

消費者の異質性を考慮した広告効果測定モデル —階層的ベイズモデルによるシングルソース・データ解析—

照 井 伸 彦
東 北 大 学 大 学 院
経 済 学 研 究 科 教 授

本研究では、消費者選好の異質性の下、階層的ベイズモデルを用いた連続混合分布モデルによる広告効果測定モデルを二種類提案し、その推定アルゴリズムを与え、実際のシングルソース・データを解析した。まず第1章においては、目的と研究の位置づけについて論述し、第2章では広告効果測定の先行研究を整理し本研究の位置づけを明確にする。第3章では、本研究で利用するベイズ統計に関して、その特徴や階層ベイズモデルとくにマーケティングで消費者異質性のもとでパネルデータから消費者毎の反応パラメータ推定を可能とする階層ベイズ・ブランド選択モデルを概説する。

線形確率効用関数と広告効果測定モデル

第4章では、通常の線形確率効用関数にもとづいたブランド選択モデルにより消費者異質性の下での広告効果測定を行う。そこでは広告変数としてブランド毎の週当たり広告露出回数を累積して広告ストック変数を構成して広告変数とし、過去からの繰越をあらわすパラメータにも異質性を導入する。市場反応パラメータのみならずこの広告繰越効果パラメータも消費者毎にシングルソース・データから推定する方法を提案する。

まず効用関数を定義するため、 U_{jht} を消費者 h の購買機会 t 期におけるブランド j に対する効用、 X_{jht} を消費者 h の t 期におけるブランド j のマーケティング変数で切片を含んで k 次元の行ベクトルであるとする。通常の確率的効用関数の議論に従い U_{jht} は確率的に変動するものとし、確定的な効用 $X_{jht}\theta_h$ とその他の確率的な部分 e_{jht} とから成ると仮定することで、効用関数を次で定義する。

$$(1) \quad U_{jht} = X_{jht} \theta_h + e_{jht}; \quad h = 1, \dots, H, \quad t = 1, \dots, T_h$$

ここで θ_h は k 次元の行ベクトルの係数であり、 e_{jht} は誤差項である。

潜在的な効用の差が最も大きいブランドが選択される通常のブランド選択モデルでは、 t 期において消費者 h が N 個のブランドの中から効用の最も大きいブランド j を選択すると仮定し、そのときの選択確率は次で表される。

$$(2) \quad \Pr\{c_{ht} = j\} = \Pr\{U_{jht} = \max(U_{1ht}, U_{2ht}, \dots, U_{Nht})\} = \Pr\{u_{jht} = \max(u_{1ht}, \dots, u_{N-1ht}) > 0\}$$

ここで $u_{jht} = U_{jht} - U_{Nht}$ は、基準となるブランド N の効用からの差をとり、ブランド j の相対的効用を表す。また、切片を含むマーケティング変数 X_{jht} についても同様に差分を取ったものを x_{jht} とすると、(1)式は次のようになる。

$$(3) \quad u_{ht} = x_{ht} \theta_h + \varepsilon_{ht}$$

ここで $u_{ht} = (U_{1ht} - U_{Nht}, U_{2ht} - U_{Nht}, \dots, U_{N-1ht} - U_{Nht})'$ は基本となるブランドの効用を差し引いて $N^* = (N-1)$ 次元になり、切片とマーケティング変数 $x_{ht} = [I_{n-1}; (X_{1ht} - X_{Nht})'; (X_{2ht} - X_{Nht})'; \dots; (X_{N-1ht} - X_{Nht})']'$

(I_{n-1} は $n-1$ 次元の単位行列)についても同様に差し引き、 $(N-1) \times k$ の行列になっている。誤差項 $\varepsilon_{ht} = (e_{1ht} - e_{Nht}, e_{2ht} - e_{Nht}, \dots, e_{N-1ht} - e_{Nht})'$ も $(N-1)$ 次元のベクトルで正規分布 $\varepsilon_{ht} : N(0, \Sigma)$, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_{N^*}^2)$, ($\sigma_{N^*}^2 = 1.0$) を仮定し、プロビット・モデルを用いる。

