 本研究の狙い

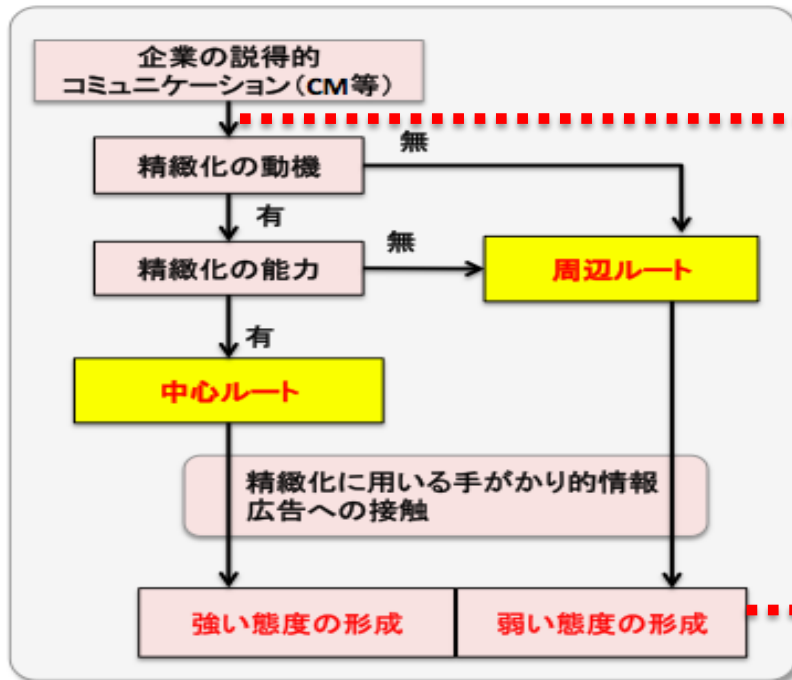
### ■問題提起:

消費者の広告反応や情報精緻化処理は、

- (1) 情報処理ルート間 (中心ルート と 周辺ルート )
- (2) 態度変容の大きさ
- (3) 初期状態

によってどのように異なっているのかを明らかにしたい。

### 先行研究



ELMの概念 [森岡(2009)]

### 本研究

#### 新しい視点

#### 初期状態

選好が形成される前や広告接触前の状態によって、消費者の情報処理は異なるのではないか？

#### 態度変容の大きさ

より強い態度に変容した消費者は企業のメッセージを強く受け取っているのではないか。そうした消費者を評価できないか？

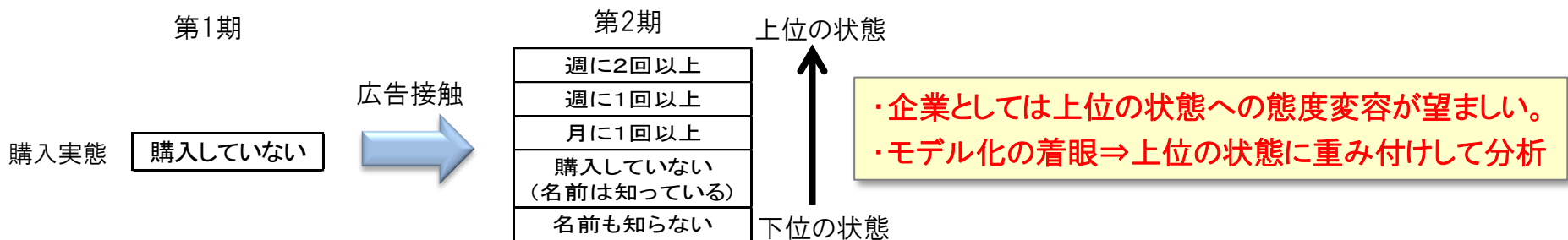
## 1.4 モデルの着眼点

本研究の提案は以下の着眼点に基づく。

### 分析1: 態度変容の大きさによるモデルの精緻化

企業の収益向上には、継続的に購入する消費者を増加させることが重要である。

そのためには、広告接触後に上位の購入実態へ変容しやすい商品の特徴、及び、その場合に消費者が商品購入判断に用いる手がかり情報の特徴を識別することが必要である。

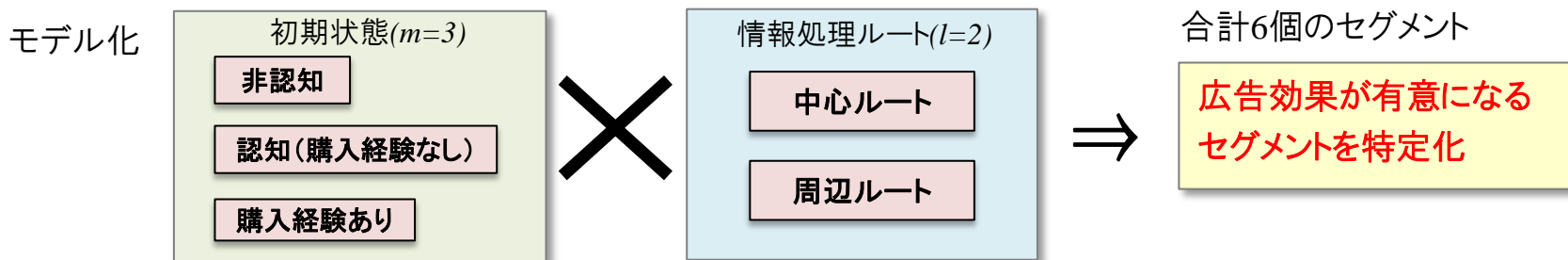


分析1ではより多くの商品进行分析する。その中で、上位の態度変容が起りやすい商品について分析2で細かく分析する。

### 分析2: 初期状態によるモデルの精緻化

態度変容が起こりやすい商品について、広告接触前の初期状態に着目する。

初期状態と情報処理ルートの違いによって消費者のセグメンテーションを行う。それぞれのセグメントで情報処理の仕方や広告効果にどのような違いがあるのかを特定化する。



## 1.5 本研究の概要

本研究では**新たな視点を取り入れたELM**を構築する。まず、分析1として、**態度変容の大きさを考慮**できるモデルを提案する。分析1ではより多くの商品进行分析対象とする。次に、分析2として、分析1で得られた結果から仮説を設定し、効果を深掘りする。**初期状態に着目**し、特定の商品を経験した消費者を細かな視点で見えていく。これらにより、消費者の情報処理について多角的な検討を行う。

### **分析1: ELM – Type I**

課題

より強い態度に変容した消費者は企業のメッセージを強く受け取っているのではないか。そうした消費者を評価できないだろうか？

提案

**態度変容の大きさに着目**。反復購入により近い状態に変容した消費者に重み付けする。そのような商品/消費者の特徴を識別する。

分析手法

順序ロジットモデル

アウトプット

- 各商品の態度変容の起こりやすさ(閾値)を推定
- ルート間の情報処理の差異を推定

### **分析2: ELM – Type II**

課題

広告効果の高い消費者層を特定したい。

提案

**初期状態(態度変容前の状態)に着目**。(1) 情報処理ルート (2) 初期状態によってセグメンテーションを行い、効果の高いセグメントを抽出する。

分析手法

階層ベイズ二項ロジットモデル

アウトプット

- セグメントごとに広告効果や用いられる手がかり情報の違いを推定
- 先行研究と比較し、最適なモデルを決定

全体的な分析

仮説

特定商品を深掘り

## 2.1 対象商品とその狙い

本研究では、以下の9商品を分析対象とする。  
これらの商品は広告出稿数が多いため、態度変容の分析に適切であると考ええる。

### ■ 炭酸飲料(4商品)

オレンジーナ、ペプシネックス、三ツ矢サイダー、ファンタ

### ■ ビール(5商品)

プレミアムモルツ、一番搾り、麦とホップ、アサヒオフ、麦のごちそう



### 狙い

#### ■ 新商品と既存商品

新商品は選好が形成されていないが、既存商品では既に選好が形成されている。  
オレンジーナと麦のごちそうは新商品である。オレンジーナは2012年3月発売、麦のごちそうは2012年2月発売である。いずれも調査期間の直前に発売されている。

#### ■ カテゴリ内の価格差異

炭酸飲料はカテゴリ内での価格差がほとんどない。一方で、ビールはカテゴリ内の価格差が大きい。具体的には、プレミアムモルツ、一番搾りを高価格帯ビール、それ以外を低価格帯ビールとして位置付ける。




