

消費者行動理解のための動的ブランド選択モデリング

本橋 永至 総合研究大学院大学 D3

研究の背景

近年，消費者の嗜好の多様化や競合企業との競争の激化などの理由から，新規顧客の獲得よりも既存顧客の育成を重視する戦略が広まりつつある（CRM，One-to-one マーケティング）．また，情報処理技術の進歩により，ベイジアン・モデリングを用いて消費者間の異質性や市場の動的変化を捉えることが可能になってきた（照井 2008，佐藤・樋口 2008）．市場の変化が速くなってきている今日，その変化を迅速に捉えマーケティング・アクションに結びつけることは競争優位な戦略を構築する上で益々重要になっている．

研究の目的

- 消費者間の異質性とプロモーション効果の動的変化を状態空間モデルにより表現した動的ブランド選択モデルを構築し，スーパー・マーケットのID付きPOSデータを使用して実証分析を行う．
- 事後分布と状態変数の推移から，消費者間の異質性に影響を及ぼす要因とプロモーション効果の動的変化の抽出を試みる．

モデル

消費者 k の第 t 日におけるブランド i の選択確率を多項ロジットモデルによって

$$P(Y_{ik}^t) = \frac{\exp(V_{ik}^t)}{\sum_j \exp(V_{jk}^t)} \quad (1)$$

と定式化する（McFadden 1973）．ここで， V_{ik}^t は消費者 k の第 t 日におけるブランド i の確定効用であり，

$$V_{ik}^t = \alpha_{ik}^t + \beta_{1k}^t PRICE_i^t + \beta_{2k}^t DISPLAY_i^t + \beta_{3k}^t FEATURE_i^t + \beta_{4k}^t GL_{ik}^t \quad (2)$$

のように線形の効用関数を仮定する（モデルの識別性のため， $\alpha_{1k}^t = 0$ に固定）． $PRICE_i^t$ は第 t 日におけるブランド i の価格掛け率， $DISPLAY_i^t$ ， $FEATURE_i^t$ はそれぞれ特別陳列とチラシの有無を示すダミー変数である． GL_{ik}^t は各消費者の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， $GL_{ik}^t = \mu GL_{ik}^{t-1} + (1 - \mu) y_{ik}^{t-1}$ と定義する．さらに，市場反応係数の消費者間の異質性については以下の階層構造を仮定する．

$$\alpha_{ik}^t = \gamma_{i1}^t + \gamma_{i2} SPEND_k + \gamma_{i3} FREQ_k, \quad i = 2, \dots, I \quad (3)$$

$$\beta_{jk}^t = \delta_{j1}^t + \delta_{j2} SPEND_k + \delta_{j3} FREQ_k, \quad j = 1, \dots, 4 \quad (4)$$

ここで， $SPEND_k$ は分析期間中に消費者 k が商品 1 単位あたりに費やす平均コスト（3 段階）， $FREQ_k$ は消費者 k の購買頻度（3 段階）である．さらに，状態変数 γ_{i1}^t と δ_{j1}^t の変化を，

$$\gamma_{i1}^t = \gamma_{i1}^{t-1} + \zeta_i^t, \quad \zeta_i^t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\gamma_i}), \quad i = 2, \dots, I \quad (5)$$

$$\delta_{j1}^t = \delta_{j1}^{t-1} + \eta_j^t, \quad \eta_j^t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\delta_j}), \quad j = 1, \dots, 4 \quad (6)$$

と定式化する（システム・モデル）．

推定方法

状態変数の推定には粒子フィルタ / 平滑化アルゴリズムを使用する．粒子フィルタでは，分布を多数の粒子（実現値）で表現し，新しくデータが得られた際にはそれぞれの粒子の尤度を重みとして復元抽出をすることで分布が更新され（ベイズの定理），時刻が変わる際にはシステムモデルに基づいて分布が更新される（樋口 2005）．パラメータの推定には最尤法を使用する．

データ

実証分析に使用したデータの概要は下記の通りである．

- 対象店舗：関東地方に立地するスーパー・マーケット
- 分析期間：2000 年 1 月 2 日～2000 年 12 月 31 日（345 営業日）
- 対象顧客：分析期間中に対象カテゴリーを購入した顧客 200 人
- 対象カテゴリー：インスタント・コーヒー

表 1: 対象ブランドの概要

	数量シェア	平均価格掛け率	特別陳列比率	チラシ比率
ブランド A	21.4%	66.7%	51.3%	7.9%
ブランド B	11.1%	79.8%	20.1%	2.7%
ブランド C	10.8%	99.3%	9.6%	0.5%
ブランド D	40.5%	72.5%	40.2%	5.2%
ブランド E	16.2%	71.6%	46.0%	7.8%

推定結果

図 1 は γ_{i1}^t の推移を表しており，プロモーションの効果を除いた純粋なブランド力の評価に用いることができる（赤線と緑線は 95% 確率区間の上限と下限）．ブランド B は少しずつではあるが上昇しており，ブランド C は変化が激しいことがわかる．