また、 x_{jht} を広告ストック変数 A_{jht} とブランド・ロイヤルティ変数 BL_{jht} 、切片を含むそれ以外の変数 M_{jht} とに分け、係数 θ_h についても同じように $(\alpha_h, \gamma_h, \beta_h)$ とに分けると、本研究で用いる効用関数は次のように表現できる。

$$(4) \quad u_{jht} = A_{jht} \alpha_h + BL_{jht} \gamma_h + M_{jht} \beta_h + \varepsilon_{jht}, \quad j = 1, \dots, N^*, \quad h = 1, \dots, H, \quad t = 1, \dots, T_h$$

つぎにブランド j に対する広告ストック S_{jht} について、以下のように定義する。まず広告効果において広告努力のレベルに上限を与えるため広告の露出回数を週ごとにシェア化し、Pedrick and Zufryden (1991) で使われているシェア・オブ・ヴォイス (share of voice) を構成する。

$$(5) \quad a_{jhw} = d_{jhw} / \sum_{k=1}^N d_{khw} \quad \text{for } j = 1, \dots, N; w = 1, \dots, W$$

ここで d_{jhw} は消費者 h が第 w 週にブランド j の広告に接触した回数であり、

a_{jhw} は消費者 h が w 週にブランド j の広告に接触した回数のシェアを意味する。
 w は購買機会 t とは関係ない暦の上での週を示している。

次に、集計データを用いて広告の長期効果を調べた Clarke (1976) など、多くの広告長期効果研究で使われているコイック型の分布ラグモデルを用いて、広告の仮想的な累積量である広告ストック変数を作る。

$$(6) \quad S_{jhw} = \rho_h S_{jh,w-1} + a_{jhw}, \text{ただし } 0 \leq \rho_h < 1$$

ここで S_{jhw} は消費者 h の w 週における広告ストックで、残存効果 ρ_h により一週前の広告ストックを繰越したものと、今週の広告露出回数のシェアを加えたものである。広告のデータは1週間あたりの露出回数なので、購買の有無に関わらず消費者ごとに毎週のシェア・オブ・ヴォイスが累積されていく。次に相対的効用関数である(4)式に変数に取り入れるため、各ブランドの広告ストック S_{jhw} と基本となるブランド N の広告ストック S_{Nhw} との差を取り、 t 期における各ブランドから基本ブランドとの差を取った広告ストック変数 A_{jhw} ($j=1, \dots, N-1$) を構成する。

$$(7) \quad \begin{aligned} A_{jhw} &= S_{jhw} - S_{Nhw} = \rho_h [S_{jh,w-1} - S_{Nh,w-1}] + (a_{jhw} - a_{Nhw}) \\ &= \rho_h A_{jh,w-1} + (a_{jhw} - a_{Nhw}) \end{aligned}$$

(4)式を ρ_h に関して整理し $u_{jht}^* = u_{jht} - BL_{jht} \gamma_h - M_{jht} \beta_h - (a_{jht} - a_{Nht}) \alpha_h$,
 $A_{jh,w-1}^* = A_{jh,w-1} \alpha_h$ とすることで記号を整理すると他のパラメータを与件とする ρ_h の条件付尤度を定義するための表現が次式で得られる。

$$(8) \quad u_{jht}^* = \rho_h A_{jh,w-1}^* + \varepsilon_{jht}$$

次にブランド・ロイヤルティ変数 GL_{jht} に関して、本研究ではブランド・ロイヤルティ変数に Guadagni and Little (1983) で使われた方法を用い、消費者 h が t 期にブランド j に対して持っているロイヤルティを GL_{jht} として次で定義する。

$$(9) \quad GL_{jht} = \tau_h GL_{jh,t-1} + (1 - \tau_h) I_{jh,t-1}, \quad (0 \leq \tau_h < 1), \quad j=1, \dots, N$$

ここで $I_{jh,t-1}$ は消費者 h の $t-1$ 期におけるブランド n の購買の有無で、購買

があれば 1 無ければ 0 を取る変数である。 τ_h は消費者 h の購買残存効果 (purchase carryover) を示すパラメータであり、ブランド・ロイヤルティ GL_{jht} が毎購買機会、各消費者のブランドごとに蓄積されていく。さらに基本ブランドとの差をとると次式が得られる。

$$(10) \quad BL_{jht} = GL_{jht} - GL_{Nht} = (I_{jh,t-1} - I_{Nh,t-1}) + \tau_h (BL_{jh,t-1} - (I_{jh,t-1} - I_{Nh,t-1}))$$