## 2.2 情報処理ルートの定義


精緻化の動機は「該当商品カテゴリへの関与が高いか」、精緻化の能力は「商品購入時に主体的に情報を集めるか」という点に着目する。

### 情報処理ルートの定義

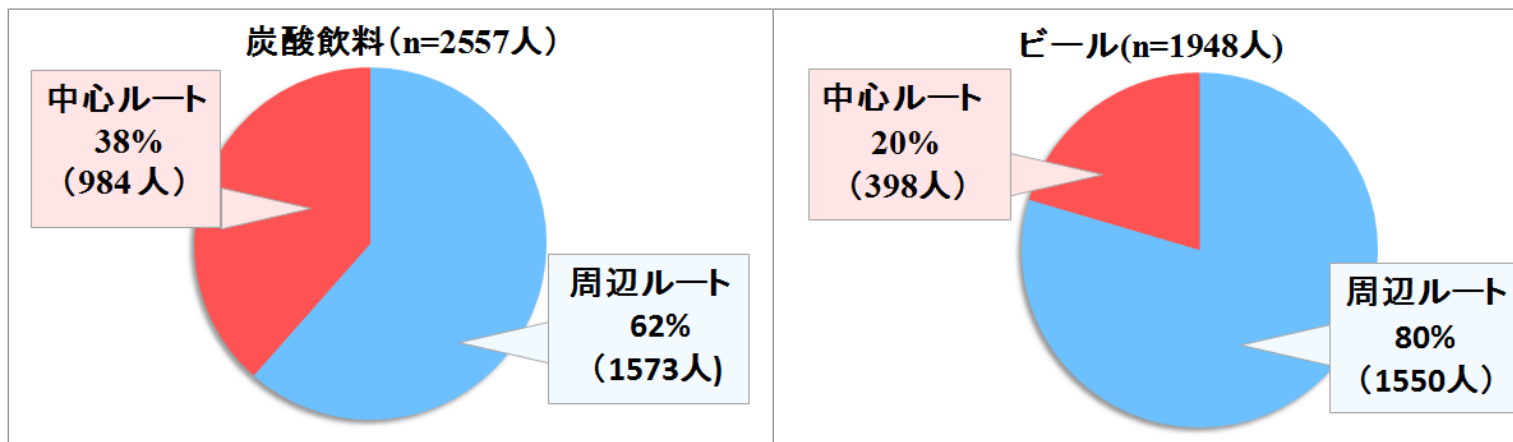
動機	商材の属するカテゴリの第1回次の購買意向	第1回アンケート調査時に、分析対象商品と同じカテゴリにある商品に対して、「1：ぜひ買いたい」もしくは「2：買いたい」と思っている場合、商品の購入検討をするモチベーションがあるとして、「1：精緻化の動機あり」、それ以外の場合を「0：精緻化の動機なし」とする。
能力	SEN_24_MA	アンケート項目SEN_24_MA「消費価値観(商品を買う前にいろいろ情報を集めてから買う)」の「1：はい」回答者を「1：精緻化の能力あり」、それ以外の場合を「0：精緻化の能力なし」とする。



中心ルート	動機=1,かつ,能力=1
周辺ルート	それ以外(いずれかが欠ける)



基礎集計：各ルートに属する消費者数



## 2.3 変数の定義

■ **従属変数**・・・ELM-Type I では態度変容の大きさ、ELM-Type II では初期状態からの変容。詳しくは後述する。

■ **説明変数**・・・手がかり情報、及び、広告接触数

□ 手がかり情報の定義

手がかり情報(peripheral cues)とは、精緻化が行われるときに用いられる外在的なきっかけとなる情報である。[2][3] 森岡(2009)で用いられた手がかり情報を参考にし、対象データから適切な変数を選択した。11個の消費者価値観、及び、消費先進度を用いる。

手がかり情報		変数名		データID	定義
合理的factor	価格	Value1	x1	SEN_01_MA	消費価値観(とにかく安く経済的なものを買う)
	価格/品質バランス	Value2	x2	SEN_02_MA	消費価値観(価格が品質に見合っているかどうかをよく検討してから買う)
	品質	Value3	x3	SEN_03_MA	消費価値観(多少値段が高くても、品質のよいものを買う)
ブランドfactor	ブランド/価格	Value4	x4	SEN_04_MA	消費価値観(名の通ったブランドやメーカーの商品であれば、そのぶん多少値段が高くてもよい)
	固定ブランド	Value5	x5	SEN_05_MA	消費価値観(いつも買うと決めているブランドがある)
	有名ブランド	Value6	x6	SEN_08_MA	消費価値観(無名なメーカーの商品よりは、有名なメーカーの商品を買う)
流行factor	使用者の評判	Value7	x7	SEN_10_MA	消費価値観(使っている人の評判が気になる)
	流行	Value8	x8	SEN_11_MA	消費価値観(流行にはこだわるほうである)
	有名人の意見	Value9	x9	SEN_30_MA	消費価値観(有名な人がよいと言っているものを選ぶことが多い)
	周囲の人の意見	Value10	x10	SEN_31_MA	消費価値観(周りの人がよいと言っているものを選ぶことが多い)
先進factor	個性	Value11	x11	SEN_14_MA	消費価値観(周りの人と違う個性的なものを選ぶ)
	消費先進度	Value12	x12	SENS2_SA	消費先進度(4.先進的-1.後進的に変換)

□ 広告接触数の定義・・・3つの媒体を対象にして、以下のように定義した。

広告	媒体名	定義
	TV	期間中に該当商品のTVCMを見た回数の対数
雑誌(MZ)	期間中に該当商品掲載の雑誌を見たかどうかの二値変数	
Web	期間中に該当商品のWebサイトを見たかどうかの二値変数	

※期間中に広告掲載されていない場合、及び、分析に最低限必要な接触数がない場合はNAとする。

## 2.4 手がかり情報データの基礎集計

### 炭酸飲料

中心ルート n=984

消費価値観	あり		なし	
	n	%	n	%
x1 価格	299	30.4%	685	69.6%
x2 価格/品質バランス	690	70.1%	294	29.9%
x3 品質	435	44.2%	549	55.8%
x4 ブランド/価格	180	18.3%	804	81.7%
x5 固定ブランド	242	24.6%	742	75.4%
x6 有名ブランド	344	35.0%	640	65.0%
x7 使用者の評判	273	27.7%	711	72.3%
x8 流行	80	8.1%	904	91.9%
x9 有名人の意見	31	3.2%	953	96.8%
x10 周囲の人の意見	148	15.0%	836	85.0%
x11 個性	177	18.0%	807	82.0%
x12 消費先進度	関心なし	普及して から	少し様子を みてから	人よりも先 に試す
	83(8.4%)	336(34.1%)	496(50.4%)	69(7.0%)

周辺ルート n=1573

消費価値観	あり		なし	
	n	%	n	%
x1 価格	452	28.7%	1121	71.3%
x2 価格/品質バランス	668	42.5%	905	57.5%
x3 品質	446	28.4%	1127	71.6%
x4 ブランド/価格	174	11.1%	1399	88.9%
x5 固定ブランド	282	17.9%	1291	82.1%
x6 有名ブランド	334	21.2%	1239	78.8%
x7 使用者の評判	228	14.5%	1345	85.5%
x8 流行	78	5.0%	1495	95.0%
x9 有名人の意見	40	2.5%	1533	97.5%
x10 周囲の人の意見	146	9.3%	1427	90.7%
x11 個性	158	10.0%	1415	90.0%
x12 消費先進度	関心なし	普及して から	少し様子を みてから	人よりも先 に試す
	218(13.9%)	667(42.4%)	597(38.0%)	91(5.8%)

★30%以上の消費者が「あり」と答えた項目

- ・価格
- ・価格/品質バランス
- ・品質
- ・有名ブランド

★中心ルートの方が10%以上高い項目

- ・価格/品質バランス
- ・品質
- ・有名ブランド

### ビール

中心ルート n=398

消費価値観	あり		なし	
	n	%	n	%
x1 価格	119	29.9%	279	70.1%
x2 価格/品質バランス	289	72.6%	109	27.4%
x3 品質	181	45.5%	217	54.5%
x4 ブランド/価格	77	19.3%	321	80.7%
x5 固定ブランド	103	25.9%	295	74.1%
x6 有名ブランド	137	34.4%	261	65.6%
x7 使用者の評判	89	22.4%	309	77.6%
x8 流行	34	8.5%	364	91.5%
x9 有名人の意見	11	2.8%	387	97.2%
x10 周囲の人の意見	44	11.1%	354	88.9%
x11 個性	60	15.1%	338	84.9%
x12 消費先進度	関心なし	普及して から	少し様子を みてから	人よりも先 に試す
	26(6.5%)	114(28.6%)	227(57.0%)	31(7.8%)

周辺ルート n=1550

消費価値観	あり		なし	
	n	%	n	%
x1 価格	450	29.0%	1100	71.0%
x2 価格/品質バランス	744	48.0%	806	52.0%
x3 品質	499	32.2%	1051	67.8%
x4 ブランド/価格	193	12.5%	1357	87.5%
x5 固定ブランド	292	18.8%	1258	81.2%
x6 有名ブランド	395	25.5%	1155	74.5%
x7 使用者の評判	266	17.2%	1284	82.8%
x8 流行	80	5.2%	1470	94.8%
x9 有名人の意見	39	2.5%	1511	97.5%
x10 周囲の人の意見	169	10.9%	1381	89.1%
x11 個性	181	11.7%	1369	88.3%
x12 消費先進度	関心なし	普及して から	少し様子を みてから	人よりも先 に試す
	212(13.7%)	633(40.8%)	613(39.5%)	92(5.9%)

