

価格閾値の推定と価格カスタマイゼーションの可能性

照井伸彦*

Estimating price thresholds for price customization

Nobuhiko Terui*

非線形確率効用関数にもとづく離散選択モデルを定義し、連続混合分布モデル分析により消費者個別の価格閾値をパネルデータから推定する方法を提案する。さらに推定された価格閾値を用いて、消費者毎に異なる価格を提供する価格のカスタマイゼーションがもたらす効果を議論する。

I first review heterogeneous discrete choice models for non-linear stochastic utility function to estimate heterogeneous price thresholds via continuous mixture modeling by using scanner panel records of consumer's purchase behaviors. Then I discuss a possibility of proposing different price to individual consumers to show that estimated lower and upper price thresholds provide efficient pricing level for discounting and price hike, and this is more evident when it is compared with ordinary uniform pricing.

Key Words and Phrases: 価格閾値, 消費者異質性, パネルデータ, 階層ベイズモデル, MCMC, 価格カスタマイゼーション

1. はじめに

採用水準 (*Adaptation-Level*) 理論 (Helson, 1964) をもとにして、消費者が購買の判断をする際に、購買時点の小売価格の情報のみではなく参照価格も利用することが議論されて以来、消費者が価格に関する知識を比較的豊富に持つ消費財市場において、参照価格の概念が重要であることが認識されてきた。その後、プロスペクト (*Prospect*) 理論 (Kahneman and Tversky, 1979) は、消費者の利得・損失状況における非対称な市場反応の存在を示した。これらの概念は、同化対比 (*Assimilation-Contrast*) 理論 (Sherif, Taub and Hovland, 1958) と併せて、消費者の価格反応分析において重要な概念を形成している。

価格閾値は、小売価格と参照価格の差で定義される認知価格を基準として、価格変化に反応しない領域 (価格受容域) を決定する限界値のことであり、上限および下限の2つの閾値が定義される。例えば、下限の価格閾値は、小売価格が消費者の参照価格より高くても、それが許容範囲内、すなわち下限の価格閾値を越えていない限り、購買に対して必ずしもネガティブな反応は示さないことを意味している。

本稿では、本稿では Terui and Dahana (2006a, b) に従い、上述の三つの理論に裏付けられた非対称市場反応、参照価格、価格閾値の諸概念を消費者行動の離散選択モデル (マーケティングではブランド選択モデルと呼ぶ。) に取り入れたモデルを紹介する。その際、通常の線形

* 東北大学大学院経済学研究科：〒980-8576 仙台市青葉区川内 E-mail: terui@econ.tohoku.ac.jp

確率効用関数を拡張し、区分的に線形な非線形確率効用関数を導入して閾値プロビットモデルを提案する。その際、モデルの市場反応パラメータが消費者パネルごと異なる値を許容する枠組みで統計的モデリングを行うことで異質価格閾値モデルを展開し、消費者ごとに異なるマーケティング戦略を行使する現代マーケティングの要請に応える。

この異質価格閾値モデルは、消費者一人ひとりに異なる価格を提供する価格カスタマイゼーションの可能性の追求に利用することが可能である。つまり個人ごとの価格閾値の情報は、メーカーに各消費者の価格変化に鈍感な領域の情報を与える。いまある消費者に提示されたディスカウントされた価格が当該消費者の下限の価格閾値を越えていなければ、その消費者はディスカウントを認識せず、逆に値上げであっても上限の価格閾値を越えていない限り、値上げを意識せず、ここに利益の源泉がありうる。すなわち、消費者ごとに異質な価格閾値の情報は、下限の価格閾値を越えないディスカウントによる損失を最小化し、また上限の価格閾値を越えない値上げによる利得を最大化する。これらの性質を利用して本論文の後半では、Terui and Dahana (2006b) に基づいてディスカウントと値上げの両方において、消費者ごとに異なる価格を提供する価格カスタマイゼーション戦略の可能性を探る。ここでは消費者ごとに様々なレベルの価格設定を行い、価格閾値情報を用いて、対応する価格変化に伴う期待売上変化および期待利益の変化を評価する。シミュレーション研究により、最適な価格水準はそれぞれの消費者の価格閾値の近辺にあることが示され、これにより、消費者に一様に同じ価格を提供する価格戦略よりも多くの利益をもたらす意味でより有効な価格戦略であることを示す。

2. 非線形確率効用関数と閾値プロビットモデル

異質価格閾値モデル

まず Terui and Dahana (2006a) で提案された異質価格閾値モデルを説明する。効用関数を定義するために、まず消費者 h のブランド j に対する t 購買時点の効用を U_{jht} とし、これが k 種類の説明変数の関数であるとする。また消費者 h は参照価格 RP_{jht} および下限および上限の価格閾値 r_{1h} and r_{2h} ($r_{1h} < 0 < r_{2h}$) をもつとする。そのとき、次の3レジーム—gain “(g)”, price acceptance “(a)”, loss “(l)” —の効用関数を定義する。

$$U_{jht} = \begin{cases} u_{jh}^{(g)} + X_{jht}^{(g)} \beta_h^{*(g)} + \varepsilon_{jht}^{(g)} & \text{if } P_{jht} - RP_{jht} \leq r_{1h} \\ u_{jh}^{(a)} + X_{jht}^{(a)} \beta_h^{*(a)} + \varepsilon_{jht}^{(a)} & \text{if } r_{1h} < P_{jht} - RP_{jht} \leq r_{2h}, \\ u_{jh}^{(l)} + X_{jht}^{(l)} \beta_h^{*(l)} + \varepsilon_{jht}^{(l)} & \text{if } r_{2h} < P_{jht} - RP_{jht}. \end{cases} \quad (2.1)$$

ここで $X_{jht}^{(i)}$ は参照価格 RP_{jht} と小売価格 P_{jht} の差で定義される認知価格 $P_{jht} - RP_{jht}$ の水準に応じて、レジーム “ i ” へ振分けられた説明変数の列ベクトル（価格、店頭特別陳列、チラシ広告、ブランド・ロイヤルティ）、 $\beta_h^{*(i)}$, $i = g, a, l$, は消費者 h の市場反応パラメータでレジームごとに異なる値を持つものである。最後に $\varepsilon_{jht}^{(i)}$, $i = g, a, l$, は、各レジームの効用の確率誤差成分を表し、それらはレジーム間で独立であると仮定する。

(2.1) は参照価格、非対称市場反応、価格閾値の諸概念を同時にブランド選択モデルに取り入れている。つまり上記の効用関数は、価格閾値 (r_{sh} , $s = 1, 2$) が与えられたとき、参照価格を中心とする認知価格水準に応じて説明変数データが3つのレジームへ振分けられ、それらの効用への反応係数が異なる値をとることで非対称反応を表現している。さらに消費者行動研究においては、下限および上限の価格閾値に挟まれて定義される中央のレジームでは、価格の市場反応係数が十分小さく価格がブランド選択に影響を与えないと仮定して、この領域を価格受容域 (a latitude of price acceptance (LPA と表記)) $L_h = (r_{1h}, r_{2h}]$ と呼ぶ。

図1は効用関数(2.1)の構造を示している²⁾。ここで r_{1h} および r_{2h} が価格閾値として解釈することができる、同じことであるが、中央のレジーム(a)がLPAとして特徴づけられるには、つまり提案モデルが価格閾値モデルとして定義されるためには、LPAレジーム上での価格反応係数に制約をおく必要があることに注意する。ここで $\beta_h^{(a)}$ の要素の価格係数がゼロに近い値をとることを $\beta_{hp}^{(a)} \sim N(0, \sigma_{hp}^{(a)2})$ として表現し、事前情報としてモデル分析に取入れる。先行研究では、同質的消費者の仮定の下で、Kalyanaram and Little (1994)は原点に関して対称なLPAを設定し、統計的に有意でない価格係数を持つ条件の下で、LPAの長さを推定した。またHan et al. (2001)では、LPA上でも統計的に有意な価格反応パラメータを持つモデルを推定している。しかし、彼らの枠組みは、各レジームを通じて同じデータを利用するのに対して、我々はデータをいずれかのレジームへ振り分けて使用する点が異なっている。またこれら先行研究はいずれも推定するパラメータは市場でひとつであり、いわば同質的消費者を仮定して推定が行われている。尚、同質的消費者の仮定の下での分析ではあるが、連続な効用関数を表現するノンパラメトリック価格反応モデルとして阿部(1999)がある。