(4)式にこれを代入し τ_h について整理すると、 τ_h に関する条件付尤度関数を定義するための表現が次式で得られる。

$$(11) \quad u_{ht}^{**} = \tau_h BL_{h,t-1}^{**} + \varepsilon_{ht}$$

ここで $u_{ht}^{**} = u_{jht} - A_{jht}\alpha_h - M_{jht}\beta_h - (I_{jh,t-1} - I_{Nh,t-1})\gamma_h$, および

$BL_{h,t-1}^{**} = (BL_{jh,t-1} - (I_{jh,t-1} - I_{Nh,t-1}))\gamma_h$ である。

最後に消費者間の異質性を表現するため、市場反応係数 θ_h 、両残存効果パラメータ ρ_h, τ_h について下記の階層モデルを作る。

$$(12) \quad \theta_h = Z_h\lambda + \delta_h, \quad \delta_h : N(0, \Lambda)$$

$$(13) \quad \rho_h^* = \ln\left(\frac{\rho_h}{1-\rho_h}\right) = Z_h\eta + \omega_h, \quad \omega_h : N(0, \xi) \quad (0 \leq \rho_h < 1)$$

$$(14) \quad \tau_h^* = \ln\left(\frac{\tau_h}{1-\tau_h}\right) = Z_h\varpi + \varphi_h, \quad \varphi_h : N(0, \kappa) \quad (0 \leq \tau_h < 1)$$

Z_h は事前情報で切片とデモグラフィックな情報が入る。階層モデルのパラメータ (λ, η, ϖ) は各消費者共通である。また各誤差項 ($\delta_h, \omega_h, \varphi_h$) には平均 0 の正規分布を仮定している。

実証結果

100 週間に 99 の世帯から集められた衣料用洗剤の購入金額上位 8 ブランドに関するシングルソース・データを提案モデルへ適用した。

線形確率効用関数モデルの結果は、消費者間の異質性を前提とした階層ベイ

ズ・プロビット・モデルによって家計ごとの広告効果を測定し、さらに広告変数はコイック型の分布ラグモデルによる広告ストック変数を用いた分析で家計ごとの広告長期効果をも推定した。家計ごとのパラメータのベイズ推定値は図4-1および図4-2で与えられており、結果として、各家計のパラメータの分布は高度の異質性を示していること、さらに同質性を仮定したモデルとの比較において周辺尤度基準およびヒット率基準両者の意味で異質性モデルが優れているおり、データをプールして市場で一組のパラメータを推定する同質性モデルは合理性に欠くこと示した。

非線形（閾値）確率効用関数と有効広告ストック水準測定モデル

第5章では、各家計の広告ストック水準に応じて、各家計の効用関数がある閾値を境にして異なる構造をとるとする2レジームの非線形効用関数（区分的に線形）を導入し、これに基づいたブランド選択モデルによる広告効果測定モデルを展開する。このモデルでは各家計の広告ストック量がある水準（閾値）以下のレジームでは広告の効果が現れず、ある閾値以上のレジームでは広告効果が有意に測定されることを検証する枠組みを与え、これは広告実務の世界で言われる有効広告ストック水準の概念を家計毎に検証して測定可能とするものである。

広告の閾値効果の仮定に従って、消費者の広告ストックの定義域を2つの領域へ分割し、消費者の置かれている広告ストックの水準がいずれかの領域に入るかによって、消費者が異なる確率効用関数の構造を有すると仮定する。効用関数を定義するため、購買時点 t での消費者 h のブランド j に対する効用を U_{jht} で表し、それが k 種類の説明変数（マーケティング・ミックス変数およびブランド・ロイヤルティ変数）に一次式の関係で依存し、さらに当該消費者の広告ストック量が限界（閾値） r_h を超えるか超えないかによって2つの異なる構造をもつとすると、次の表現が得られる。

$$(15) \quad U_{jht} = \begin{cases} c_{jh}^{(1)} + X_{jht}^{(1)} \theta_h^{*(1)} + e_{jht}^{(1)}, & \text{if } S_{jht} < r_h \\ c_{jh}^{(2)} + X_{jht}^{(2)} \theta_h^{*(2)} + e_{jht}^{(2)}, & \text{if } S_{jht} \geq r_h \end{cases},$$