★全ての項目で中心ルートの方が「あり」と答えた人が多い。

★中心ルートの方が先進性が高い

↓  
 動機、能力データを用いたルート判別は、過去のELM研究の示唆と適合している。

### 3.1 [分析1: ELM-Type I] 狙いと着眼点

#### 分析1: ELM-Type I (順序ロジットモデル)

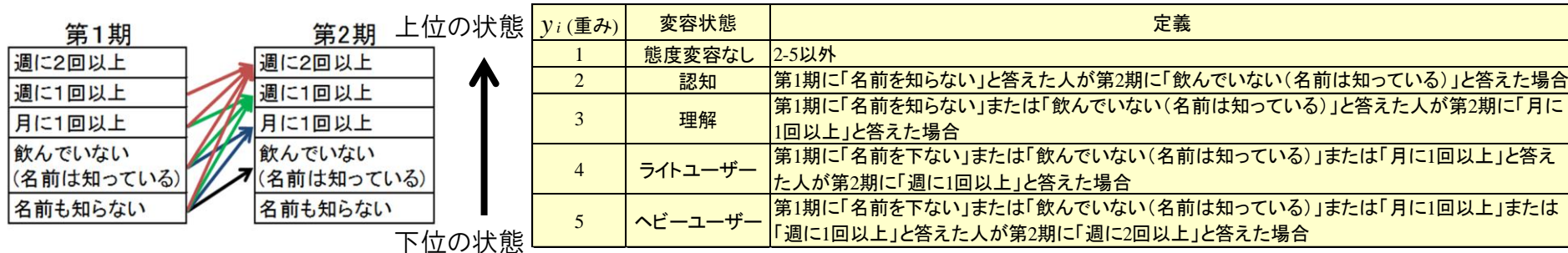
課題

より強い態度に変容した消費者は企業のメッセージを強く受け取っているのではないか。  
 そうした消費者を評価できないだろうか？

提案

態度変容の大きさに着目。反復購入により近い状態に変容した消費者に重み付けする。

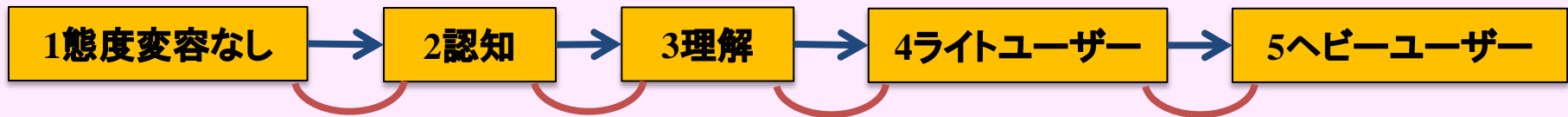
- 従属変数  $y_i$  を重み付き態度変容として以下のように定義する。各商材の第1期、第2期の購入実態を用いる。  
 上位の状態へ変容した消費者には高い重みを付け、変容効果が高いと見なす。



#### ■ $y_i$ の考察点

重み付き態度変容  $y_i$  には順序関係があると仮定する。

1~5の変化の方向 ( → ) には定性的な関係が推測できる。



一方、間隔( ) は一定ではない。間隔が短いほど態度変容が起こりやすくなる。

⇒ 間隔の違いを「閾値」として推定することができる「順序ロジットモデル」を提案する。

## 3.2 [ELM-Type I] モデルの定式化

### ■ 順序ロジットモデル

直接観測できる重み付き態度変容変数 $y_i$ に順序関係を仮定する。その場合、 $y_i$ は直接観測できない連続な潜在変数 $y_i^*$ と対応しているものとする。

$$y_i^* = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_k + \epsilon_i$$

$i$  : 消費者1, ...,  $n$

$y_i^*$  : 潜在変数

$\mathbf{X}_i$  : 説明変数のベクトル。定数項、手がかり情報、広告変数

$$\mathbf{X}_i = [1, Value1, Value2, \dots, Value12, TV, MZ, Web]$$

$\boldsymbol{\beta}_k$  :  $k$ 番目の説明変数の係数ベクトル

$\epsilon_i$  : 誤差項。

誤差項の累積分布関数にはロジスティック分布を仮定

### ■ 閾値メカニズム

$y_i$  と  $y_i^*$  は、閾値  $\tau_j$  によって以下のように関係付けられる。この対応関係を閾値メカニズム (threshold mechanism) と呼ぶ。

$$y_i = 1 \Leftrightarrow y_i^* < \tau_1$$

$$y_i = j \Leftrightarrow \tau_j \leq y_i^* \quad j = 2, 3, 4$$

$$y_i = 5 \Leftrightarrow y_i^* > \tau_5$$

### ■ 選択確率

消費者  $i$  が選択肢  $j$  を選ぶ確率  $\pi$  は以下のように表される。ただし、 $\Lambda(\cdot)$  はロジスティック分布の分布関数

$$\begin{aligned} \pi_{ij} &= Pr(y_i = j | \mathbf{X}_i) = Pr(y_i \leq j | \mathbf{X}_i) - Pr(y_i \leq j - 1 | \mathbf{X}_i) \\ &= \Lambda(\tau_j - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_k) - \Lambda(\tau_{j-1} - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_k) \quad \text{for } j = 1, 2, 3, 4, 5 \end{aligned}$$

説明変数の係数  $\boldsymbol{\beta}_k$  と 閾値  $\tau_j$  を最尤法により推定する。分析にはRを用いる。

### 3.3.1 $\beta_k$ の推定結果（商材id 1~3）

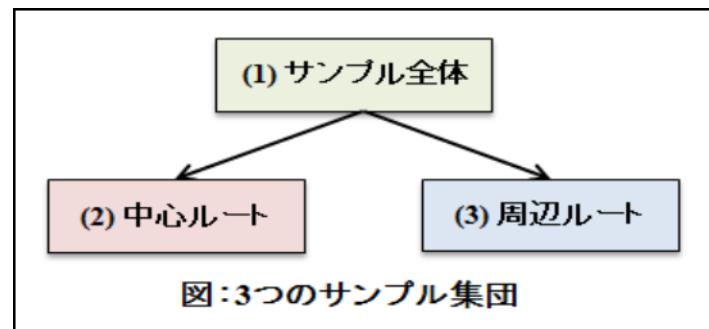
モデルは各商品 (id 1~9) に対して、3つのサンプル集団を対象に合計27個を構築した。

まず、説明変数の係数 $\beta_k$ の推定結果を以下に示す。

\*\*\*1%有意, \*\*5%有意,\*10%有意とする。

各サンプル集団において有意になった変数を色分けした。

- (1) サンプル全体を対象 ⇒
  - (2) 中心ルートの消費者を対象 ⇒
  - (3) 周辺ルートの消費者を対象 ⇒
- ※集団の構成人数はp9を参照



カテゴリ		炭酸飲料																	
商材id		オレンジーナ(id=1) #新商品			ペプシネックス(id=2)			三ツ矢サイダー(id=3)											
精緻化ルート		全体		中心ルート		周辺ルート		全体		中心ルート		周辺ルート							
変数		係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値						
合理的判断要因	価格	-0.051	-0.605	-0.014	-0.102	-0.087	-0.792	-0.035	-0.194	-0.171	-0.593	0.020	0.084	0.157	0.907	0.412	1.600	-0.031	-0.130
	価格/品質バランス	-0.100	-1.294	-0.242	-1.844	-0.119	-1.194	-0.332	-2.096 **	-0.355	-1.353	-0.409	-1.922 *	-0.300	-1.871 *	-0.511	-2.032 **	-0.265	-1.193
	品質	0.225	2.597 ***	0.489	3.751 ***	-0.053	-0.455	0.079	0.445	0.101	0.377	0.002	0.010	-0.200	-1.086	-0.108	-0.412	-0.358	-1.320
ブランド要因	ブランド/価格	-0.029	-0.238	0.057	0.333	-0.165	-0.971	0.202	0.837	0.266	0.739	0.125	0.378	0.214	0.933	0.414	1.338	-0.092	-0.246
	固定ブランド	-0.031	-0.318	0.106	0.728	-0.152	-1.173	0.012	0.059	0.486	1.725 *	-0.428	-1.409	0.123	0.646	0.394	1.497	-0.214	-0.715
	有名ブランド	0.117	1.252	0.030	0.218	0.143	1.107	-0.289	-1.420	-0.773	-2.445 **	0.092	0.345	0.307	1.639	0.188	0.694	0.358	1.326
流行要因	使用者の評判	0.112	1.120	0.296	2.112 **	-0.178	-1.233	0.040	0.195	0.130	0.446	-0.098	-0.322	-0.325	-1.506	-0.156	-0.550	-0.770	-1.961 **
	流行	-0.057	-0.354	-0.119	-0.520	-0.082	-0.364	-0.111	-0.329	-1.161	-1.852 *	0.464	1.140	-0.173	-0.536	-0.512	-1.110	-0.086	-0.175
	有名人の意見	0.532	2.336 **	0.711	2.121 **	0.420	1.363	-0.655	-1.073	NA		-0.096	-0.150	0.625	1.677 *	1.067	2.150 **	0.358	0.566
	周囲の人の意見	0.034	0.271	-0.062	-0.350	0.086	0.491	0.320	1.349	0.233	0.653	0.412	1.274	0.340	1.439	0.617	1.995 **	-0.164	-0.386
先進性要因	個性	0.227	2.028 **	0.123	0.777	0.268	1.672 *	-0.415	-1.575	-0.165	-0.498	-0.974	-2.054 **	0.287	1.343	0.279	0.963	0.301	0.907
	消費先進度	0.166	3.315 ***	0.138	1.675 *	0.185	2.889 ***	0.294	2.808 ***	0.386	2.104 **	0.249	1.897 *	0.248	2.370 **	0.287	1.689 *	0.230	1.693 *
広告	TV	0.278	2.963 ***	0.210	1.422	0.334	2.719 ***	0.038	0.185	0.525	1.693 *	-0.352	-1.239	0.079	0.243	-0.274	-0.527	0.322	0.760
	雑誌	NA		NA		NA		0.557	1.505	0.625	1.088	0.518	1.051	NA		NA		NA	
	Web	NA		NA		NA		-0.852	-0.835	NA		-0.146	-0.139	-0.534	-0.730	-0.606	-0.580	-0.496	-0.481

