

個人別セールスプロモーション効果の推定

奥野 拓也^{1,2,a)} 中村 和幸¹

概要：セールスプロモーションは顧客の購買行動へ直接的に働きかけるため、多用されているマーケティング施策である、しかし、セールスプロモーションの効果に関しては他の要因から複雑な影響を受けているため純粋な計測が難しいが要請は強い。本研究はそういったニーズに鑑み、市場反応が動的であると仮定し、プロモーション活動が来店・購買に与える影響を推定する。そのために、来店と購買の生起行動を確率モデルで構築する。構築した確率モデルを状態空間モデルで記述し、個人毎に提供するプロモーションが与える影響の時間変化を推定する。スーパーマーケットの ID 付き POS データを用いた結果、長期的なプロモーションの購買へ与える影響が異なる。嗜好品では継続的な影響を与えるが、日用品では購買へ与える影響は小さくほとんど変化しないことが確認された。

キーワード：マーケティング、プロモーション効果分析、ブランド選択モデル、状態空間モデル、粒子フィルタ

Estimating the dynamic effect of personalized sales promotion

TAKUYA OKUNO^{1,2,a)} KAZUYUKI NAKAMURA¹

1. はじめに

スーパーマーケットやコンビニエンスストア等において会計時のポイントカードの提示が普及し個人毎の購買データが簡単に蓄積されるようになった。それに伴い企業は、販売個数、販売金額の向上を目的として、様々なマーケティング施策を実施している。マーケティング施策の代表的なものにリピート購買商品のディスカウントや会員限定価格などの価格訴求型のセールスプロモーション（以下、セールスプロモーション）があげられる。セールスプロモーションは購買に直接的に働きかけるかけ購買行動を誘発する販売促進手法である。そのため、短期的な効果が出やすくマーケティングの実務において多用されるプロモーションである。しかし、企業においてセールスプロモーションの

費用対効果や顧客毎の購買に与える影響については明確な測定指標が存在しておらず、その把握は困難である。

セールスプロモーションが与える効果は短期的な効果と長期的な効果の 2 種類に分けられる。短期的な効果として、セールスプロモーションを実施する前後では売上が 10 倍以上になることは珍しくなく大幅な売上が期待される。そのため実務においてセールスプロモーションが多用されている。短期的な売上げの源泉はブランドスイッチ・購買量の増加・購買間隔の短縮があげられ、これらの効果測定に関する先行研究は数多く存在する (Gupta, 1988; Guadagni and Little, 1983; Krishnamurthi and Raj, 1988)。またセールスプロモーションの長期的な効果としてブランドをリピート購入する確率を上げ、継続的に同一ブランドを購入する習慣を形成するといった効果の存在が先行研究で報告されている (Blattberg *et al.*, 1995)。

セールスプロモーションは売上げなどの短期的に好ましい効果を上げる反面、継続的なプロモーションの長期的な効果として顧客の購買行動にはマイナスな影響をもたらすことも指摘されている。セールスプロモーションが実施されていなければ購入しなくなる・ブランドイメージの低

¹ 明治大学
Meiji University, 4-21-1 Nakano, Nakano-ku, Tokyo, Japan
164-8525

² エヌ・ティ・ティ アイティ株式会社
NTT IT CORPORATION, Kannai Waizu Bld., 2-9-1, Furocho, Naka-ku, Yokohama-shi, Kanagawa 231-0032, Japan

^{a)} okuno.takuya@ntt-it.co.jp

下・参照価格（顧客が商品の価格を評価するのに用いる内的な基準価格）の低下が挙げられる。これら長期的なマイナス効果を抑制するためにセールスプロモーションの効果の時間変動を捉えることは重要である。

本研究の目的は、セールスプロモーションの効果の時間変動を評価可能にするモデルの構築およびその有効性を実データを用いて検証することである。本稿で提示するモデル化は、マーケティング研究では市場反応モデルと呼ばれ、特に市場反応が動的であるという仮定の入った動的市場反応モデルと呼ばれるものである。