ここで $X_{jht}^{(i)}$ は レジーム“ i ”へ割り振られる k 次元説明変数行ベクトルを

あらわし、また k 次元列ベクトル $\theta_h^{(i)}, i=1,2$, は当該消費者の広告ストック S_{jht} が閾値 r_h よりも大きいか小さいかで異なる反応をあらわす市場反応パラメータであることを意味している。 $e_{jht}^{(i)}, i=1,2$, は効用関数における各レジームの確率的誤差項を表し、それらはレジーム間で互いに独立であると仮定する。

いま、消費者 h が N 個の選択肢からひとつを選択する ($c_{ht} = j$) 行動が観測されるとき、これは通常の多項ブランド選択モデルに従って、各ブランドの効用 $U_{iht}, i=1,2,\dots,N$ 間における大きさにしたがって、最大の効用を持つブランドを選択したと仮定する。そのとき、購買時点 t でブランド j を選択する確率は (2) と同じ定義され、提案する非線形 (閾値) 効用関数モデルでは、 $h=1,\dots,H; t=1,\dots,T_h; j=1,\dots,N$, に対して次のように表される。

$$(16) \quad \Pr\{c_{ht} = j\} = \begin{cases} \Pr\{u_{jht}^{(1)} = \max(u_{1ht}^{(1)}, \dots, u_{N-1ht}^{(1)}) > 0\} & \text{if } S_{jht} \leq r_h \\ \Pr\{u_{jht}^{(2)} = \max(u_{1ht}^{(2)}, \dots, u_{N-1ht}^{(2)}) > 0\} & \text{if } S_{jht} > r_h. \end{cases}$$

いま、家計数 H の市場を考え、各家計で T_h 期間のデータが観測されるとする。家計 h の購買時点 t での潜在的効用の構造は、ブランド選択がレジーム i の状態のときになされた場合、“レジーム i における主体内モデル”は、 $(N-1)$ 次元多変量回帰表現によって次のように表される。

$$(17) \quad u_{ht}^{(i)} = x_{ht}^{(i)} \theta_h^{(i)} + \varepsilon_{ht}^{(i)}; h=1,\dots,H, \quad t=1,\dots,T_h^{(i)}, \quad i=1,2,$$

ここで $x_{ht}^{(i)}$ はレジーム " i " における説明変数行列で切片と k 種類のマーケティング説明変数を含み、また $\theta_h^{(i)}$ は $(k+N-1)$ 次元係数ベクトルを表す。相対的効用の表現に対応して、 $(N-1)$ 次元の相対効用ベクトル $u_{ht}^{(i)} = (U_{1ht}^{(i)} - U_{mht}^{(i)}, U_{2ht}^{(i)} - U_{mht}^{(i)}, \dots, U_{m-1ht}^{(i)} - U_{mht}^{(i)})'$ 、 $(N-1) \times (k+N-1)$ の説明変数行列 $x_{ht}^{(i)} = [I_{N-1}; (X_{1ht}^{(i)} - X_{Nht}^{(i)})'; (X_{2ht}^{(i)} - X_{Nht}^{(i)})'; \dots; (X_{N-1ht}^{(i)} - X_{Nht}^{(i)})']'$ (I_{N-1} は $N-1$ 次元の単位行列)、そして $(N-1)$ 次元確率誤差ベクトル $\varepsilon_{ht}^{(i)} = (\varepsilon_{1ht}^{(i)} - \varepsilon_{Nht}^{(i)}, \varepsilon_{2ht}^{(i)} - \varepsilon_{Nht}^{(i)}, \dots, \varepsilon_{N-1ht}^{(i)} - \varepsilon_{Nht}^{(i)})'$ であり、また

$$\sum_{i=1}^2 T_h^{(i)} = T_h. \text{ の関係がある。また、ここでは効用の確率部分に正規性を仮定し、} \\ \varepsilon_{ht}^{(i)} : N(0, \Sigma^{(i)}), \quad \Sigma^{(i)} = \text{diag}\{\sigma_1^2, \dots, \sigma_{N-1}^2\}, \quad i=1,2 \quad (\sigma_{N-1}^2 = 1.0)$$

とする。この定式化によって消費者異質性下でのベイズ・プロビット・モデル

が利用可能である。モデルの推定法に関しては、Rossi, McCulloch and Allenby (1996)を拡張して提案する閾値プロビット・モデル(16)を階層ベイズの枠組みで利用する。