### 3.3.2 $\beta_k$ の推定結果 (商材id 4~9)

カテゴリ		炭酸飲料						ビール											
商材id		ファンタ(id=4)						ザ・プレミアム・モルツ(id=5)						キリン一番搾り(id=6)					
精緻化ルート		全体		中心ルート		周辺ルート		全体		中心ルート		周辺ルート		全体		中心ルート		周辺ルート	
変数		係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値
合理的判断要因	価格	0.049	0.266	0.277	0.924	-0.086	-0.361	-0.292	-1.364	0.162	0.384	-0.409	-1.604	-0.651	-2.488 **	-0.629	-1.334	-0.799	-2.416 **
	価格/品質バランス	-0.547	-3.274 ***	-0.590	-2.127 **	-0.517	-2.367 **	-0.085	-0.472	0.258	0.614	-0.251	-1.181	-0.305	-1.504	0.084	0.203	-0.591	-2.322 **
	品質	-0.113	-0.596	-0.235	-0.772	-0.049	-0.201	-0.260	-1.271	-0.064	-0.164	-0.325	-1.321	0.226	1.036	0.626	1.594	-0.101	-0.364
ブランド要因	ブランド/価格	0.323	1.369	0.779	2.198 **	-0.025	-0.077	0.405	1.612	0.203	0.437	0.446	1.457	0.220	0.754	-0.331	-0.621	0.534	1.512
	固定ブランド	-0.088	-0.421	-0.147	-0.445	-0.062	-0.226	-0.339	-1.424	0.167	0.439	-0.777	-2.291 **	-0.213	-0.803	-1.181	-2.152 **	0.137	0.439
	有名ブランド	0.278	1.440	0.194	0.628	0.339	1.355	0.232	1.105	0.318	0.794	0.187	0.739	-0.397	-1.550	-0.170	-0.393	-0.560	-1.674 *
流行要因	使用者の評判	0.296	1.471	0.247	0.811	0.320	1.162	-0.357	-1.340	-0.448	-0.908	-0.359	-1.108	0.072	0.258	-0.195	-0.393	0.166	0.477
	流行	0.387	1.315	0.464	1.008	0.371	0.961	0.160	0.443	0.283	0.478	0.007	0.015	0.190	0.468	-0.529	-0.596	0.451	0.961
	有名人の意見	0.145	0.318	-0.045	-0.058	0.332	0.593	1.155	2.880 ***	1.380	1.994 **	1.071	2.110 **	0.359	0.630	2.050	2.431 **	-0.799	-0.751
	周囲の人の意見	-0.282	-1.008	-0.506	-1.167	-0.134	-0.362	-0.167	-0.500	-0.304	-0.482	-0.040	-0.102	0.383	1.220	0.841	1.669 *	0.248	0.587
先進性要因	個性	-0.420	-1.540	-0.147	-0.396	-0.665	-1.614	0.187	0.725	0.086	0.174	0.342	1.124	-0.151	-0.467	-0.894	-1.329	0.089	0.232
	消費先進度	0.239	2.189 **	-0.098	-0.528	0.410	3.024 ***	0.308	2.608 ***	0.589	2.112 **	0.271	2.021 **	0.125	0.954	-0.179	-0.678	0.142	0.914
広告	TV	-0.267	-0.589	-0.106	-0.165	-0.407	-0.641	0.262	1.290	-0.499	-1.160	0.462	1.966 **	0.209	1.022	0.386	0.974	0.060	0.241
	雑誌	NA		NA		NA		1.891	3.213 ***	2.915	3.218 ***	1.125	1.304	NA		NA		NA	
	Web	NA		NA		NA		0.413	1.148	0.164	0.269	0.564	1.228	0.886	1.137	-0.105	-0.093	1.244	1.147

カテゴリ		ビール																	
商材id		麦とホップ(id=7)						アサヒオフ(id=8)						麦のごちそう(id=9) #新商品					
精緻化ルート		全体		中心ルート		周辺ルート		全体		中心ルート		周辺ルート		全体		中心ルート		周辺ルート	
変数		係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値
合理的判断要因	価格	-0.234	-1.016	-0.594	-1.083	-0.188	-0.724	-0.111	-0.666	-0.169	-0.325	-0.054	-0.304	0.034	0.286	0.031	0.113	0.068	0.503
	価格/品質バランス	-0.071	-0.349	0.482	0.873	-0.225	-0.972	0.105	0.694	-0.076	-0.153	0.199	1.238	-0.021	-0.195	0.583	2.067 **	-0.165	-1.342
	品質	-0.301	-1.280	-0.354	-0.709	-0.329	-1.203	0.012	0.074	0.319	0.667	0.013	0.073	0.071	0.586	-0.074	-0.283	0.097	0.704
ブランド要因	ブランド/価格	-0.537	-1.479	-0.158	-0.233	-0.770	-1.669 *	0.003	0.013	-1.042	-1.492	0.160	0.616	0.238	1.473	0.732	2.243 **	0.049	0.256
	固定ブランド	0.290	1.177	-0.104	-0.194	0.389	1.389	-0.061	-0.322	0.068	0.135	-0.055	-0.266	0.003	0.022	-0.329	-1.162	0.121	0.795
	有名ブランド	-0.031	-0.121	-0.441	-0.788	0.014	0.048	-0.229	-1.227	0.380	0.766	-0.324	-1.579	0.096	0.744	0.033	0.116	0.096	0.648
流行要因	使用者の評判	0.179	0.651	0.071	0.120	0.267	0.828	0.047	0.240	-0.707	-1.177	0.226	1.058	-0.121	-0.825	-0.275	-0.913	-0.104	-0.605
	流行	0.641	1.638	1.335	1.933 *	0.402	0.797	-0.139	-0.423	-0.297	-0.375	-0.164	-0.433	-0.104	-0.441	-0.699	-1.423	0.095	0.350
	有名人の意見	0.972	1.855 *	2.513	2.841 ***	0.257	0.331	0.036	0.079	0.910	0.918	-0.266	-0.480	0.262	0.818	-0.430	-0.521	0.480	1.347
	周囲の人の意見	-0.293	-0.768	-0.587	-0.721	-0.184	-0.420	0.399	1.780	1.931	3.730 ***	0.061	0.236	0.001	0.005	-0.043	-0.114	0.023	0.112
先進性要因	個性	-0.906	-2.081 **	-0.526	-0.657	-1.006	-1.904 *	-0.063	-0.272	-0.101	-0.154	-0.072	-0.288	-0.033	-0.204	0.417	1.346	-0.214	-1.092
	消費先進度	-0.257	-1.967 **	-0.781	-2.286 **	-0.186	-1.284	0.024	0.242	0.369	1.074	0.003	0.026	0.063	0.898	0.007	0.038	0.086	1.105
広告	TV	0.271	1.158	0.574	1.064	0.203	0.766	-0.076	-0.492	0.011	0.023	-0.087	-0.528	0.230	1.640	-0.357	-1.156	0.403	2.519 **
	雑誌	0.943	2.961 ***	1.222	2.309 **	0.775	1.781 *	NA		NA		NA		0.305	0.842	0.885	0.916	0.339	0.851
	Web	-0.105	-0.398	0.286	0.493	-0.264	-0.857	0.716	1.258	2.683	2.491 **	-0.007	-0.009	0.059	0.177	0.219	0.372	-0.117	-0.281