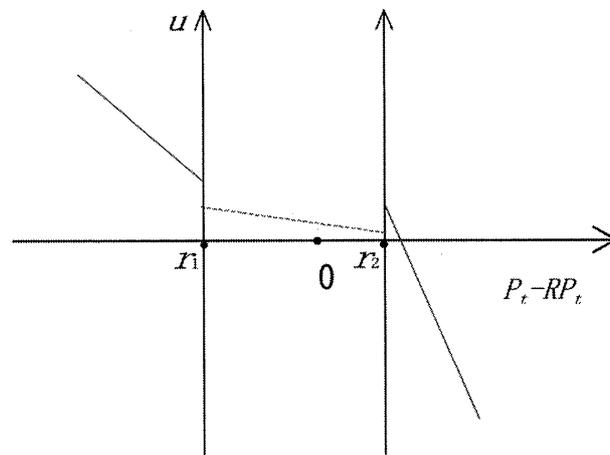


図1 価格閾値モデルと市場反応

消費者 h は t 期において m 個の選択肢の中からひとつを選択し、これが行動データ($C_{ht}=j$)として観測される。通常多項ブランド選択モデルに従えば、この選択行動は、各選択肢に対応する潜在的効用 U_{nht} , $n=1, 2, \dots, m$ をもとにして、効用を最大化するブランドを選択すると効用最大化原理にもとづいて行動する。

いま観測期間を通じて H 家計が存在し、各家計は T_h 期の購買機会をもち、消費者 h に対する価格閾値 $r_h=(r_{1h}, r_{2h})$ を与件としたとき、ブランド選択行動によって導出される t 期の各ブランドの潜在効用の構造は、モデル識別性のために基準ブランド m からの差をとった相対的効用 $U_{jht}=U_{jht}-U_{mht}$ から駆動され、“レジーム i に対する主体内モデル”として $(m-1)$ 次元の回帰モデルで下記のように表現できる。

$$u_{jh}^{(i)} = x_{ht}^{(i)} \beta_h^{(i)} + \varepsilon_{ht}^{(i)}; \varepsilon_{jh}^{(i)} \sim N(0, \Lambda^{(i)}), h=1, \dots, H, t=1, \dots, T_h^{(i)}, i=g, a, l. \quad (2.2)$$

²⁾ ミクロ経済学や消費者行動論においては連続な効用関数を仮定しているが、本モデルでは閾値のところで不連続関数となっている。これは理論モデルを有限なデータを用いて推定するために、理論モデルの局所的性質、すなわち価格閾値に焦点を当て、関数の連続性を犠牲にしてパラメータ節約的表現をもつ計量モデルを採用している。3つの区分的線形関数のパラメータに制約を加えて連続関数を構成することは可能であり、実証分析を試みた結果、この制約は強すぎて説明力が激減するため採用していない。連続性を犠牲にして関心あるパラメータへ有限な情報を効率的に分配する局所的モデリングが求められる証左と思われる。

ここで $u_{ht}^{(i)}$ は $(m-1)$ 次元の相対的効用ベクトル, $x_{ht}^{(i)}$ は $(m-1) \times (k+m-1)$ の説明変数行列で基準ブランドからの差で定義されるもの, $\beta_h^{(i)}$ は $(k+m-1)$ 次元の市場反応係数ベクトル, $\varepsilon_{ht}^{(i)}$ は $(m-1)$ 次元の確率誤差ベクトルであり, また標本数に関しては $T_h^{(g)} + T_h^{(a)} + T_h^{(l)} = T_h$ の関係がある.

つぎに消費者異質性を階層回帰モデルとして定式化し, 価格閾値に関しては, 下記の階層モデルを置く.

$$r_{1h} = Z_h' \phi_1 + \eta_{1h}, \quad r_{2h} = Z_h' \phi_2 + \eta_{2h}, \quad h = 1, \dots, H. \quad (2.3)$$

ここで Z_h' は d 種類の家計固有変数からなるベクトルである. ここでは識別性のために $r_{1h} < 0 < r_{2h}$ と仮定し, 誤差項には $\eta_{sh} \sim N(0, \sigma_{s\eta}^2)$ ($s=1, 2$) の仮定をおく. また“レジーム i に対する主体内モデル”の市場反応パラメータに対する階層構造として下記を設定する.

$$\beta_h^{(i)} = \Delta^{(i)} Z_h^\beta + v_h^{(i)}, \quad v_h^{(i)} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(0, V_\beta^{(i)}), \quad h = 1, \dots, H, \quad i = g, a, l. \quad (2.4)$$

ここで Z_h^β は別の d' 種類の家計固有変数からなるベクトルである. とくに LPA 上の価格反応 $\beta_{hp}^{(a)}$ は事前にゼロの平均を持つように制約をつけることに注意する.

この定義から, 消費者の価格変化に反応しない価格受容域は下記に示す条件の下で $L_h = (r_{1h}, r_{2h}]$ と表すことができる. いま (2.1) の効用関数の中央のレジーム (a) が価格受容域として解釈でき, r_{1h} および r_{2h} が文字通り価格閾値を表すためには, このレジームでの価格反応パラメータに制約 $\beta_{hp}^{(a)} \sim N(0, \sigma_{hp}^{(a)2})$ をおく必要がある. (2.1) で定義された効用関数に従えば, 消費者 h がブランド j を選択する確率は, 次のように書くことができる.

$$\Pr\{c_h = j\} = \begin{cases} \Pr\{u_{jh}^{(g)} = \max(u_{1h}^{(g)}, \dots, u_{m-1h}^{(g)})\} & \text{if } P_{jht} - RP_{jht} < r_{1h}, \\ \Pr\{u_{jh}^{(a)} = \max(u_{1h}^{(a)}, \dots, u_{m-1h}^{(a)}) | R\} & \text{if } r_{1h} \leq P_{jht} - RP_{jht} \leq r_{2h}, \\ \Pr\{u_{jh}^{(l)} = \max(u_{1h}^{(l)}, \dots, u_{m-1h}^{(l)})\} & \text{if } P_{jht} - RP_{jht} \geq r_{2h}, \end{cases} \quad (2.5)$$

ここで $\Pr\{u_{jh}^{(a)} = \max(u_{1h}^{(a)}, \dots, u_{m-1h}^{(a)}) | R\}$ は制約 $\beta_{hp}^{(a)} \sim N(0, \sigma_{hp}^{(a)2})$ のもとでの LPA レジームでのブランド j の選択確率を表す.

モデルの推定では, データ拡大による MCMC 法を用いた階層ベイズモデルの推測法を利用する. 提案するモデルは閾値変数を含んでおり, 尤度関数に不連続な性質をもたらす. 一般に通常の最尤法では尤度を r_h に関して微分できず, また漸近理論の正則条件を満たさないため, 推定値は決められてもその推測が困難となる. しかしベイズ統計の利用ではこれらの問題は生じない. とくに我々は Metropolis-Hastings サンプリングを価格閾値の条件付事後分布 “ $r_h | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \Lambda^{(i)}, \{Z_h\}, \phi, \Sigma_\eta$ ” の導出に利用する. この階層構造を持つ異質価格閾値モデルの事前分布や各種条件付事後分布表現は Terui and Dahana (2006a) で与えられている.

3. 閾値に対する不連続尤度とそのモデリング

まず提案するモデルは, 閾値変数として認知価格 $P_{jht} - RP_{jht}$ を含み, 図1にあるように尤度関数に不連続性をもたらす. いま $r_h = (r_{h1}, r_{h2})$ が与えられたとき, その値に応じてデータを3つのレジームへの振分けを行うことで消費者 h に対する3つの尤度が定義でき, 確率的誤差項が消費者間で独立であることを仮定すると, r_h が与えられたときの条件付 $(\beta_h^{(i)}, \Lambda^{(i)})$ の尤度関数は

$$\prod_{i=g, a, l} \left\{ \prod_{t \in R^{(i)}(r_h)} |\Lambda^{(i)}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (u_{ht}^{(i)} - x_{ht}^{(i)} \beta_h^{(i)})' \Lambda^{(i)-1} (u_{ht}^{(i)} - x_{ht}^{(i)} \beta_h^{(i)}) \right\} \right\}$$