いま消費者 h に関し、その閾値 r_h を与件として、購買機会ごとに、説明変数のデータは各家計の閾値水準に応じていずれかのレジームへ割り振られ、またそのときの潜在効用ベクトルはレジームごとに設定されるベイズ・プロビット・モデルにしたがって生成される。このとき、2つのレジームを通じての尤度関数は、各レジームの尤度関数の積となり、レジーム間での識別性の問題は生じないことに注意する必要がある。つまり、

$$\prod_{i \in R^{(1)}(r_h)} |\Sigma^{(1)}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (u_{ht}^{(1)} - x_{ht}^{(1)} \theta_{ht}^{(1)})' |\Sigma^{(1)}|^{-1} (u_{ht}^{(1)} - x_{ht}^{(1)} \theta_{ht}^{(1)}) \right\} \\ \times \prod_{i \in R^{(2)}(r_h)} |\Sigma^{(2)}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (u_{ht}^{(2)} - x_{ht}^{(2)} \theta_{ht}^{(2)})' |\Sigma^{(2)}|^{-1} (u_{ht}^{(2)} - x_{ht}^{(2)} \theta_{ht}^{(2)}) \right\}$$

ここで $R^{(1)}(r_h) \cap R^{(2)}(r_h) = T_h$ 。さらに各消費者間におけるブランド選択行動が独立であると仮定すると、市場全体の尤度関数は各家計の尤度を掛け合わせることで次のように表現できる。

$$L(u | \theta^{(i)}, \Sigma^{(i)}, r) \propto \prod_{h=1}^H \left\{ \prod_{i=1}^2 \left\{ \prod_{i \in R^{(i)}(r_h)} |\Sigma^{(i)}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (u_{ht}^{(i)} - x_{ht}^{(i)} \theta_{ht}^{(i)})' |\Sigma^{(i)}|^{-1} (u_{ht}^{(i)} - x_{ht}^{(i)} \theta_{ht}^{(i)}) \right\} \right\} \right\}.$$

提案するモデルはプロビット・モデルに閾値パラメータを含んでおり、これらのパラメータ $\{r_h\}$ に対する尤度関数および事後分布は、ベイズ統計の自然共役族を構成せず、したがってメトロポリス・ヘイスティング・アルゴリズムによって閾値パラメータに関する事後分布を評価する。

つぎに説明変数行列を特定化するため、まず x_{jht} における変数の順序を並べ替えて、3つの部分に分割する。 $x_{jht} = [A_{jht}, M_{jht}, BL_{jht}]$ 、ここで A_{jht} は以下で定義する広告量を表し、 M_{jht} は切片とマーケティング変数からなるベクトルで、価格は価格掛率の対数、チラシとディスプレイはプロモーション実施時に1、非実施時に0を割り当てるバイナリ・データである。また BL_{jht} はブランド・ロイヤルティ変数で線形モデルと同様に定義する。これらの諸量はすべて基準となるブランド N からの差の形で定義される。これに対応する市場反応パラメータを $\theta_h^{(i)} = (\alpha_h^{(i)}, \beta_h^{(i)}, \gamma_h^{(i)})$ と表す。このとき、これらの分割に応じて提

案モデルの効用関数は次式で表される。

$$(18) \quad u_{jht} = \begin{cases} A_{jht} \alpha_h^{(1)} + M_{jht} \beta_h^{(1)} + BL_{jht} \gamma_h^{(1)} + \varepsilon_{jht}^{(1)}, & \text{if } S_{jht} < r_h \\ A_{jht} \alpha_h^{(2)} + M_{jht} \beta_h^{(2)} + BL_{jht} \gamma_h^{(2)} + \varepsilon_{jht}^{(2)}, & \text{if } S_{jht} \geq r_h \end{cases}$$