### 3.4.1 有意な説明変数のまとめ、及び、手がかり情報の考察

#### ■有意な説明変数をまとめた表

id	商材名 *は新商品	両方のルートで有意	片方のルートで有意	
			中心ルート	周辺ルート
1	オレンジーナ *	消費先進度	品質、使用者評判	個性、TV
2	ペプシネックス	消費先進度	固定ブランド、有名ブランド、TV	価格品質バランス、個性
3	三ツ矢サイダー	消費先進度	価格品質バランス、有名人意見、周囲意見	使用者評判
4	ファンタ	価格品質バランス	ブランド/価格	消費先進度
5	プレミアムモルツ	有名人意見、消費先進度	雑誌	固定ブランド、TV
6	一番搾り	なし	固定ブランド、有名人意見、周囲意見	価格、価格品質バランス、有名ブランド
7	麦とホップ	雑誌	流行、有名人意見、消費先進度	ブランド/価格、個性
8	アサヒオフ	なし	周囲意見、Web	なし
9	麦のごちそう *	なし	価格品質バランス、ブランド/価格	TV

表中の下線部は負に有意

#### ■両方のルートで共通する特徴

□消費先進度が有意。(id=1,2,3,5)

#### ■中心ルートの特徴

□品質、価格品質バランスといった**合理的判断要因**が正に有意。(id=1,9 共に新商品)

□**使用者評判、有名人の意見や周囲の意見**が正に有意(id=1,3,6,7,8)

他者の意見を参考にして商品进行判断している。

□アサヒオフで**Web**が有意。(id=8)

#### ■周辺ルートの特徴

□3商材(オレンジーナ\*、プレミアムモルツ、麦のごちそう\*)で**TV**が有意

(id=1,5,9 うち2商材が新商品)

□消費先進度を除いた**手がかり情報が正に有意にならない**。(id=2,3,4,5,6,7,8)

中心ルートの特徴

合理的判断要因

他者の意見

Web

周辺ルートの特徴

TV

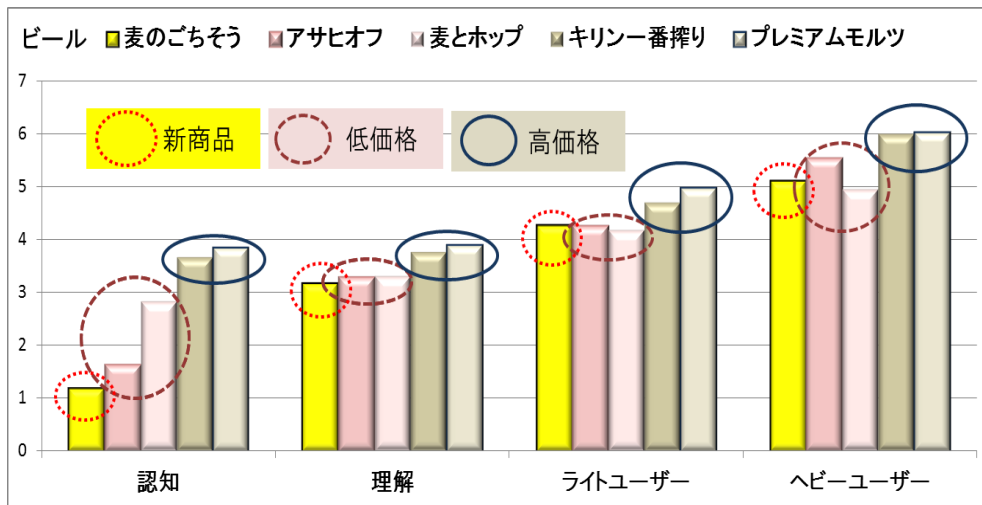
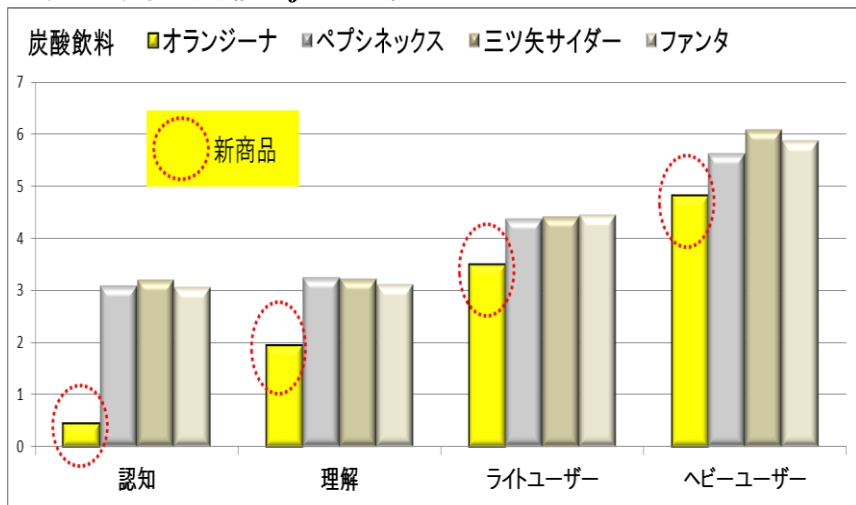
明確な判断基準  
を持たない



### 3.4.2 閾値 $\tau_j$ の考察と情報精緻化の機会

全サンプルモデルにおける閾値  $\tau_j$  の推定結果を図示する。閾値は態度変容なしを基準にして、各段階への態度変容がどの程度起こりやすいかを示している。閾値が低いほど態度変容が起こりやすい。

#### ■商品間の閾値 $\tau_j$ の比較



#### ■炭酸飲料

既存商品の閾値には商品間差異は見られない。認知段階の閾値が高いことは、商品が市場に既に浸透していることを示している。一方、新商品(オランジーナ)の閾値は全ての段階において低く、態度変容しやすいことがわかる。

#### ■ビール

低価格商品ほど認知段階における閾値が低く、態度変容が起きやすい。逆に、高価格帯商品ではすべての段階で閾値は高い。特に、ヘビーユーザ段階の閾値が高い。このため、高価格帯商品に対して態度変容を促すことは、低価格帯商品に比べて難しいといえよう。

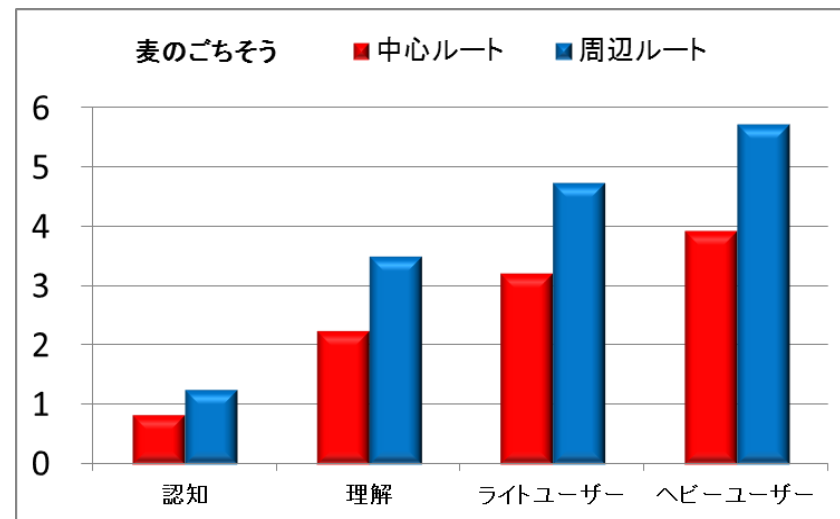
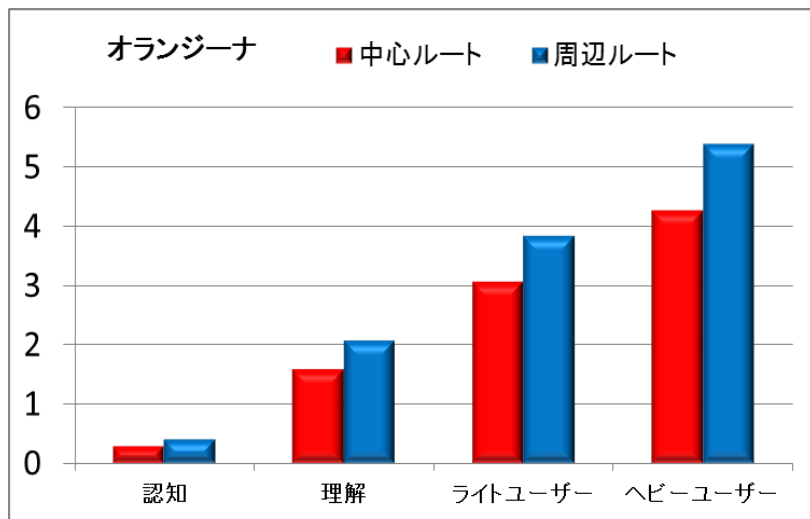
新商品の購入時にこそ情報精緻化の機会がある。既存商品の購入時は、惰性・慣性(Inertia)による購入選択が行われ [10]、精緻化処理の省略 (ShortCut)[3] が行われていると考えられる。