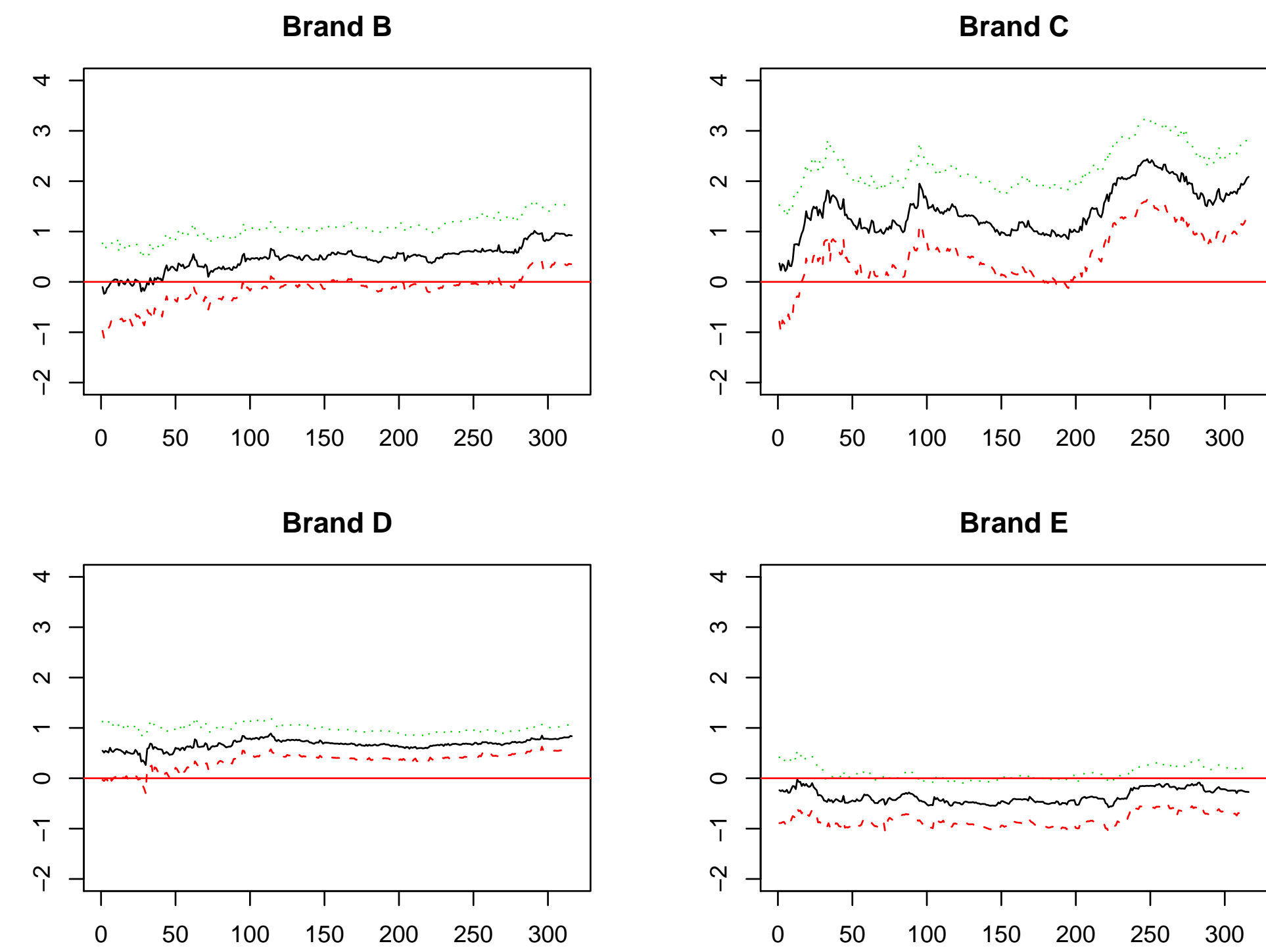


図 1: ブランド固有定数の動的変化

図 2 は δ_{j1}^t の推移を表しており，プロモーション効果の動的変化を示す．状態依存変数 GL_{ik}^t の効果が分析期間初期に大きく変動しているが，それ以外のプロモーション効果の変動は小さい．