で与えられる。ここで各データはいずれかのレジーム $R^{(i)}(r_h)$ へ振分けられ $R^{(g)}(r_h) \cup R^{(a)}(r_h) \cup R^{(l)}(r_h) = T_h$ の関係がある。今度は逆に $(\beta_h^{(i)}, \Lambda^{(i)})$ を条件付にして、上式を r_h の関数としてみれば価格閾値の尤度関数が得られる。消費者間の行動の独立性を仮定すれば、各消費者の尤度関数の積を取ることによって $\{r_h\}$ の (条件付) 尤度関数が得られる。

$$L(\{r_h\}; \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\} | \{\beta_h^{(i)}\}, \{\Lambda^{(i)}\}) \propto \prod_{h=1}^H \left\{ \prod_{i=g, a, l} \left\{ \prod_{t \in R^{(i)}(r_h)} |\Lambda^{(i)}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (u_{ht}^{(i)} - x_{ht}^{(i)} \beta_h^{(i)})' \Lambda^{(i)-1} (u_{ht}^{(i)} - x_{ht}^{(i)} \beta_h^{(i)}) \right\} \right\} \right\}, \quad (3.1)$$

ここで $\{I_{ht}\}$ は消費者 h のブランド選択データを表す。階層構造として表される事前分布 (2.3) とこの尤度関数を結びつけることで条件付事後分布 “ $r_h | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \Lambda^{(i)}, \{Z_h\}, \phi, \Sigma_\eta$ ” が得られるが、これは共役構造を持たないため Metropolis-Hastings サンプリングアルゴリズムを利用する。アルゴリズムの詳細は付録で説明する。

提案モデルは、尤度関数が r_h に関して微分できないため通常の推定方法が適用できない。例えば、閾値パラメータに関する最尤推定はその漸近理論が成り立たず、推測に関しては、 r_h の特定の値を AIC などの適合度規準を繰返し適用してこの規準を最小にする値をグリッド・サーチで探していく適応的な推定に依らざるを得ない。実際、価格閾値の先行研究論文では、Kalyanaram and Little (1994) は $r_h = r$ (同質性) と仮定して原点に関して対称な LPA を設定し実際は価格閾値ではなく LPA の長さを推定する。その場合いくつかの可能な幅を事前に設定し、LPA 上で価格反応係数が有意とならないような幅を探す手続きをとっている。また Kalwani and Yim (1992) もグリッド・サーチのアプローチを取り、仮説検定や信頼区間などの統計的推測が行えない状況で議論を行っている。これに対して異なるアプローチはベイズ推測であり、例えば Ferreira (1975), Geweke and Terui (1993), Chen and Lee (1995) らは、この不連続尤度を扱うためのベイズアプローチを計量経済モデルや非線形時系列モデルの問題で与えた。さらに Terui and Imano (2005) では POS データの時系列販売予測モデルへ応用している。提案する方法はブランド選択モデルにおける価格閾値を一般的な形で直接モデル化し、より進化したツールを用いて、小標本の状況下でも適切な (Coherent) な統計的推測を可能とするものである。

4. 期待販売量変化・期待利益変化と価格カスタマイゼーション戦略

本節では異質な価格閾値の情報を用いて、ディスカウントおよび値上げの両者について価格のカスタマイゼーション戦略をそれぞれ考察する。

[1] ディスカウントの場合

MCMC の過程で $\{(r_h (< 0), \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)}), h=1, \dots, H\}$ を条件付として、レベル $(r_{1h} + a)$ (< 0), ($a=0, \pm 1, \dots, \pm 15\%$) のディスカウントをしたときの期待販売数量増加分を評価するために、各個別消費者からの期待販売数量増加分 $IS_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}, \beta_h), h=1, \dots, H\})$ の家計間平均で下記のように推定する。

$$IS_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)}), h=1, \dots, H\}) = \begin{cases} \left[1/H \sum_{h=1}^H \left[\Pr_j \{ \beta_h^{(1)}, P_{jh0} (1 - (r_{1h} + a)) \} - \Pr_j \{ \beta_h^{(2)}, P_{jh0} \} \right] & \text{if } a \geq 0: \text{ (Price Gain)} \\ \left[1/H \sum_{h=1}^H \left[\Pr_j \{ \beta_h^{(2)}, P_{jh0} (1 - (r_{1h} + a)) \} - \Pr_j \{ \beta_h^{(2)}, P_{jh0} \} \right] & \text{if } a < 0: \text{ (LPA)} \end{cases} \quad (4.1)$$

小売のマージンを $M\%$ と仮定したとき、対応する期待利益増加分をつぎで定義する。

$$IP_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)}), h=1, \dots, H\}) = \begin{cases} 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j(\beta_h^{(1)}, P_{jh0} \{1 - (r_{1h} + a)\}) - \Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})] (M - (r_{1h} + a)) & \text{if } a \geq 0: \text{ (Price Gain)} \\ 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0} \{1 - (r_{1h} + a)\}) - \Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})] (M - (r_{1h} + a)) & \text{if } a < 0: \text{ (LPA)} \end{cases} \quad (4.2)$$

いま条件付の期待増加分 (4.1) および (4.2) を $(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)})$ の事後分布に関して期待値をとることにより, 無条件の期待販売数量および期待利益の増加分が次のように定義できる.

$$IS_j^{(-)}(a) = E_{(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)})} [IS_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)}), h=1, \dots, H\})] \quad (4.3)$$

$$IP_j^{(-)}(a) = E_{(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)})} [IP_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}, \beta_h^{(1)}, \beta_h^{(2)}), h=1, \dots, H\})]. \quad (4.4)$$

これらの推定値は MCMC 過程の中の副産物として得られる.

[2] 値上げの場合

今度は逆に値上げの場合も同様, まず $\{(r_{2h}(>0), \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)}), h=1, \dots, H\}$ を条件付として, 消費者ごとに値上げ率をそれぞれ $(r_{2h} + a)\%$ ($a=0, \pm 1, \dots, \pm 15\%$) と設定し, カスタマイゼーション戦略による販売数量減少分および期待利益減少分を家計間の平均を取り, それぞれ次のように評価する.

$$IS_j^{(+)}(a | \{(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)}), h=1, \dots, H\}) = \begin{cases} 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0} (1 + (r_{2h} + a))) - \Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})] & \text{if } a < 0: \text{ (LPA)} \\ 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j(\beta_h^{(3)}, P_{jh0} (1 + (r_{2h} + a))) - \Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})] & \text{if } a \geq 0: \text{ (Price Gain)} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$IP_j^{(+)}(a | \{(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)}), h=1, \dots, H\}) = \begin{cases} 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0} (1 - (r_{2h} + a))) - \Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})] (M - (r_{2h} + a)) & \text{if } a < 0: \text{ (LPA)} \\ 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j(\beta_h^{(3)}, P_{jh0} (1 - (r_{2h} + a))) - \Pr_j(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})] (M - (r_{2h} + a)) & \text{if } a \geq 0: \text{ (Price Gain)} \end{cases} \quad (4.6)$$

[1] と同様, 条件付で無い販売数量減少分および期待利益減少分は, $(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)})$ の同時事後分布で期待値をとることにより下記のように評価できる.

$$IS_j^{(+)}(a) = E_{(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)})} [IS_j^{(+)}(a | \{(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)}), h=1, \dots, H\})] \quad (4.7)$$

$$IP_j^{(+)}(a) = E_{(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)})} [IP_j^{(+)}(a | \{(r_{2h}, \beta_h^{(2)}, \beta_h^{(3)}), h=1, \dots, H\})]. \quad (4.8)$$

[3] 非カスタマイゼーション価格との差

カスタマイゼーション戦略のもとでのレベル r_{1h} での最適ディスカウント価格と非カスタマイゼーション戦略でのレベル d^* のディスカウントの利益差は次のように表される.

$$\begin{aligned}
& DIF_j^{(-)}(d^* | \{(r_{1h}, \beta_h^{(g)}), h=1, \dots, H\}) \\
&= 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j\{\beta_h^{(1)}, P_{j0}(1-r_{1h})\} - \Pr_j\{(\beta_h^{(2)}, P_{jh0})\}] (M-r_{1h}) \\
&\quad - 1/H \sum_{h=1}^H [\Pr_j\{\beta_h^{(g)}, P_{j0}(1-d^*)\} - \Pr_j\{(\beta_h^{(2)}, P_{j0})\}] (M-d^*)
\end{aligned} \tag{4.9}$$

ここで非カスタマイゼーション戦略での $\beta_h^{(g)}$ はディスカウント水準 d^* で決定されるレジームに依存する。無条件推定値は期待値をとることで計算できる。

$$DIF_j^{(-)}(d^*) = E_{(r_{1h}, \beta_h^{(g)})} [DIF_j^{(-)}(d^* | \{(r_{1h}, \beta_h^{(g)}), h=1, \dots, H\})]. \tag{4.10}$$