### 3.4.3 新商品における情報処理ルート別閾値 $\tau_j$ の考察

情報精緻化の機会がある場合、ルート間の反応に差異はあるだろうか？

以下に新商品のルート別モデルにおける閾値を図示する。

#### ■新商品の閾値の比較



全ての変容段階において、中心ルートの閾値は周辺ルートの閾値より低くなっている。  
この結果は、中心ルートの消費者の方が、新商品を積極的に購入することを示唆している。

態度変容の大きさを考慮したモデル  
(ELM-Type I)



ELMIは新商品に対して有効に適用できる。

## 3.5 情報精緻化の機会とルート処理の考察に基づく仮説

ELM-Type I で得られた考察から以下の仮説が導かれる。

### ■中心ルートの消費者（認知的消費者）

- 合理的判断項要因が影響する。→p16
- 新商品の閾値は中心ルートの方が低い。→p18

**仮説1：中心ルートの消費者は新商品の情報を積極的に精緻化し、合理的な判断を行う。**

### ■周辺ルートの消費者（感情的消費者）

- TVCMは全体として有意になりにくい、新商品の周辺ルートでは有意になる。→p16  
⇒オレンジナ×周辺ルートで1%有意、麦のごちそう×周辺ルートで5%有意
- 新商品の認知・理解の段階における閾値が他の商品に比べて低い。→p17

**仮説2：TVCMは新商品を市場に投入し、周辺ルートの消費者の認知を図る目的に有効である。**

### ■仮説に基づき、次の課題を設定する。

ELM-Type I の結果

新商品には  
情報精緻化の機会  
がある

→ 広告接触前  
の状態に着目

ELM-Type II の着眼

場合分け  
初期状態 × ルート

効果をより厳密に分析!

各ルートのどの初期状態  
に属する消費者が

合理的判断要因

TVCM

を精緻化に用いるのか？

## 4.1 [分析2:ELM-Type II] 狙いと着眼点

### 分析2: ELM - Type II

□ 新商品について得られた仮説を詳しく見たい。

□ 初期状態に着目する。

初期状態の違いによって、仮説が有効な場合とそうでない場合があるのではないか？

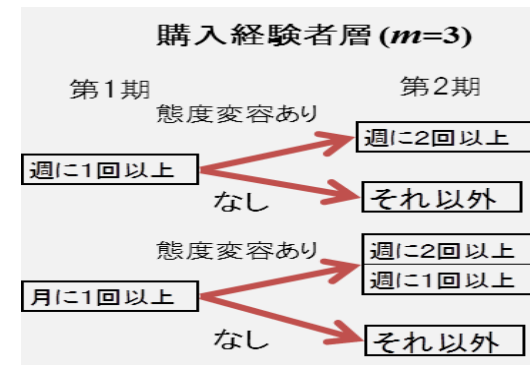
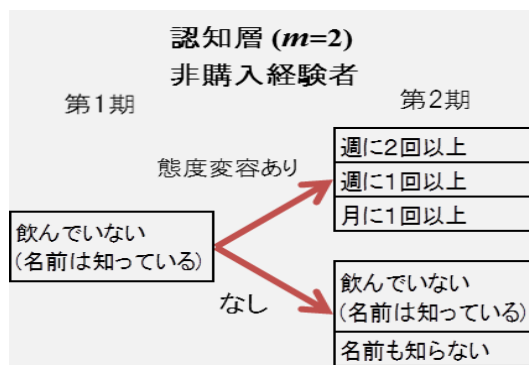
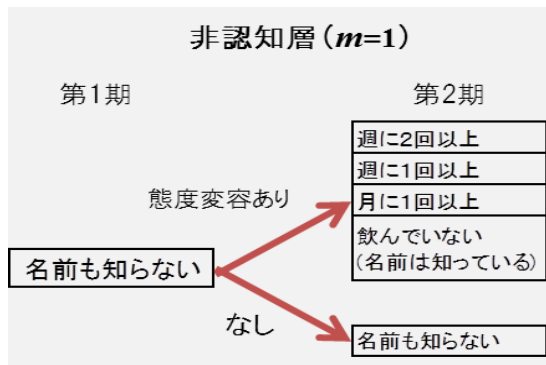
■ 初期状態と情報処理ルートによる場合分けを行う。

■ まず、第1期、第2期の購入実態データを基に消費者の初期状態を3つセグメントに分類する。

初期状態として、第1期に「名前も知らない」人を非認知層、「飲んでいない(名前は知っている)」人を認知層(非購入経験者層)、「月に1回以上」または「週に1回以上」と答えた人を購入経験者層として抽出する。

第2期に初期状態よりも購入実態が向上していた場合に「態度変容あり」、そうでない場合に「態度変容なし」とする。

### □ 初期状態の分類 ( $m=1,2,3$ )



■ 次に、それぞれのセグメントに対して、2つの情報処理ルートを設定する。

### □ 情報処理ルートの分類 ( $l=1,2$ ; 1:中心ルート 2:周辺ルート)

合計6個のセグメント ( $m \times l = 6$ ) を対象にする。

## 4.2.1 [ELM-Type II] モデルの定式化

### 手法:階層ベイズモデル

- 想定した6個のセグメントに属する消費者数が下表である。「オレンジナ」、「麦のごちそう」の新商品2種類を対象とする。特に、購入経験者層のサンプル数が少ない。このような場合、セグメント別のモデルを構築すると推定値が不安定になりやすい。
- そこで、階層ベイズモデルという手法を用いる。(Rossi & Allenby(2006);阿部 & 近藤(2005);照井(2008))[11][12][13]  
階層ベイズモデルはサブ母集団における回帰モデルを同時に推定できる手法である。その特徴は、事前分布に階層構造を用いることで複数のセグメントを同時に一つのモデルで推定できる点にある。
- 各セグメント間の平均の差異に個別効果(異質性)を仮定し、各セグメント間で異なる手がかり情報変数・広告変数の効果を推定する。  
セグメント間の異質性を考慮することで、説明変数の違いを検証し、モデル全体の予測精度の向上が期待できる。
- 階層構造は下図である。

表:各セグメントに属する消費者数

商品名		オレンジナ		麦のごちそう	
		ルート $l$		ルート $l$	
		中心ルート	周辺ルート	中心ルート	周辺ルート
初期状態 $m$	非認知	683	1206	187	888
	認知	265	347	166	604
	購入経験者	31	20	42	53

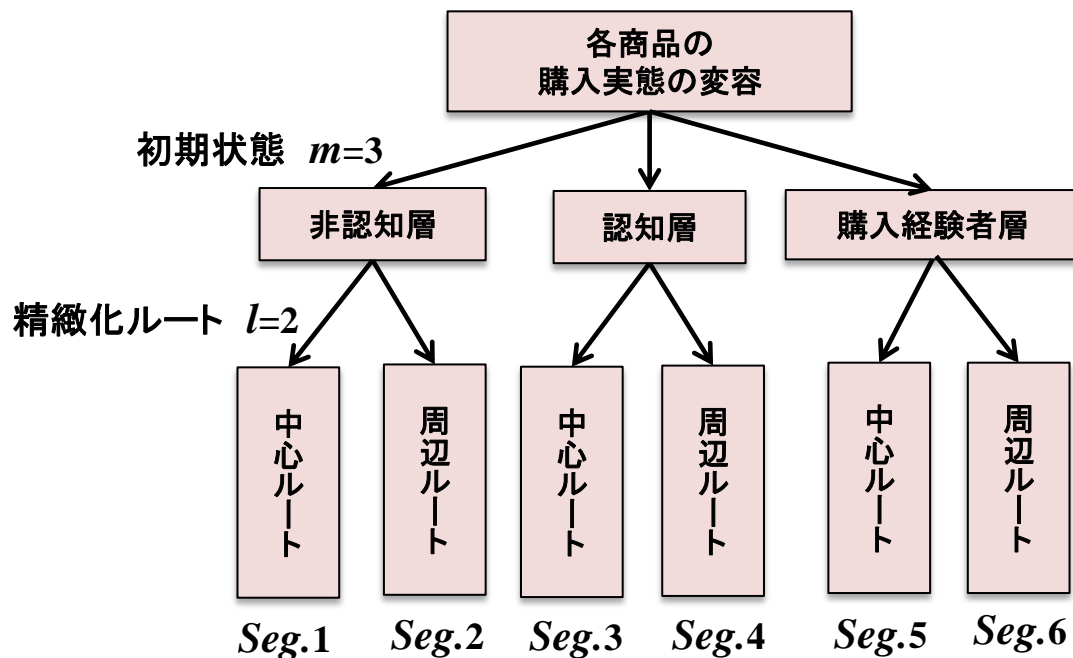


図:モデルの階層構造

## 4.2.2 [ELM-Type II]モデルの定式化

### 階層ベイズ二項ロジットモデル

#### ■二項ロジットモデル部分

$$Y_i \sim \text{Bernoulli}(\pi_i), \quad \pi_i = \text{Pr}(y_i | \mathbf{X}_{ilm}, \beta_{lm}) = \frac{\exp\{\mathbf{X}_{ilm}\beta_{lm}\}}{1 + \exp\{\mathbf{X}_{ilm}\beta_{lm}\}}$$