異質広告ストックと繰越効果パラメータ

広告ストックは4章の(5)–(7)式を用い A_{jht} を(17)式における説明変数ベクトル x_{ht} の成分として入れ広告効果を測定する。いまパラメータ・ベクトル $\theta_h^{(i)} = (\alpha_h^{(i)}, \beta_h^{(i)}, \gamma_h^{(i)})$ とデータ $\{M_{jht}\}, \{BL_{jht}\}$ および $\{a_{jht}\}$ を与件として、繰越効果パラメータ ρ_h に対する条件付尤度関数を定義するための表現は次式で表される。

$$(19) \quad \begin{cases} u_{jht}^{*(1)} = A_{jh,w-1}^* \rho_h + \varepsilon_{jht}^{(1)}, & \text{if } S_{jht} \leq r_h \\ u_{jht}^{*(2)} = A_{jh,w-1}^* \rho_h + \varepsilon_{jht}^{(2)}, & \text{if } S_{jht} > r_h, \end{cases}$$

これは $u_{jht} - M_{jht} \beta_h^{(i)} - BL_{jht} \gamma_h^{(i)} - (a_{hmt} - a_{hjt}) \alpha_h^{(i)} = (A_{hm,w-1} \alpha_h^{(i)}) \rho_h + \varepsilon_{jht}^{(i)}$ for $i=1,2$, と整理して、左辺を $u_{jht}^{*(i)}$ と置き、また $A_{jh,w-1}^{*(1)} = A_{hm,w-1} \alpha_h^{(1)}$ と置くことで得られる。(19)式において2つのレジームの各構造は同一のパラメータ ρ_h をもち、この制約の下で推測を行う必要があることに注意する。

ブランド・ロイヤルティ変数—状態依存(State Dependence)—

消費者行動研究において近年注目されている概念である状態依存性を、本モデルでも導入し、ブランド・ロイヤルティ変数 GL_{jht} としてモデル化する。4章で定義したブランド・ロイヤルティ(9)およびその相対量(10)を利用して効用関数の説明変数とし、効用関数(18)を購入繰越効果パラメータ τ_h に関して整理すると、 τ_h に対する条件付尤度関数を定義するための表現が次で与えられる。

$$(20) \quad \begin{cases} u_{jht}^{**1)} = \tau_h BL_{jh,w-1}^{*(1)} + \varepsilon_{jht}^{(1)}, & \text{if } S_{jht} < r_h \\ u_{jht}^{**2)} = \tau_h BL_{jh,w-1}^{*(2)} + \varepsilon_{jht}^{(2)}, & \text{if } S_{jht} \geq r_h. \end{cases}$$

この部分でもレジーム間を通して同一のパラメータ τ_h を有しており、この条件のもとで推測を行うことになる。

家計固有情報と階層的モデリング

いま市場反応効果パラメータ・ベクトル $\theta_h^{(i)} = [\alpha_h^{(i)}, \beta_h^{(i)}, \gamma_h^{(i)}]$, 広告繰越効果パラメータ ρ_h , 購買繰越効果パラメータ τ_h , および広告閾値パラメータ r_h を事前情報と結びつけ、消費者異質性を取り入れた階層モデルを、広告閾値パラメータについては

$$(21) \quad r_h = Z_h \zeta_h + \psi_h, \quad \psi_h : N(0, \nu),$$

とし、また市場反応パラメータについてはレジームごとに

$$(22) \quad \theta_h^{(i)} = Z_h \lambda^{(i)} + \delta_h^{(i)}, \quad \delta_h^{(i)} : N(0, \Lambda^{(i)}), \quad \text{for } i = 1, 2$$

と設定する。他の繰越効果パラメータについては4章と同様につぎのように設定する。

$$\rho_h^* = \ln \left(\frac{\rho_h}{1 - \rho_h} \right) = Z_h \eta + \omega_h, \quad \omega_h : N(0, \xi) \quad (0 \leq \rho_h < 1)$$

$$\tau_h^* = \ln \left(\frac{\tau_h}{1 - \tau_h} \right) = Z_h \varpi + \phi_h, \quad \phi_h : N(0, \kappa) \quad (0 \leq \tau_h < 1)$$

ここで Z_h は広告閲覧に関する家計固有の情報をあらわし、それぞれの誤差項 $\delta_h^{(i)}$, ω_h , ϕ_h および ψ_h は正規分布に従うと仮定する。