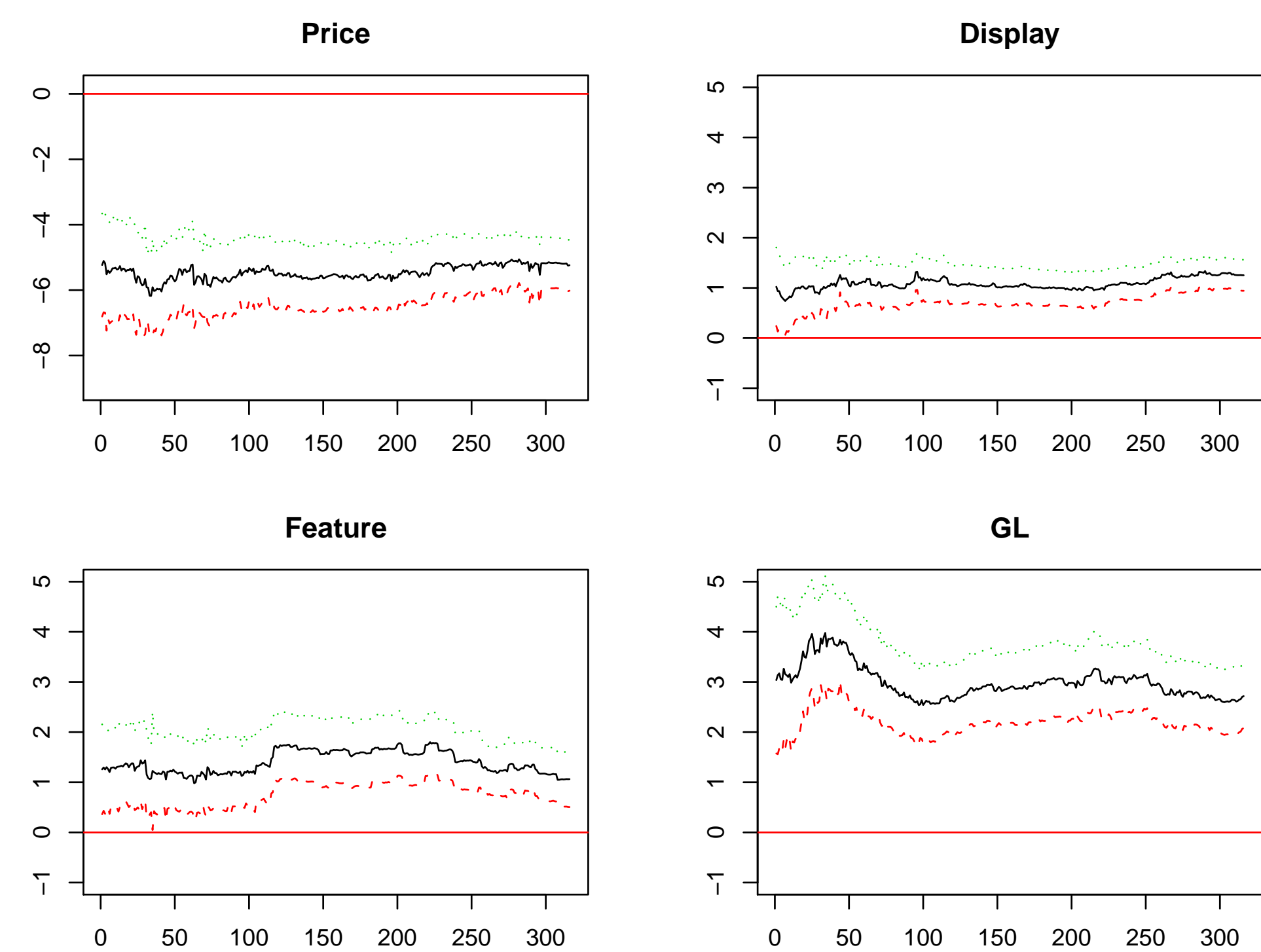


図 2: プロモーション効果の動的変化

実務における提案モデルの適用例

- 階層ベイズモデルの使用により，顧客一人一人に最適なアプローチをとることが可能になってきたが，提案モデルは ”誰に ”に加えて ”いつ ”マーケティング・アクションを取るべきかを示す（One-to-one マーケティング）．
- 従来，ブランドの評価は売上などの購買情報に基づいて行われていたため，それが単なる値引きやプロモーションによるものなのか，それとも真に強いブランド力を有しているのかを識別することができなかった．提案モデルにより，ブランドが純粋に有している価値を動的に評価することが可能である（ブランド診断）．
- 在庫管理において販売量を正確に予測することは非常に重要である．より精度の高い予測モデルを構築するためには，マーケターの知識と刻々と得られるデータを有機的に結び付けて，モデルを更新をしていくプロセスが必要不可欠である．提案モデルは，このプロセスを実行するための最適なモデルである（販売予測）．

今後の課題

- 提案モデルにより市場反応係数の動的変化を抽出することはできるが，変化の原因までは把握することができない（システム・モデルの改良）．
- 状態空間アプローチによるモデリングは複雑なシステムのメカニズムをデータから解明するためのツールとして近年，気象，津波，宇宙空間，ゲノムなど様々な分野で研究成果を上げている．消費者行動の解明や市場予測においても有用なツールとなりうる（データ同化のマーケティングへの適用）．

参考文献

佐藤忠彦，樋口知之（2008）「動的個人モデルによる消費者来店行動の解析」，『日本統計学会誌』38（1），1-19．
 照井伸彦（2008）「価格域値の推定と価格カスタマイゼーションの可能性」，『日本統計学会誌』37（2），261-277．
 樋口知之（2005）「粒子フィルタ」，『電子情報通信学会誌』88（12），989-994．
 McFadden, D. (1973) . Conditional Logit Analysis in Qualitative Choice Behavior, in *Frontiers in Econometrics*, P. Zarembka, ed. Academic Press, New York.