同様の操作はレベル r_{2h} のカスタマイゼーション戦略と非カスタマイゼーション戦略でのレベル d^* の値上げの利益差にも適用される。

$$DIF_j^{(+)}(d^*) = E_{(r_{2h}, \beta_h^{(g)})} [DIF_j^{(+)}(d^* | \{(r_{2h}, \beta_h^{(g)}), h=1, \dots, H\})]. \tag{4.11}$$

ここで非カスタマイゼーション戦略をとるマーケティングは消費者の価格閾値を知らないので、可能なレベルの一定水準の価格をすべて試す必要があることに注意する。

5. 消費者パネルデータへの応用

5.1. データ、変数およびモデル特定化

ビデオリサーチ社によって提供されたインスタントコーヒーのカテゴリーに関するスキャンパネルデータを分析に利用する。データは197家計に対する2,840レコード含んでいる。観測期間を通じて5つのナショナルブランドの選択行動を分析する。実際、データセットには11のブランドが記録されているが、75.6%の市場シェアをしめる主要5ブランドA, B, C, D, Eを取り扱う。

表1はデータの記述統計を示している。ブランドBは最大シェア48%を持ち、ブランドEは最小シェア5.7%を有する。価格については容量差を100gあたりに基準化した。表1における平均価格はこれらの標準化された価格の観測期間を通じての平均価格を示している。

表1 データの記述統計の要約

選択肢	マーケットシェア	平均価格	ディスプレイ 実施の割合 (%)	チラシ広告 実施の割合 (%)
Brand A	0.138	623.5	0.264	0.423
Brand B	0.480	632.9	0.135	0.294
Brand C	0.099	601.3	0.317	0.405
Brand D	0.225	693.2	0.182	0.344
Brand E	0.057	902.4	0.191	0.286

モデルに使用される変数は以下の通り：

$$g \text{ 説明変数} : X = [\text{Constant, Price, Display, Feature, GL}],$$

ここで Price は \log (店頭価格) ; Display は店内プロモーションの有無, Feature は新聞チラシ広告の有無を表すバイナリー変数である。また GL は過去の購買ブランド記録を平滑化したもので構成される状態依存変数で $GL_{jht} = \alpha GL_{jht} + (1-\alpha) I_{jh,t-1}$ と定義される。(Guadagni and Little, 1983)。ここで平滑化係数 α は Keane (1997) と同じアプローチをとり、周辺尤度最大

化によって選択し 0.75 と推定した。また、レジームを決める閾値変数は価格と参照価格の差 (P-RP) であり、価格に対応して参照価格も対数をとって利用する。したがって閾値変数は参照価格からの店頭価格の変化率を表す。

価格閾値に対する家計固有変数： $Z^r = [\text{Constant}, \text{Dprone}, \text{Pfreq}, \text{RP}, \text{BL}]$,

ここで Dprone は販売促進時購買傾向 (deal proneness) を表すもので、購買機会のうち店内プロモーション実施時に購買した割合で定義される。(Bucklin and Gupta, 1992; Han et al., 2001); Pfreq は購買頻度 (3 カテゴリー); RP は平均参照価格レベル, BL はブランド・ロイヤリティ水準を表し、それぞれ $RP_h = \sum_{j=1}^m (\sum_{t=1}^{T_h} \log(RP_{jht}) / T_h) / m$ および $BL_h = \max_j (\sum_{t=1}^{T_h} GL_{jht} / T_h)$ で定義される。これらは先行研究 Kalyanaram and Little (1994) および Han et al. (2001) で利用されている。

市場反応係数に対する家計固有変数： $Z^p = [\text{Constant}, \text{Hsize}, \text{Expend}]$,

ここで Hsize は家族の人数で 1-6 まで, Expend は月間買物購入額レベル変数で 1-9 までをそれぞれとる変数で、いずれも Rossi et al. (1996) で利用されている変数である。

参照価格の選択については、つぎの 4 種類を採用した。つまり

- (A) $RP_{jht} = P_{jht-1}$, 当該ブランドの前回購買時の価格
- (B) $RP_{jht} = aRP_{jht-1} + (1-a)P_{jht-1}$, 過去に購買したブランドの価格の平滑化;
- (C) $RP_{jht} = P_{kht}$, 最後に購買したブランド k の現在価格
- (D) $RP_{jht} = P_{rht}$, 購買時にランダムに選んだブランドの現在価格

ここで (A) および (B) は過去の購買経験に基づいて参照価格を形成しているもので、記憶ベース (Memory-based) 参照価格, 他方 (C) および (D) は現在の刺激 (価格) に基づいているので、刺激ベース (Stimulus-based) 参照価格と呼ばれる 2 つの代表的な参照価格形成法を表している。(A), (B) はブランドごとに異なるのに対し, (C), (D) は共通である点も指摘しておく。

またモデルの構造に関する比較モデルとして, (i) 異質性と価格閾値を持たない線形な確率効用関数にもとづく通常のプロビットモデル, (ii) 価格閾値を持たず価格利得と価格損失の 2 つのレジームの異質性プロビットモデル (Bell and Lattin, 2000) を取り上げ, (5) で定義される 3 レジーム異質性プロビットモデル (iii) との比較を行う。

表2 モデルの特定化：対数周辺尤度

	(i)	(ii)	(iii)
<i>Memory Based</i>			
A	-36,700	-34,981	-33,830
B	-36,711	-35,836	-34,176
<i>Stimulus Based</i>			
C	-36,049	-34,717	-33,659
D	-36,140	-35,373	-34,103

(i) 通常のプロビットモデル (異質性なし, 価格閾値なし)。

(ii) 2 レジーム・プロビットモデル (異質性あり, 価格閾値なし)

(iii) 3 レジーム・プロビットモデル (異質性あり, 価格閾値あり)

3 つの構造モデルのそれぞれに (A)-(D) の 4 種類の参照価格が適用して合計 12 のモデル

を比較し、それぞれの対数周辺尤度を評価したものが表 2 である。周辺尤度最大化基準に拠れば、モデルの特定化に関しては、モデル (iii) (C) 3 レジーム価格閾値をもつ異質プロビットモデルが採用され、以下ではこのモデルに基づいて価格カスタマイゼーションの可能性を検討する。

表 3 モデル特定化とパラメータ推定値 ($RP_{jht} = P_{kht}$)

変数	(i) 同質性モデル	異質性モデル	
		(ii) 閾値なし	(iii) 閾値あり
価格利得レジーム			
Price	-4.251* (7.65)	-1.637 (-3.88)	-3.142 (-4.75)
Display	0.526* (2.86)	0.744 (2.79)	1.155 (2.25)
Feature	1.370* (3.88)	1.665 (7.83)	1.773 (4.02)
Brand Loyalty	1.112* (2.61)	1.199 (5.16)	0.413 (1.34)
<i>LPA</i>			
価格	—	—	-0.907 (-1.71)
Display	—	—	0.646 (2.97)
Feature	—	—	1.595 (7.36)
Brand Loyalty	—	—	3.232 (12.60)
価格損失レジーム			
Price	-7.021* (4.40)	-2.622 (-3.03)	-4.518 (-4.73)
Display	0.688* (3.25)	1.046 (3.14)	1.086 (2.97)
Feature	1.720* (4.42)	3.057 (8.04)	2.679 (7.37)
Brand Loyalty	1.293* (2.81)	3.483 (8.81)	5.427 (12.845)
価格閾値	—	—	(-0.113, 0.138]
対数周辺尤度	-36,042	-34,717	-33,659

(i) 通常のプロビットモデル (異質性なし, 価格閾値なし).

(ii) 2 レジーム・プロビットモデル (異質性あり, 価格閾値なし)

(iii) 3 レジーム・プロビットモデル (異質性あり, 価格閾値あり)

* 95% HPD 領域で有意.

() 内は t-値 “推定値/標準偏差” を表す.