動的市場反応モデルでは状態空間モデルを適用した研究が報告されている (Kondo and Kitagawa, 2000; 山口他, 2004; Bruce 2008; Bass *et al.*, 2007; 青柳・佐藤, 2015)。動的市場反応モデルのプロモーション効果の分析において、Bass *et al.*, (2007) は複数の広告を同時に配信したさいのそれぞれの影響について検証し、異なる広告を同時に配信することが互いの広告効果を減衰することを示した。本橋・樋口 (2013) はセールスプロモーションによって価格に敏感な顧客とそうでない顧客の割合が変化すると仮定し、顧客の購買数に着目したブランド選択モデルを構築した。その結果、プロモーションの前後で感度が異なる消費者の混合割合が変動していることを示した。ただしこれらのモデルは集計レベルのデータに適用したものである。動的市場反応モデルを個人レベルに適用した研究として佐藤・樋口 (2007, 2008) がある。これらは来店生起行動とカテゴリ別購買生起行動に状態空間モデルを適用し、個人毎の時変回帰係数を推定した。その結果、来店生起行動および牛乳カテゴリ別購買生起行動を高い精度で判別可能であることを示した。また推定した時変回帰係数から個人毎の市場反応の変化を把握するフレームワークを提案した。

本研究ではセールスプロモーションは購買生起行動に影響すると仮定し、佐藤・樋口 (2007, 2008) が提案したフレームワークを用いて、個人レベルの動的市場反応モデルを構築する。構築したモデルを用いて、あるスーパーマーケットの1年分のID付きPOSデータを用いて有効性を検証する。本稿で扱うセールスプロモーションは、個人の過去の購買履歴に基づいて発行されるものである。いわゆるパーソナルレコメンデーションシステムによって、個人毎にカスタマイズされたクーポンが月初に発行されるフリークエント・ショッパーズ・プログラム (Frequent Shoppers Program: FSP) である。利用者はレジで会員カードを提示することで発行されたクーポンが自動的に利用される仕組みであるため、セールスプロモーションの効果分析は、個人毎・時点別に推定する必要がある。

モデルの構築にあたって、先行研究との違いはセールスプロモーションが与える影響は購買行動へ直接的に寄与すると仮定している点である。佐藤・樋口 (2007, 2008) ではマスマーケティングのセールスプロモーションの一種であ

るチラシの効果は来店行動へ与えると仮定しモデル化した。その結果、個人毎にチラシの影響が高い時期が把握可能となるため、効果の高かったチラシの掲載内容を検証することで個人に有効な内容を抽出することが可能となる。

先行研究ではチラシの影響が来店行動へ寄与すると仮定されているため、購買行動へ影響を与えているか不明である。またチラシ効果の推定はカテゴリレベルで行われているため、同一カテゴリの商品が複数掲載されているケースではどの商品が効果的であったかまでは把握が困難である。そのため、本研究では、セールスプロモーションは購買行動へ直接的に寄与すると仮定のもとモデル化し、プロモーションの影響度の推定は商品レベルで行った。その結果、個人毎・商品別に発行したプロモーションの購買行動へ与える影響度が推定可能となり、個人毎に発行するクーポンの最適化が可能となる。

2. モデル

FSP によるプロモーションの効果推定のために顧客の来店の生起行動と購買の生起行動を確率モデルで構築する。構築する確率モデルでは、FSP は個人毎に異なるクーポンが発行されることを前提とし、顧客の来店・購買の有無を動的かつ個人単位で解析する。そのため、モデル化には一般状態空間モデルの枠組みで構築する [14]。これにより、来店・購買の効用をその要因となる構成要素に分解することが可能となる。また構築したモデルにおける状態推定は粒子フィルタ/平滑化アルゴリズムで行う。

2.1 来店・購買の生起モデル

来店・購買の生起モデルは第 n 日における顧客 i の来店 (来店: $y_{1,n,i} = 1$, 非来店: $y_{1,n,i} = 0$) と、ある商品の購買 (購買: $y_{2,n,i} = 1$, 非購買: $y_{2,n,i} = 0$) を離散選択モデルで表現する。このとき $y_{1,n,i}$, $y_{2,n,i}$ はベルヌーイ過程に従うと仮定すると、来店と購買の同時確率 $p(y_{1,n,i}, y_{2,n,i})$ は次のようになる:

$$\begin{aligned} p(y_{1,n,i}, y_{2,n,i}) &= p(y_{2,n,i} | y_{1,n,i}) p(y_{1,n,i}) \\ &= (y_{1,n,i} p_{2,n,i})^{y_{2,n,i}} (1 - y_{1,n,i} p_{2,n,i})^{1 - y_{2,n,i}} \\ &\quad (p_{1,n,i})^{y_{1,n,i}} (1 - p_{1,n,i})^{1 - y_{1,n,i}}. \end{aligned}$$