実証結果

100週間に99の世帯から集められた衣料用洗剤の購入金額上位8ブランドに関するシングルソース・データを提案モデルへ適用した結果として、まず、閾値を含まない線形の確率効用関数モデルとの比較から、広告閾値（有効広告ストック水準）の存在を示し、さらに図5-1および図5-2に描かれたパラメータの家計間の異質性分布から、ほとんどが対称ではなく、あるものは単峰型でもなく、異質性を無視して市場に代表的消費者の存在の下でただひとつのパラメータを推定するモデル分析は合理性を欠くことを示した。さらに価格、広告、店内プロモーションなどマーケティング変数の効果は広告ストック水準に応じて各家計でもレジーム間で異なることも示した。パラメータの階層モデル分析の結果から、総購買機会およびSHAR（ブランド・ロイヤル家計の尺度）の家計

固有データを利用し、これらがあるパラメータには有効な説明要因であることを示した。広告の長期効果については短期効果の約2倍と計測され、さらに持続期間の推定では持続期間パラメータ家計間分布は過度に歪んでおり、広告の長期効果を測定して意思決定する際にも、異質性を取り入れた分析が適切な手段として必要であることを示した。

最後に第6章ではまとめとして、本研究はシングルソース・データを用いて家計ごとに広告効果を測定し、さらには実務家が「有効広告ストック水準」と呼ぶ量をシングルソース・データを用いて、消費者異質性を取り入れた枠組みで家計ごとに推定することを目的としたが、これら提案モデルの結果を受けて、どのような広告出稿を計画すればよいかという広告計画・管理の問題はこの後行われるべき研究課題であると研究の総括を行った。

尚、本研究で提案した広告効果測定モデルの推定に関するパラメータの事後分布評価のマルコフ連鎖モンテカルロ法のアルゴリズムは各章末に収めた。

第4章の図

図4-1: 反応係数 ヒストグラム

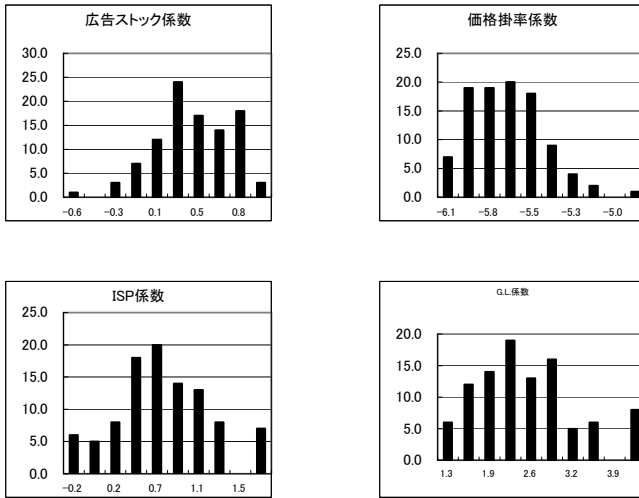
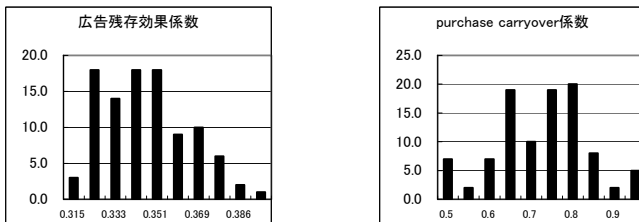


図4-2: 残存効果パラメター ヒストグラム



第5章の図

図5-1: 有効広告ストック水準推定値の異質性分布

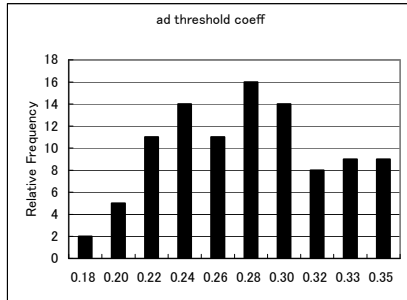
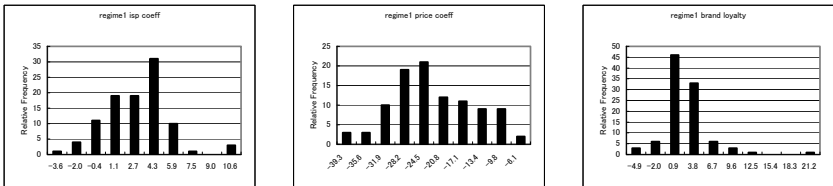


図5-2: 市場反応パラメータ推定値の異質性分布

Regime1



Regime2