さらに表 3 はそれぞれのモデルのパラメータ推定値を集約したものである。これらの結果から、提案モデルが比較モデルより優れていること、また (ii) および (iii) との比較では、参照価格効果と損失回避行動が価格閾値を導入後により明確に観測されること、あまたそれは価格閾値を持たない同質性モデル (i) と比較すれば、より薄められることが観測できる。Terui and Dahana (2006a) で $\Pr\{\beta^{(Gain)} - \beta^{(Loss)} > 0 | data\}$ の経験分布を評価しており、具体的差の評価の詳細はこれを参照のこと。

図 2 は、価格閾値のパネル家計ごとのベイズ推定値 $\{\hat{r}_{1h}, h=1, \dots, H\}$ および $\{\hat{r}_{2h}, h=1, \dots, H\}$ のヒストグラムである。ここで $\hat{r}_{\bullet h}$ はパネル家計 h の閾値パラメータのベイズ推定値で当該パネル家計の事後分布の平均値で定義している。この図から、上限および下限の価格閾値のパネル家計推定値の家計間分布は、いずれも歪んだ分布をしていることがわかる。原点からの距離は下限の閾値 \hat{r}_{1h} に関しては平均 -0.113 であり、上限の閾値 \hat{r}_{2h} に関しては 0.138 と評価できる。これらの推定値により導出される LPA は原点に関して対称ではなく、原点に関

表4 階層モデルの回帰係数（価格閾値）

(C)-(iii)		
変数	r_1	r_2
定数	-0.292* [0.053]	0.321* [0.041]
Pfreq	0.028* [0.004]	-0.010* [0.005]
Dprone	0.042* [0.006]	-0.033* [0.006]
ARP	-0.049* [0.006]	0.026* [0.006]
BL	-0.149* [0.017]	0.165* [0.017]

*95% HPD 領域の意味で有意.

[] 内は事後標準偏差.

して対称な LPA を設定してきた先行研究は、異質性を反映していないことから必ずしも合理性がないことがわかる。

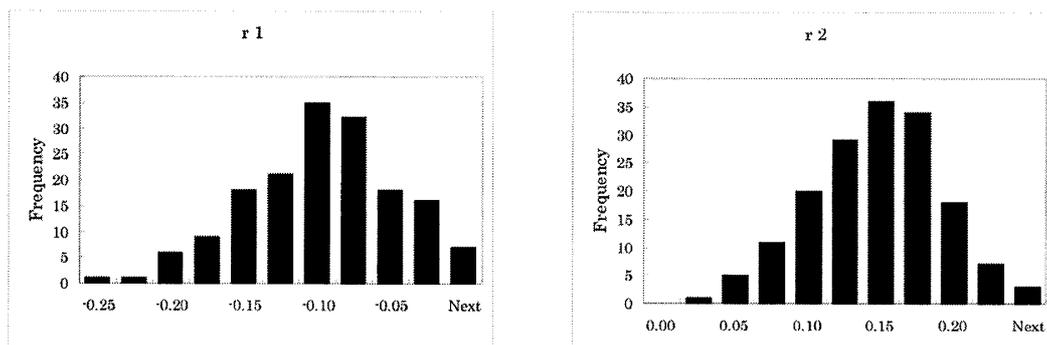


図2 価格閾値の消費者パネル間の推定値の分布

表4は、価格閾値に対する階層モデル(4)のパネル家計固有変数に対する回帰係数 ϕ_1 および ϕ_2 の推定値であり、それらは95%高確率密度(HPD)領域がゼロを含まないという意味で、統計的に有意に推定されている。

これらの推定値から、まずパネル家計ごとの価格受容域は原点に関して対称では無いことがわかる。さらにより詳細には下記の事項が観察できる。

(1) 購買頻度(Pfreq)と価格受容域

LPAの幅の平均レベルは、購入頻度が増えるとともに減少する。これは先行研究の実証結果、例えばof Kalyanaram and Little (1994)の仮説 H_3 “Pfreqは価格閾値に影響を与える要因のひとつである”と整合的である。

(2) 販売促進時購買傾向(Dprone)と価格受容域

LPAの幅の平均レベルは、販売促進時購買傾向が増えるとともに減少する。これは先行研究 Han et al. (2001)の実証結果と整合的である。

(3) 平均参照価格レベル(ARP)と価格受容域

大きなARP値をもつパネル家計はより広いLPAを持つ傾向があり、これはKalyanaram and Little (1994)の仮説 H_2 :“ARPは価格閾値に影響を与える要因のひ

とつである”と整合的である。

(4) ブランド・ロイヤルティ水準 (BL) と価格受容域

大きな BL 値をもつ家計はより広い LPA を持つ傾向があり、これは Kalyanaram and Little (1994) の仮説 H_4 : “ BL は価格閾値に影響を与える要因のひとつである”と整合的である。

5.2. 価格カスタマイゼーション

消費者毎にカスタマイズされたディスカウントと値上げ

価格閾値の定義から、下限の価格閾値を越えないディスカウントは、消費者が値上げを感じないため売上げに影響は与えず、値下げ分が単純に損失として計上されることになる。他方、値上げの場合でも、上限の価格閾値を越えない限り消費者は値上げを感じないことから、同様に売上げに影響を与えることはなく純粋な利益増となる。

このように価格閾値の情報は、下限の閾値を越えないディスカウントから生じる損失と上限

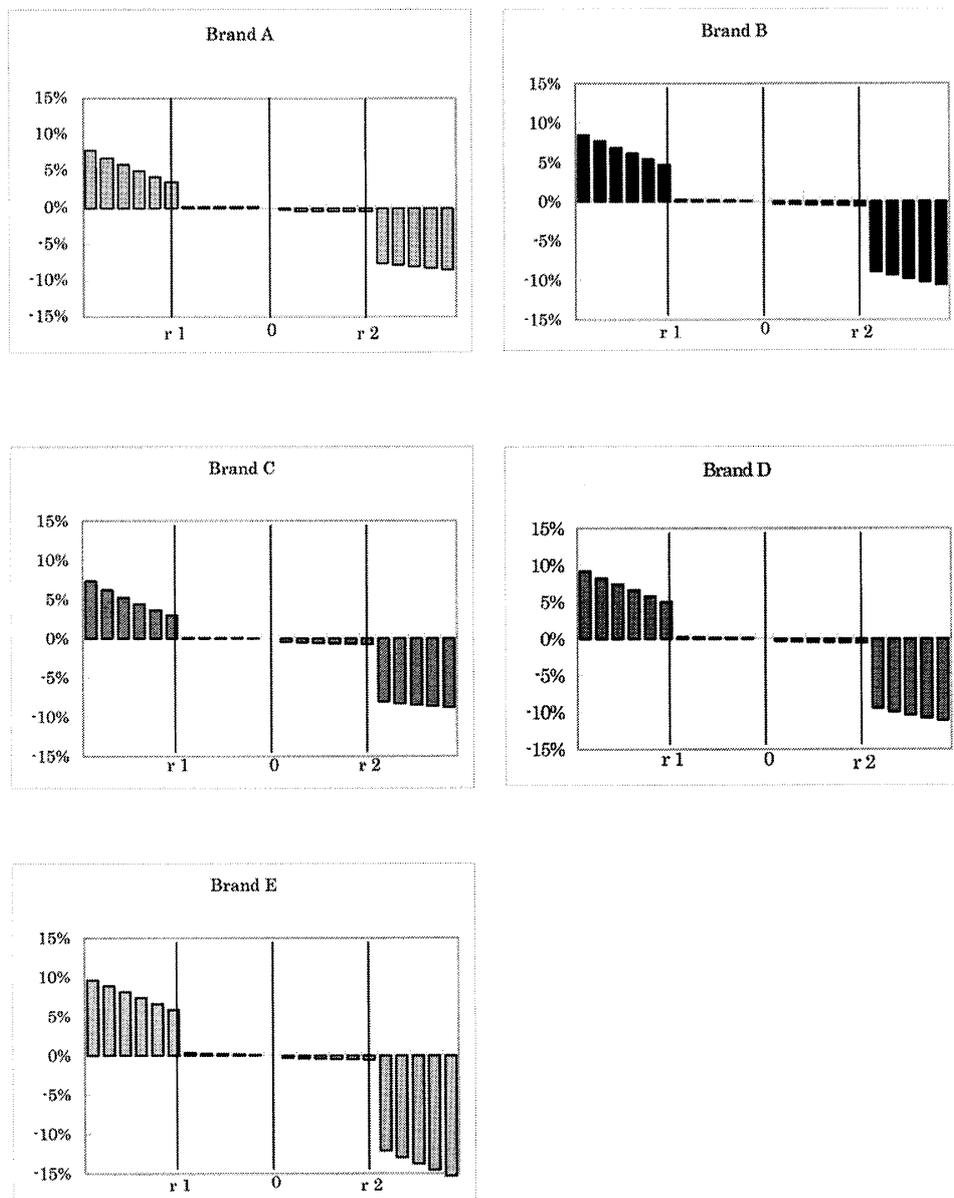


図3 期待売上変化

の価格閾値を越えない値上げから生じる利得を最大化することに貢献し、消費者ごとに異なる価格を提供する価格カスタマイゼーション戦略は、効率的な価格付けを与えることが期待できる。

つぎにこの価格カスタマイゼーション戦略の効率性を評価するために、消費者ごとに複数の価格レベルを設定し、パネルデータから推定された消費者毎の価格閾値情報を用いて期待販売数量の変化分と期待利益の変化分をモデルによって評価する。