$i$ : 消費者1,...,  $n$

$y_i$ : 被説明変数。0: 態度変容なし、1: 態度変容あり

$\mathbf{X}_{ilm}$ : 説明変数のベクトル。定数項、手がかり情報、広告変数

$$\mathbf{X}_{ilm} = [1, \text{Value1}, \text{Value2}, \dots, \text{Value12}, \text{TV}, \text{Web}]$$

$\pi_i$ : 選択確率

$l$ : 情報処理ルート,  $m$ : 初期状態

$$lm = l : \begin{cases} 1 & (\text{中心ルート}) \\ 2 & (\text{周辺ルート}) \end{cases} \times m : \begin{cases} 1 & (\text{非認知層}) \\ 2 & (\text{認知層}) \\ 3 & (\text{購入経験者層}) \end{cases}$$

#### ■階層パラメータ

##### □事前分布

$$\beta_{lm} \sim N(\mu \mathbf{Z}_{lm}, \sigma_{lm}^2)$$

$\mathbf{Z}_{lm}$ : ルートと初期状態に関する  
インディケータ変数ベクトル

##### □超事前分布

$$\mu \sim N(\mu_0, \Sigma_0)$$

$$\sigma_{lm}^2 \sim IW(\nu_0, \Gamma_0)$$

$IW(\cdot)$ : 逆ウィットシャー分布

$\mu_0, \Sigma_0, \nu_0, \Gamma_0$ : 初期値を設定

■推定: マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC)。ただし、ロジットモデルの場合、 $\beta$ の事前分布は自然共役でないため、メトロポリス-ヘイスティング法、精度 $1/\sigma^2$ の事前分布は自然共役であるため、ギプス-サンプリング法によるハイブリッド-サンプリング法を用いる。

■イタレーション回数: 45,000回 バーンイン: 5,000回

■初期値:  $\mu_0 = 0, \Sigma_0 = 0.001, \nu_0 = 0.01, \Gamma_0 = 0.01$

■分析にはWinBUGS, Rを用いる。

## 4.2.3 比較モデルの提案

精緻化ルートと初期状態の組み合わせによるインディケータ変数  $Z$  により、 $\beta$  を以下のように変化させた4つのモデルを構築する。そして、それらのモデル間の適合度を比較する。

比較モデル I:

精緻化ルート  $l$ , 初期状態  $m$  を区別しないモデル

パラメータベクトル

$$\beta \sim N(\mu, \sigma^2)$$

比較モデル II:

精緻化ルート  $l$  のみを区別したモデル

$$\beta_l \sim N(\mu \mathbf{Z}_l, \sigma_l^2)$$

$$\text{for } l = \begin{cases} 1 & \text{(中心ルート)} \\ 2 & \text{(周辺ルート)} \end{cases}$$

比較モデル III:

初期状態  $m$  のみを区別したモデル

$$\beta_m \sim N(\mu \mathbf{Z}_m, \sigma_m^2)$$

$$\text{for } m = \begin{cases} 1 & \text{(非認知層)} \\ 2 & \text{(認知層)} \\ 3 & \text{(購入経験者層)} \end{cases}$$

提案モデル IV:

精緻化ルート  $l \times$  初期状態  $m$  を区別したモデル

$$\beta_{lm} \sim N(\mu \mathbf{Z}_{lm}, \sigma_{lm}^2)$$

$$\text{for } l = 1, 2 \quad m = 1, 2, 3$$

■ 比較モデルII は、森岡(2009)で提案された二項ロジットモデルをベースにし、精緻化ルートによって階層化した場合に相当する。

### 4.3.1 [分析結果]モデルの比較

モデルの比較には、Spiegelhalter,et.al (2002) によって提案された情報量基準DICを用いる。[14]

$$DIC = Dbar + PD$$

$$PD = Dbar - Dhat$$

*PD*: パラメータのバイアス項。複雑なモデルに対するペナルティを表す。

*Dbar*: イタレーションの最後に計算される対数尤度の事後平均  $\times (-2)$

*Dhat*: パラメータの最高密度推定値(事後平均)を使用して計算した対数尤度  $\times (-2)$

DIC の値が最小となるモデルをベストモデルとして選択する。

下表に各モデルのDICの推定結果を示す。

提案モデルのDICが全モデル中で最小であるため、最も適合度が高いモデルだといえるだろう。

	モデル種類	Dbar	Dhat	pD	DIC
比較モデルI	プールしたモデル	3499	3485	14	3513
比較モデルII	ルート( $l=2$ )を区別したモデル	3489	3462	27	3516
比較モデルIII	初期状態( $m=3$ )を区別したモデル	3392	3358	34	3426
提案モデルIV	初期状態( $m=3$ ) $\times$ ルート( $l=2$ )を区別したモデル	3358	3303	54	3412

より精度の高いELMを構築するためには、初期状態を考慮すべきであることが示された。



### 4.3.2 提案モデルIVのパラメータ $\beta_{lm}$ の推定結果

(色分け: 赤は5%有意、青は10%有意)

オレンジーナ

	非認知層		認知層		購入経験者層	
	中心ルート	周辺ルート	中心ルート	周辺ルート	中心ルート	周辺ルート
定数項	-0.275	-0.298	-0.420	-0.843	-0.795	-0.699
価格	-0.070	-0.073	-0.256	-0.176	-0.121	0.186
価格/品質バランス	-0.076	<b>-0.249</b>	<b>-0.518</b>	0.061	-0.112	-0.275
品質	<b>0.330</b>	-0.050	<b>0.581</b>	0.074	0.478	0.180
ブランド/価格	0.006	-0.125	0.112	-0.294	-0.449	-0.044
固定ブランド	-0.119	-0.070	0.411	-0.200	0.020	0.006
有名ブランド	0.226	0.160	0.050	-0.035	-0.238	0.113
使用者の評判	0.118	0.087	0.350	<b>-0.860</b>	0.528	0.006
流行	0.402	0.015	-0.562	-0.084	0.335	-0.080
有名人の意見	0.420	<b>0.725</b>	<b>1.505</b>	0.357	0.345	0.800
周囲の人の意見	0.026	-0.020	0.090	0.228	0.296	0.324
個性	0.176	<b>0.422</b>	<b>0.524</b>	0.109	-0.679	0.332
消費先進度	<b>0.204</b>	<b>0.232</b>	0.029	0.089	-0.201	-0.301
TV	0.289	<b>0.312</b>	0.230	0.166	0.432	0.554

**オレンジーナ**

中心ルート×**認知層 5%有意**  
 中心ルート×**非認知層 10%有意**  
 ⇒品質が正に有意

周辺ルート×**非認知層 5%有意**  
 ⇒TVが正に有意

麦のごちそう

	非認知層		認知層		購入経験者層	
	中心ルート	周辺ルート	中心ルート	周辺ルート	中心ルート	周辺ルート
定数項	-1.626	-1.084	-2.904	-3.953	-2.650	-3.358
価格	0.506	0.039	-0.325	0.279	-0.470	-0.303
価格/品質バランス	0.371	-0.193	<b>1.165</b>	<b>-0.882</b>	-0.585	-0.458
品質	-0.050	0.108	0.146	-0.137	0.325	-0.040
ブランド/価格	0.603	0.036	0.322	0.043	0.873	0.960
固定ブランド	-0.225	0.086	-0.384	-0.050	-0.541	-0.424
有名ブランド	0.251	0.014	0.011	0.604	-0.018	-0.177
使用者の評判	-0.118	-0.116	-0.315	0.202	-0.021	-0.245
流行	-0.199	0.188	-0.026	0.222	-0.171	0.029
有名人の意見	0.019	0.477	0.218	0.680	0.035	0.106
周囲の人の意見	-0.086	0.156	-0.417	-0.867	-0.566	-0.810
個性	0.322	0.031	0.248	-0.006	0.255	-0.027
消費先進度	0.319	<b>0.213</b>	-0.001	0.247	0.068	0.280
TV	-0.171	<b>0.413</b>	0.013	0.256	0.035	0.525
Web	0.795	0.062	0.494	0.963	0.101	0.082

**麦のごちそう**

中心ルート×**認知層 5%有意**  
 ⇒価格/品質バランス  
 が正に有意

周辺ルート×**非認知層 5%有意**  
 ⇒TVが有意

共通する特徴が  
識別できた!