ここで $p_{1,n,i}$, $p_{2,n,i}$ は顧客 i の第 n 日における来店確率および購買確率である。それらは、次項で示す顧客 i の第 n 日における来店と購買の効用関数を用いることで示すことができる。

2.2 来店の効用モデル

来店効用 $u_{1,n,i}$ を定式化する。定式化にあたって来店効用は、顧客間での共通性は仮定せず、連続的に変動すると仮定する。また来店効用は時系列的影響要素 (トレンド成分, 前回来店からの経過日数, 前日来店の有無) が影響す

ると仮定し、本モデルでは次のように定式化する:

$$\begin{aligned} u_{1,n,i} &= V_{1,n,i} + \epsilon_{1,n,i} \\ &= t_{n,i} + \beta_{n,i}^1 x_{n,i}^1 + \beta_{n,i}^2 x_{n,i}^2 \\ &\quad + \beta_{n,i}^3 \ln(1 + \exp(u_{2,n,i})) + \epsilon_{1,n,i}. \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $t_{n,i}$ は第 n 日における個人 i の長期的傾向変動を示すトレンド成分、 $\beta_{n,i}^j$ ($j = 1, \dots, 3$) は顧客 i の第 n 日における説明変数の影響度を示す時変回帰係数である。説明変数である $x_{n,i}^1$, $x_{n,i}^2$ は「前日来店の有無」、「前回来店からの経過日数の対数」をそれぞれ示す。また、確定的効の最終項は顧客 i の第 n 日において購買生起の効用から来店効用が受ける影響で表すログサム変数と呼ばれるものであり、商品の購入時に今回の来店へ寄与する影響度である。

2.2.1 来店効用の時変係数のモデル化

来店効用のトレンド成分 $t_{n,i}$ と時変係数 $\beta_{n,i}^j$ はランダムウォークに従うと仮定し、

$$t_{n,i} = t_{n-1,i} + v_{n,t_{n,i}}, \quad (3)$$

$$\beta_{n,i}^j = \beta_{n-1,i}^j + v_{n,\beta_{n,i}^j}, \quad (j = 1, 2) \quad (4)$$

$$\log\left(\frac{\beta_{n,i}^j}{1 - \beta_{n,i}^j}\right) = \log\left(\frac{\beta_{n-1,i}^j}{1 - \beta_{n-1,i}^j}\right) + v_{n,\beta_{n,i}^j}, \quad (j = 3) \quad (5)$$

と定式化する。式 (4) 中の $v_{n,t_{n,i}}$, $v_{n,\beta_{n,i}^j}$ はそれぞれ $N(0, \tau_{t_{n,i}}^2)$, $N(0, \tau_{\beta_{n,i}^j}^2)$, $j = 1, 2, 3$ に従う確率的変動項である。(5) のモデル化は $0 < \beta_{n,i}^3 < 1$ に制約するための変換である。

2.3 購買の効用モデル

本節では購買効用のモデル化を示す。購買効用は来店効用と同様に顧客間での共通性は仮定せず、連続的に変動すると仮定する。そのため、購買効用は FSP によるプロモーションによる影響と時間的に変動する時間列的要素が影響すると仮定し、次のように定式化する:

$$\begin{aligned} u_{2,n,i} &= V_{2,n,i} + \epsilon_{2,n,i} \\ &= \gamma_{n,i}^1 x_{n,i}^3 + \gamma_{n,i}^2 x_{n,i}^4 + \gamma_{n,i}^3 x_{n,i}^5 + \gamma_{n,i}^4 x_{n,i}^6 + \epsilon_{2,n,i}. \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、(6) 式中の説明変数である $x_{n,i}^3$, $x_{n,i}^4$, $x_{n,i}^5$, $x_{n,i}^6$ は、「前日購買からの経過日数の対数」、「月内の FSP の利用可能数」、「店舗販売価格と FSP が利用可能時の価格差」、「FSP の利用有無」をそれぞれ表す。 $\gamma_{n,i}^j$ ($j = 1, \dots, 4$) は、来店効用と同様に顧客 i の第 n 日における説明変数の影響度を示す時変回帰係数である。