まずディスカウントの場合の値下げレベルを $(r_{1h}+a)$ (<0) とし、また値上げの場合のレベルを $(r_{2h}+a)\%$ (>0) とし、消費者ごと $h=1, \dots, H$ に変化を評価してみる。ここで $a=0, \pm 1, \dots, \pm 15\%$ である。

図3は5つのブランドのそれぞれに関する期待売上げ変化を示しており、各グラフの負の領域はカスタマイズされたディスカウントの場合の期待売上げ変化を示している。これらの図から、まず下限の価格閾値 r_{1h} を境界にして価格利得とLPAの領域の間で大きな差があることが観察できる。これは最大の平均価格をもつブランドEおよび2番目に高い平均価格をもつ

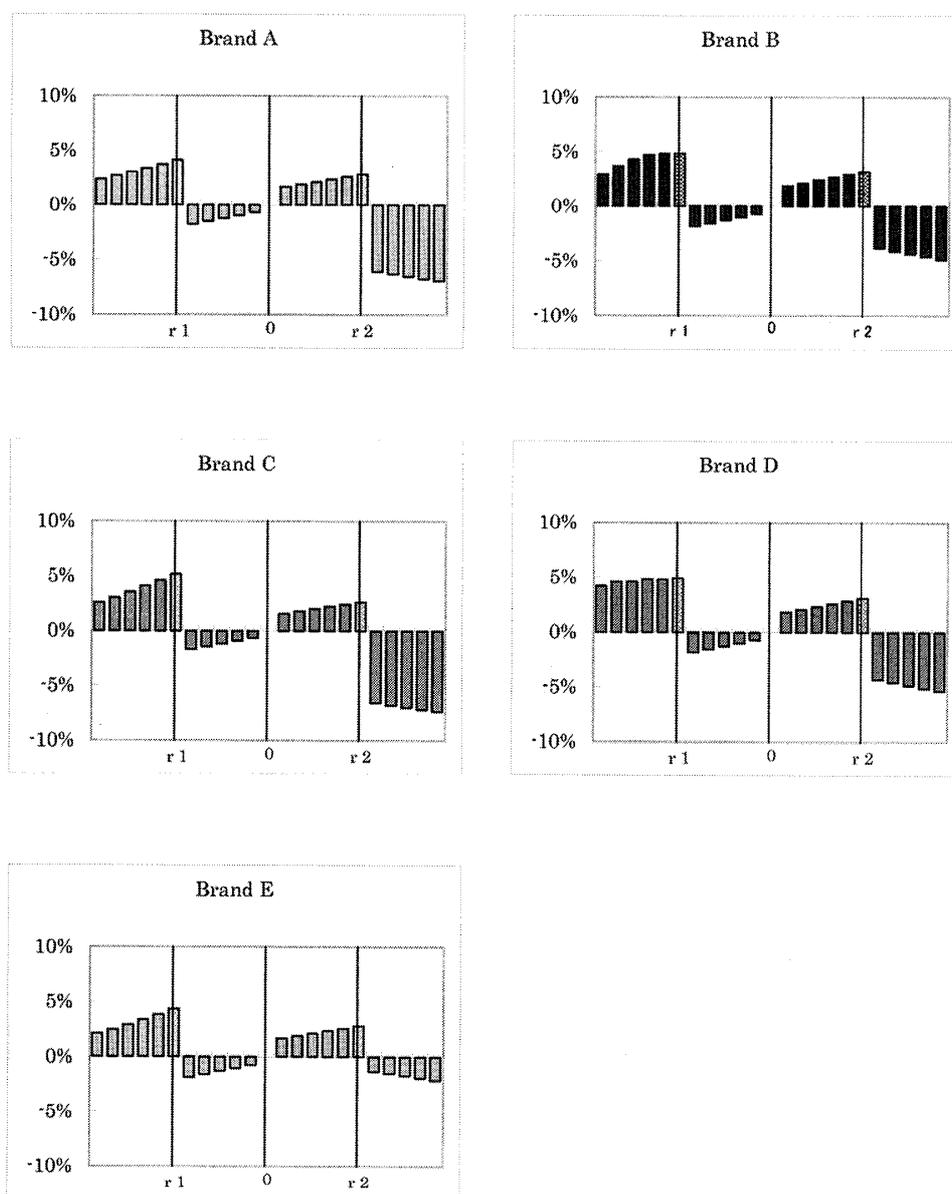


図4 期待利益変化

ランド D に関して最も明確である。

同様に、図 4 の各グラフの負の領域は、カスタマイズされたディスカウントの場合の期待利益変化を示している。ここで小売マージンは $M=30\%$ と設定した。これらの図から期待どおり、すべてのブランドで下限の価格閾値 r_{1h} のところで利益が最大となっていることがわかる。

図 3 および図 4 の各グラフにおける正の領域は、カスタマイズされた値上げの場合の期待売上げ変化と期待利益変化をそれぞれ表している。値下げの場合と同様に、上限の価格閾値 r_{2h} を境界にして価格損失と LPA の領域の間で大きな差があることが観察できる。最大利益は価格閾値 r_{2h} のところで生じていることも観察できる。

つぎに、消費者ごとにカスタマイズされた価格付けとすべての消費者に同じ価格を一様に提供する価格付け (flat pricing または非カスタマイズ価格戦略) との比較を行う。この非カスタマイズ価格戦略をとるメーカーは、各消費者の価格閾値は知らないことが前提であり、したがってあらゆる価格を試したときの最大利益を評価の対象とする。