## 4.4 [ELM-Type II] 結果の考察

### ■ 仮説の検定

□ 仮説1: 中心ルート of 消費者は合理的な判断を行う。

⇒ 両商品の認知層にて5%水準で支持

オレンジナの非認知層にて10%水準で支持、麦のごちそうの非認知層にて不支持

⇒ 両商品の購入経験者層にて不支持

□ 仮説2: 周辺ルート of 消費者にはTVCMが有効である。

⇒ 両商品の非認知層にて5%水準で支持

⇒ 両商品の認知層、購入経験者層にて不支持



### 中心ルート

品質に関連した合理的判断がなされる。

それは特に名前を知っているが購入経験がない場合である。

炭酸飲料は価格差がないので品質が重視される。逆に、ビールは価格差が大きいので価格と品質のバランスが重視され、価格に見合った味が求められる。

### 周辺ルート

TVが効果的に影響を与える。それは、まだ商品について知らない場合である。

逆に、既に商品を認知していたり、購入経験がある場合は有効ではない。

## 5.1 まとめと学術的インプリケーション

### まとめ

本研究ではELMの新しいモデル化法として、

- (1) ELM – Type I: 態度変容の大きさを評価できるモデル
- (2) ELM – Type II: 初期状態を評価できるモデル を提案した。

### 学術的インプリケーション

#### (1) ELM-Type I

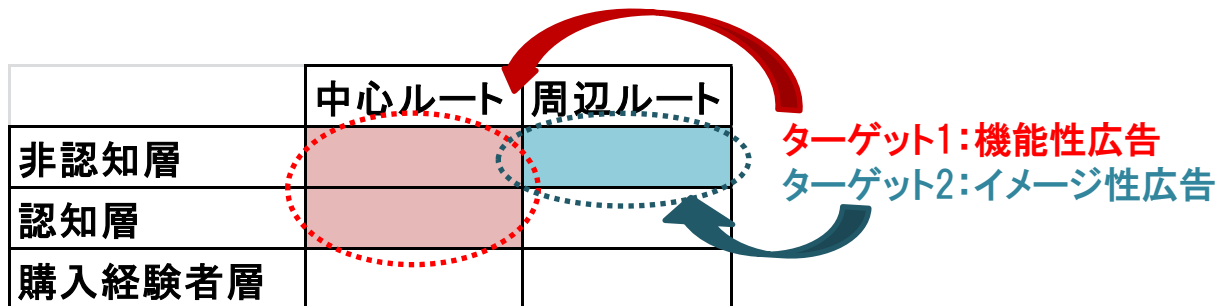
- 情報処理ルート間の反応差異が検証された。  
ルート間で用いられる手がかり情報に違いがある点は先行研究と同様に再現性があると言えるだろう。  
→ 中心ルート処理の消費者は認知的な判断を行う。価格/品質バランスや品質のような合理的判断要因、他者の評価、Webサイトを用いて、商品进行判断している。  
→ 周辺ルート処理の消費者は感情的な判断を行う。TVの影響を受けやすく、またはっきりとした価値判断基準を持っていない。
- 新商品には情報精緻化の機会があり、ELMを有効に適用できる。

#### (2) ELM-Type II

- 中心ルート処理の消費者は認知状態(名前は知っているが購入経験はない)において合理的判断要因を活用し、周辺ルート処理の消費者は非認知状態においてTV CMを活用する。
- ELMをデータから構築するためには、これまで考えられてきたルート処理だけでなく、初期状態を考慮することによりモデルを精緻化すべきことが示唆された。

## 5.2 実務的インプリケーション

初期状態とルートとの判別により、広告のターゲットが特定される。  
 新商品のマーケティングには、中心ルートの認知層・非認知層には「**機能性広告**」、周辺ルートの非認知層には「**イメージ性広告**」が有効であることが示唆される。



### [広告例]

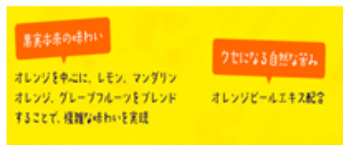
#### ■ 認知的消費者

⇒ 中心ルート × 認知層・非認知層

**機能性広告** 消費者が主体的・合理的に判断できる広告

例. オランジーナ

#### ◎ Webサイト



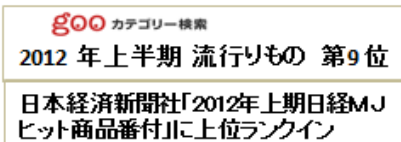
どのような品質なのかを提示

これまでの炭酸飲料  
にない味

すっきり微炭酸

大人でも飲みやすい

#### ◎ ニュース記事や使用者ブログ



口コミの波及  
 使用者評価、他者評価が影響

#### ■ 感情的消費者

⇒ 周辺ルート × 非認知層

**イメージ性広告** わかりやすいメッセージを含むTVCM

掲載CMは高評価

オランジーナ TV CM  
 リチャード・ギアを起用  
 「男はつらいよ」の  
 「寅さん」を演じる

海外有名俳優を起用  
 「フランスの国民的炭酸」

海外では  
 有名なブランドだ!

麦のごちそう TV CM  
 片瀬奈々と西島秀俊を起用  
 「残業」と「ごちそう」/  
 「カ仕事」と「ごちそう」  
 をアピール

どういう時に飲んで  
 欲しいのかを提示

頑張った後の  
 ご褒美に!

## 5.3 今後の課題

### □専門品へのELMの適用

例えば、PC,携帯電話,TV,車等の専門品に提案モデルを適用してみたい。

専門品は最寄品に比べ、精緻化の動機や能力が影響しやすいことや主体的にアクセスするWeb広告の効果がより顕著に表れることが期待される。

### □ルート判別変数の精緻化

特に、「精緻化の能力」をいかに定義するかが課題と言えよう。

今回は分析対象データの中から「商品購入における情報収集能力」に着目した。

ルートの判別を精緻化していくためには、「各商品に対する知識」や「メディア(説得者)に対する信頼性」を変数の中に含めていく必要があるだろう。

### □リピート購入者の評価

本研究ではELMが新商品の非購入経験者に対して有用であることを示した。

一方で、既存商品にELMを適用するには、リピート購入者に対する説得効果を評価していくことが課題と言えるだろう。

そのためには、キャンペーン情報等のプロモーション変数を説明変数に加えることや初期状態が高い消費者が態度を維持した場合を考慮することが必要だろう。

## 参考文献

- [1] 塩崎潤一(2011),”広告宣伝効果を最大化するクロスメディア戦略～消費者視点のシングルソースデータの活用”,NRI-知的資産創造11月号,pp.24 - 37.
- [2] Petty, R. E. and J. T. Cacioppo (1979), “Issue Involvement Can Increase or Decrease Persuasion by Enhancing Message-Relevant Cognitive Response,” *Journal of Personality and Social Psychology*, 37, pp.1915 – 1926.
- [3] Petty, R. E. and J. T. Cacioppo (1986), “The Elaboration Likelihood Model of Persuasion,” *Advances in Experimental Social Psychology*, Vol.19,pp.123 – 205.
- [4] 清水聰 (1999), 「新しい消費者行動」, 千倉書房.
- [5] 田中洋 (2008), 「消費者行動論体系」, 中央経済社.
- [6] MacInnis, D. J., C. Moorman, and B. J. Jaworski (1991), “Enhancing and Measuring Consumers’ Motivation, Opportunity and Ability to Process Brand Information from Ads,” *Journal of Marketing*, 55 (4), pp.32 – 53.
- [7] MacInnis, D. J., A. G. Rao, and A. M. Weiss (2002), “Assessing When Increased Media Weight of Real-World Advertisements Helps Sales,” *Journal of Marketing Research*, 39 (4), pp.391 – 407.
- [8] 森岡耕作(2009),”マーケティング・コミュニケーションに対する消費者間の反応差異—ELMに基づく消費者間異質性の再吟味—”, KEIO/KYOTO JOINT GLOBAL CENTER OF EXCELLENCE PROGRAM Raising Market Quality-Integrated Design of “Market Infrastructure”, KEIO/KYOTO GLOBAL COE DISCUSSION PAPER SERIES, DP2009-035.
- [9] O’Keefe, D. J. (2008), “Elaboration likelihood model.”the *International Encyclopedia of Communication*, Vol. 4, pp. 1475-1480.
- [10] 近藤文代, 黒田哲平 (2007), ”CRMのための購買間隔を考慮したバラエティシーキングによる顧客セグメンテーション”,*マーケティング・サイエンス* Vol. 16 No. 1・2, pp.95 – 114.
- [11] Rossi, P. E., Allenby.G.M and Rob McCulloch.R (2005), *Bayesian Statistics and Marketing*, London, UK: Wiley.
- [12] 阿部誠, 近藤文代 (2005), 「マーケティング予測と発見科学 —POSデータの解析—」, 朝倉書店.
- [13] 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.
- [14] Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P. and van der Linde, A. (2002), “Bayesian Measures of Model Complexity and Fit”, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, pp.583 – 639.