2.3.1 購買効用の時変係数のモデル化

購買効用の時変回帰係数 $\gamma_{n,i}^j$ も来店効用の時変回帰係数 $\beta_{n,i}^j$ と同様にランダムウォークに従うと仮定し、

$$\gamma_{n,i}^j = \gamma_{n-1,i}^j + v_{n,\gamma_{n,i}^j}, \quad (j = 1, 4)$$

$$\log(\gamma_{n,i}^j) = \log(\gamma_{n-1,i}^j) + v_{n,\gamma_{n,i}^j}, \quad (j = 2, 3) \quad (7)$$

と定式化する。ただし、式 (7) 中の $v_{n,\gamma_{n,i}^j}$, ($j = 1, \dots, 4$) は平均 0、分散 $\tau_{\gamma_{n,i}^j}^2$, ($j = 1, \dots, 4$) の正規分布に従う確率的変動項である。なお、 $j = 2, 3$ は対数変換がランダムウォークに従うとしている。これはセールスプロモーションの影響を表す $\gamma_{n,i}^2$ (「FSP の利用可能数」の影響度)、 $\gamma_{n,i}^3$ (「店舗販売価格と FSP が利用可能時の価格差」の影響度) は購買へ効果をもたらすかもしれないが、その効果が負になることはないとは仮定した。そのため $\gamma_{n,i}^j \geq 0$, ($j = 2, 3$) の制約を満たす必要があるためである。

来店・購買効用に現れる各変数をまとめたものを表 1 に示す。

表 1 効用で用いる変数

| 変数 | 説明 |
|------------------|-----------------------------------|
| $t_{n,i}$ | トレンド成分 |
| $x_{n,i}^1$ | 前日来店の有無 |
| $x_{n,i}^2$ | 前回来店からの経過日数の対数 |
| $x_{n,i}^3$ | 前回購買からの経過日数の対数 |
| $x_{n,i}^4$ | 月内の FSP の利用可能数 |
| $x_{n,i}^5$ | 店舗販売価格と FSP が利用可能時の価格差 |
| $x_{n,i}^6$ | FSP の利用有無 |
| $\beta_{n,i}^1$ | 前日来店の有無の影響度を表す時変係数 |
| $\beta_{n,i}^2$ | 前回来店からの経過日数の対数の影響度を表す時変係数 |
| $\beta_{n,i}^3$ | 購買効用からの影響度を表す時変係数 |
| $\gamma_{n,i}^1$ | 前回購買からの経過日数の対数の影響度を表す時変係数 |
| $\gamma_{n,i}^2$ | 月内の FSP の利用可能数の影響度を表す時変係数 |
| $\gamma_{n,i}^3$ | 店舗販売価格と FSP が利用可能時の価格差の影響度を表す時変係数 |
| $\gamma_{n,i}^4$ | FSP の利用有無の影響度を表す時変係数 |

2.4 非線形非ガウス型状態空間モデルによる表現

前節までに示した来店と購買の同時モデリングは非線形非ガウス型状態空間モデルによって表現する (以下では非線形非ガウス型状態空間モデルを単に状態空間モデルと呼ぶ) ことができ、時変回帰係数の推定は状態空間モデルにおける状態を推定する問題として定式化できる [14]。状態空間モデルは観測モデルとシステムモデルと呼ばれる 2 つの式で定式化され、データの観測される定式化を記述するモデルを観測モデル、時変回帰係数の時間発展の定式化を記述するモデルをシステムモデルと呼ぶ。本モデルでは、観測モデルを (1) とし、システムモデルを

$$z_{n,i} = f(z_{n-1,i}, v_{n,i}) \quad (8)$$

とおくことで、状態空間モデルで表現できる:

$$p(y_{1,n,i}, y_{2,n,i}) = (y_{1,n,i} p_{2,n,i})^{y_{1,n,i} y_{2,n,i}} (1 - y_{1,n,i} p_{2,n,i})^{1 - y_{1,n,i} y_{2,n,i}} (p_{1,n,i})^{y_{1,n,i}} (1 - p_{1,n,i})^{1 - y_{1,n,i}} \quad (9)$$