図 5 はこの両者の差を評価して比較を行ったものである。各グラフの負および正の領域はそ

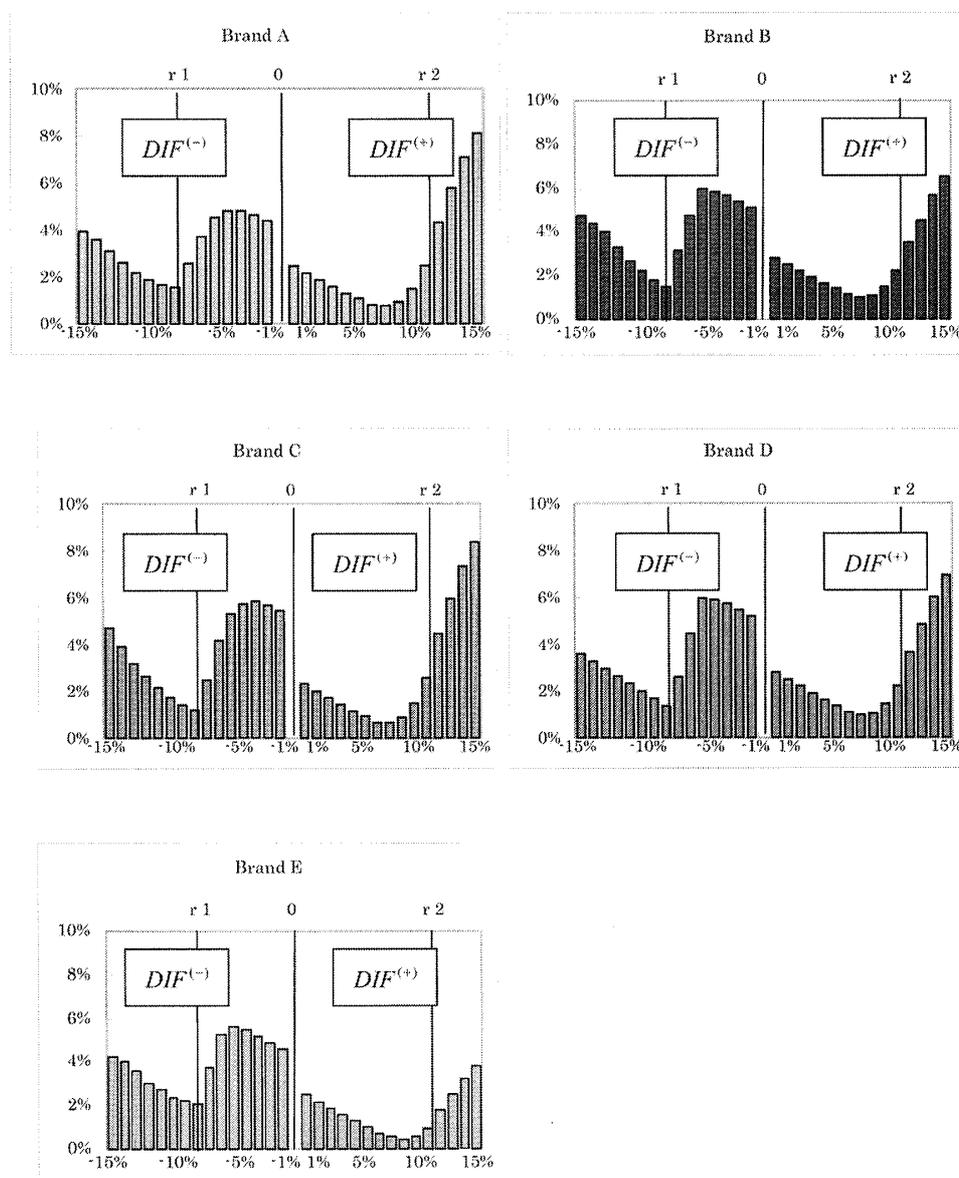


図 5 期待利益変化の差
最適カスタマイズ価格 (r_{1h} , r_{2h}) 戦略—最適非カスタマイズ価格戦略

それぞれ $DIF_j^{(-)}(d^*)$ および $DIF_j^{(+)}(d^*)$ ($d^*=1, 2, \dots, 15\%$) を評価したものである。異なる小売マージンの設定は異なる形のグラフを生み出すが、得られる結論はかわらない。

これらのグラフから2種類の最適価格戦略— r_{1h} でのディスカウントおよび r_{2h} での値上げ—は非カスタマイズ戦略のあらゆるレベル $d^*=1, 2, \dots, 15\%$ の利益を超えていることがわかる。LPAの負の領域においては、非カスタマイズ価格は消費者が値下げを感じず反応しないために大きな売上げ増をもたらさず、対照的に、カスタマイズ価格はこの領域ではディスカウント戦略をとらない。また、LPAの正の領域で同様の論理が値上げの場合にもあてはまる。これらのカスタマイズ価格に関する利得は、異質な価格閾値からの情報によることがわかる。価格利得レジームならびに価格損失のレジームいずれにおいてもLPAの境界である下限および上限の価格閾値のところで最高の利益が発生しており、このレベルでカスタマイズした価格が効率性のもっとも高い価格水準であることがわかる。これらの結論はすべてのブランドについていえるが、とくに最大平均価格をもつブランドEについてもっとも顕著である。

5. おわりに

本稿では Terui and Dahana (2006a) に従い、まず参照価格、非対称市場反応、価格閾値の3つの理論を確率効用関数のなかに取り入れ、通常線形確率効用関数を区分的に線形な非線形確率効用関数へ拡張し、これもとづくブランド選択モデルを議論した。そこでは、閾値から生じる尤度関数の不連続性による統計的推測の非正則性を回避し、同時に家計パネルごとに異なるパラメータ（市場反応係数および価格閾値）を推定するための階層ベイズ・プロビットモデルに対してMCMCを用いた統計的モデリングを展開した。

さらに、Terui and Dahana (2006b) に従い、家計ごとに異なる価格閾値の情報を用いて、消費者ごとに異なる価格を提供する価格カスタマイゼーション戦略を議論し、通常非カスタマイゼーション価格戦略との比較を行い、前者がより効率的な価格戦略であることを示した。

カスタマイズされたディスカウントの現実の例としては、消費者ごとに額面の異なるクーポンを発行することで実現可能であり、さらにより一般的には、拡大し続けるネット上での取引において、価格が他の消費者にどのように提供されているかは互いにわからない取引環境では、消費者の購買履歴情報から価格閾値を推定し最適な価格戦略を消費者毎に個別に展開することは現在でも可能である。

謝辞

本稿に対して匿名の査読者から有益なコメントを数多く頂戴したことに謝意を表す。

付 録

階層ベイズ閾値プロビットモデルによる期待売上げ変化および期待利益変化の
マルコフ連鎖モンテカルロ・アルゴリズム

モデルの推定

モデルの推定に関しては、異質パラメータを持つ閾値プロビットモデル (2.5) を推定するために階層ベイズモデルを適用している。いま r_h の値を条件として、消費者 h 's の認知価格 $P_{jht} - RP_{jht}$ の水準に従って、まず説明変数データ $\{X_{ht}\}$ を各購買機会ごとに3つのレジームのうちいずれかへ振り分けて各レジームの説明変数行列 $\{x_{jht}^{(i)}, i=g, a, l\}$ を構成する。つぎに対応する各レジームの効用ベクトル $\{u_{ht}^{(i)}, i=g, a, l\}$ を各消費者の選択行動データ $\{I_{ht}\}$ にもとづいて、ベイズ統計のデータ拡大 (Data Augmentation) の手法で生成する。そのとき、Rossi et al. (1996, pp. 338-339) らのアルゴリズムを援用することで、価格閾値の条件付事後分布 “ $r_h|-$ ” を除いて、つぎの条件付事後分布が評価できる。

$$\begin{aligned} & “u_{ht}^{(i)} | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \beta_h^{(i)}, \Lambda^{(i)}, r_h”, \\ & “\beta_h^{(i)} | \{u_{ht}^{(i)}\}, \{x_{jht}^{(i)}\} \Lambda^{(i)}, \Delta^{(i)}, V_\beta^{(i)}, Z_h, r_h”, \\ & “\Lambda^{(i)-1} | \{u_{ht}^{(i)}\}, \{x_{jht}^{(i)}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \{r_h\}”, \\ & “\Delta^{(i)} | \{\beta_h^{(i)}\}, V_\beta^{(i)}, \{Z_h\}, \{r_h\}”, \\ & “V_\beta^{(i)-1} | \{\beta_h^{(i)}\}, \Delta^{(i)}, \{z_h\}, \{r_h\}” \text{ for } i=g, a, l. \end{aligned}$$

ここで LPA レジームの価格係数に対する追加事前情報 $\beta_h^{(a)} \sim N(0, \sigma_{hp}^{(a)2})$ の分散 $\sigma_{hp}^{(a)2}$ は 0.01 と固定した。

価格閾値の階層モデルに関しては、まず下限の価格閾値は $r_{1h} = z_h \phi_1 + \eta_{1h}$, $\eta_{1h} \sim N(0, \sigma_{1\eta}^2)$ とモデル化され、すべてのパネル家計 $h=1, \dots, H$ に関するデータをまとめて行列表記すると

$$r_1 = Z\phi_1 + \eta_1, \eta_1 \sim N(0, \Sigma_{1\eta})$$

と表される。 (ϕ, Σ_η) の事前分布を

$$\begin{aligned} \phi_1 | r_1, \Sigma_{1\eta} & \sim N(\phi_{10}, \Sigma_{1\phi}); \phi_{10} = 0, \Sigma_{1\phi} = 0.01 I_{d'} \\ \Sigma_{1\eta}^{-1} & \sim \text{Wishart}(v_{1\eta 0}, V_{1\eta 0}); v_{1\eta 0} = d' + 4, V_{1\eta 0} = v_{1\eta 0} I_{H}, \end{aligned}$$

で定義すると、次の条件付事後分布が得られる。

$$\begin{aligned} \phi_1 | \{r_{1h}\}, \{z_h\}, \Sigma_{1\eta} & \sim N(\bar{\phi}, (Z'Z + \Sigma_{1\phi}^{-1})^{-1}), \\ \text{ここで } \bar{\phi}_1 & = (Z'Z + \Sigma_{1\phi}^{-1})^{-1} [Z'Z\hat{\phi}_1 + \Sigma_{1\phi}^{-1}\phi_{10}] \text{ 及び } \hat{\phi}_1 = (Z'Z)^{-1} Z'r_1. \\ \Sigma_{1\phi}^{-1} | \{r_{1h}\}, \{z_h\}, \phi_1 & \sim \text{Wishart}(v_{1\eta 0} + H, V_{1\eta 0} + \Sigma_{1\eta}^{-1} (r_{1t} - Z_t \hat{\phi}_1) (r_{1t} - Z_t \hat{\phi}_1)'). \end{aligned}$$

上限の価格閾値 r_{2h} に対しても同様の定式化が適用できる。

これら階層モデル・パラメータを条件付にして、価格閾値の条件付事後分布

“ $\{r_h\} | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \Lambda^{(i)}, \{Z_h\}, \phi, \Sigma_\eta$ ” は、(3.1) の尤度関数 $L(\{r_h\}; \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\} | \{\beta_h^{(i)}\}, \{\Lambda^{(i)}\})$ と上記事前分布 $p(\{r_h\} | \phi, \Sigma_\eta) \sim N(Z\phi, \Sigma_\eta)$ を掛け合わせて、ランダム・ウォーク Metropolis-Hastings サンプリング・アルゴリズムを適用して下記のステップでサンプリングを行って評価する。

いま $\{r_h\} = r$ とおいて,

1. $i=0$. $r^{(0)}$ を設定する
2. $i>1$; $z \sim N(0, \sigma_{RW}^2 I_H)$ をサンプリングして $r = r^{(i-1)} + z$ と置く
3. $a(r^{(i-1)}; r) = \min \left\{ \frac{p(r|\phi, \Sigma_\eta) L(r; \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\})}{p(r^{(i-1)}|\phi, \Sigma_\eta) L(r^{(i-1)}; \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\})}, 1 \right\}$
4. $u \sim U_{[0,1]}$ をサンプリングして
 $u \leq a(r^{(i-1)}; r)$ ならば $r^{(i)} = r$ とし, それ以外は $r^{(i)} = r^{(i-1)}$ とする.

上記を整理すると次のようになる.

$$\begin{aligned} \phi | \{r_h\}, \{z_h\}, \Sigma_\eta &\sim \text{正規分布} \\ \Sigma_\eta^{-1} | \{r_h\}, \{z_h\}, \phi &\sim \text{ウィッシュャート分布} \\ \{r_h\} | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \Lambda^{(i)}, \{z_h\}, \phi, \Sigma_\eta &: \text{Metropolis-Hastings サンプリング} \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

最終的に, いま, $f_{(i)}(\{y_{ht}^{(i)}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \Lambda^{(i)}, \Delta^{(i)}, V_\beta^{(i)}, \{r_h\}, \phi, \Sigma_\eta | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \{Z_h\})$ でレジーム i の同時事後密度関とし, レジーム間の独立性を仮定すれば, 同時事後確率密度関数は

$$\prod_{i=g, a, l} f_{(i)}(\{u_{ht}^{(i)}\}, \{\beta_h^{(i)}\}, \Lambda^{(i)}, \Delta^{(i)}, V_\beta^{(i)}, r_h, \phi, \Sigma_\eta | \{I_{ht}\}, \{X_{ht}\}, \{Z_h\}).$$

として表される.

期待売上げ変化と期待利益変化

MCMC の繰返しにおける s 回目のサンプリング $\{r_{1h}^{[s]}\}$ および $\{\beta_h^{(1)[s]}, \beta_h^{(2)[s]}\}$ を条件付として, まずディスカウントレベル $(r_{1h}^{[s]} + a) (>0), (<0), (a=0, \pm 1, \dots, \pm 5\%)$ を各消費者 $h=1, \dots, H$ に設定する. そのとき, 消費者 h に対する期待売上げ変化を次のように評価する.

$$\begin{aligned} &\Pr_j \{\beta_h^{(1)[s]}, P_{jh0}(1 - (r_{1h}^{[s]} + a))\} - \Pr_j \{\beta_h^{(2)[s]}, P_{jh0}\} \text{ if } a \geq 0 \text{ (価格利得レジーム)} \\ &\Pr_j \{\beta_h^{(2)[s]}, P_{jh0}(1 - (r_{1h}^{[s]} + a))\} - \Pr_j \{\beta_h^{(1)[s]}, P_{jh0}\} \text{ if } a < 0 \text{ (LPA レジーム)} \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

そしてこれらの量を各消費者に関して平均をとり市場の期待値とする.

$$IS_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}^{[s]}, \beta_h^{(1)[s]}, \beta_h^{(2)[s]}\}, h=1, \dots, H) \quad (\text{A.3})$$

これは S 回の繰返しのなかでさらに平均を取って無条件の期待売上げ変化量を評価する.

$$IS_j^{(-)}(a) = 1/S \sum_{s=1}^S [IS_j^{(-)}(a | \{(r_{1h}^{[s]}, \beta_h^{(1)[s]}, \beta_h^{(2)[s]}\}, h=1, \dots, H)] \quad (\text{A.4})$$

同様の操作が値上げの場合にも適用して正の領域での期待売上げ変化の推定値 $IS_j^{(+)}(a)$ の推定値を構成できる. また同様の手続きにより, 期待利益変化 $IP_j^{(-)}(a), IP_j^{(+)}(a)$, および非カスタマイゼーション価格との差 $DIF_j^{(-)}(d^*), DIF_j^{(+)}(d^*)$ も評価できる.

参 考 文 献

- Bell, D. R. and Lattin, J. M. (2000). Looking for loss aversion in scanner data: The confounding effect of price response heterogeneity, *Marketing Science*, **19**, 185-200.
- Bolton, R. and Shankar, V. (2003). An empirically driven taxonomy of retailer pricing and promotion strategies, *Journal of Retailing*, **79**(4), 213-224.
- Bolton, R., Shankar, V. and Montoya, D. (2005). Recent trends and emerging practices in retail pricing, in *Retailing in the 21st Century: Current and Future Trends*, Kraft, M. and M. Mantrala (eds), Germany: METRO.
- Bucklin, R. E. and Gupta, S. (1992). Brand choice, purchase incidence, and segmentation: an integrated modeling approach, *Journal of Marketing Research*, **29**, 201-215.
- Chang, K, Siddarth, S. and Weinberg, C. B. (1999). The impact of heterogeneity in purchase timing and price responsiveness on estimates of sticker shock effects, *Marketing Science*, **18**, 178-192.
- Greenleaf, E. A. (1995). The impact of reference price effects on the profitability of price promotions, *Marketing Science*, **14**, 82-104.
- Guadagni, P. M. and Little, J. D. C. (1983). A logit model of brand choice calibrated on scanner data, *Marketing Science*, **2**, 203-238.
- Gupta, S. and Cooper, L. G. (1992). Discounting of discounts and promotion thresholds, *Journal of Consumer Research*, **19**, 401-411.
- Han, S. M., Gupta, S. and Lehmann, D. R. (2001). Consumer price sensitivity and price thresholds, *Journal of Retailing*, **77**, 435-456.
- Kalwani, M. U. and Yim, C. K. (1992). Consumer price and promotion expectations: an experimental study, *Journal of Marketing Research*, **29**, 90-100.
- Kalyanaram, G. and Little, J. D. C. (1994). An empirical analysis of latitude of price acceptance in consumer package goods, *Journal of Consumer Research*, **21**, 408-418.
- Keane, M. P. (1997). Modeling heterogeneity and state dependence in consumer choice behavior, *Journal of Business and Economic Statistics*, **15**, 310-327.
- Kopalle, P. K, Rao, A. G. and Assuncao, J. L. (1996). Asymmetric reference price effects and dynamic pricing policies, *Marketing Science*, **15**, 60-85.
- Kopalle, P. K., Mela, C. F. and Marsh, L. (1999). The dynamic effect of discounting on sales, *Marketing Science*, **18**, 317-332.
- Kopalle, P. K. and Winer, R. S. (1996). A dynamic model of reference price and expected quality, *Marketing Letters*, **7**, 41-52.
- Mayhew, G. E. and Winer, R. S. (1992). An empirical analysis of internal and external reference price using scanner data, *Journal of Consumer Research*, **19**, 62-70.
- Mazumdar, T. and Papatla, P. (2000). An investigation of reference price segments, *Journal of Marketing Research*, **37**, 246-258.
- Putler, D. (1992). Incorporating reference price effects into a theory of consumer choice, *Marketing Science*, **11**, 287-309.
- Rossi, P. E., McCulloch, R. and Allenby, G. (1996). The value of purchase history data in target marketing, *Marketing Science*, **15**, 321-340.
- Terui, N. and Dahana, W. D. (2006a). Estimating heterogeneous price thresholds, *Marketing Science*, **25**, 384-391.
- Terui, N. and Dahana, W. D. (2006b). Price customization using price thresholds estimated from scanner panel data, *Journal of Interactive Marketing*, **20**, 58-71.
- Terui, N. and Imano, Y. (2005). Forecasting model with asymmetric market response and its application to pricing in consumer package goods, *Applied Stochastic Models in Business and Industry* (2005), **21**, 541-560.
- Van Heerde, Leeflang, H. J., P. S. H. Wittink, D. R. (2004). Decomposing the sales promotion bump with store data, *Marketing Science*, **23**, 317-334.
- Winer, R. S. (1986). A reference price model of brand choice for frequently purchased products, *Journal of Consumer Research*, **13**, 250-256.
- 阿部誠 (1999). 「ノンパラメトリック効用関数を用いた多項ロジット型の離散的選択モデル」, 『日本統計学会誌』第**29**巻第3号, pp. 271-297.