$$z_{n,i} = f(z_{n-1,i}, v_{n,i}) \quad (10)$$

ただし $z_{n,i}$, $v_{n,i}$ は状態ベクトルおよびシステムノイズを示し、次式になる．

$$z_{n,i} = (t_{n,i}, \beta_{n,i}^1, \beta_{n,i}^2, \log(\frac{\beta_{n,i}^3}{1 - \beta_{n,i}^3}), \gamma_{n,i}^1, \log(\gamma_{n,i}^2), \log(\gamma_{n,i}^3), \gamma_{n,i}^4)^T,$$

$$v_{n,i} = (v_{n,t_{n,i}}, v_{n,\beta_{n,i}^1}, v_{n,\beta_{n,i}^2}, v_{n,\beta_{n,i}^3}, v_{n,\gamma_{n,i}^1}, v_{n,\gamma_{n,i}^2}, v_{n,\gamma_{n,i}^3}, v_{n,\gamma_{n,i}^4})^T \quad (11)$$

T は転置を表す．さらに、

$$v_{n,i} \sim N(0, \Sigma_i), \Sigma_i = \text{diag}(\tau_{t_i}^2, \tau_{\beta_i^1}^2, \tau_{\beta_i^2}^2, \tau_{\beta_i^3}^2, \tau_{\gamma_i^1}^2, \tau_{\gamma_i^2}^2, \tau_{\gamma_i^3}^2, \tau_{\gamma_i^4}^2),$$

とする．

3. 解析結果

本節では、解析に用いたデータの概要と??節で示したモデルを実データへ適用した結果を示す．

3.1 データ概要

本研究は経営科学系研究部会連合協議会主催、平成 26 年度データ解析コンペティションで提供されたデータを利用した．これは、2013 年 7 月 から 2014 年 6 月までのスーパーにおける ID 付きの POS データであり、10 店舗分（北海道 5 店舗、関東 5 店舗）の購買履歴と FSP の発行情報からなる．FSP は過去の購買状況から個人毎にパーソナライズされた 20 商品の割引券が月初に発行される．本研究の分析対象はプロモーション効果を推定するため、スーパーの中でも高価格帯であるソーセージと低価格帯である納豆を対象とする．先行研究である佐藤・樋口 (2007) では 2 階層目のデータにカテゴリレベルの購買履歴を利用していたが、本研究では個人毎にカスタマイズされたセールスプロモーションの影響を推定するために商品レベルの購買履歴を利用する．

使用するデータの販売総数ベスト 5 のソーセージ・納豆に関する統計量を表 2 に示す．ソーセージ A は FSP によるプロモーションを利用して購買する顧客が多く全店舗での販売総数が 1 位となっている．またその他のソーセージと比べて FSP によるプロモーションの利用も多い．そのため本研究では FSP の利用による購買が多いソーセージ A 利用する．同様に低価格帯の納豆においても販売数・FSP の利用が多い納豆 A のデータを利用する．

本節では前節で示したモデルのソーセージ A に対する推定結果を示す．

図 1 は期間中の顧客 A の来店確率の推定値（平滑化後）と来店 ($y_{1,n,i}$) の有無と購買確率の推定値（平滑化後）と購買 ($y_{2,n,i}$) の有無を図示したものである．グラフ上の中央に引いたラインは確率が 50%となる位置である．実際に来店している（購買している）場合には推定値が 50%を超えており、そうでない場合は 50%を下回っている．モデルの推定値は顧客の来店と購買を的確に判別している様子が見

表 2 全店舗のソーセージ・納豆の販売数ベスト 5 に関する統計量

| 製品名 | 平均販売価格 | 販売数 | FSP による購買回数 |
|---------|--------|-------|-------------|
| ソーセージ A | 371.25 | 37607 | 25652 |
| ソーセージ B | 260.76 | 13360 | 167 |
| ソーセージ C | 189.25 | 12369 | 0 |
| ソーセージ D | 238.69 | 8010 | 3017 |
| ソーセージ E | 219.69 | 7234 | 1072 |
| 納豆 A | 72.5 | 95950 | 51678 |
| 納豆 B | 95.2 | 11880 | 3763 |
| 納豆 C | 90.1 | 14168 | 5510 |
| 納豆 D | 73.0 | 6460 | 3457 |
| 納豆 E | 80.3 | 3047 | 1059 |

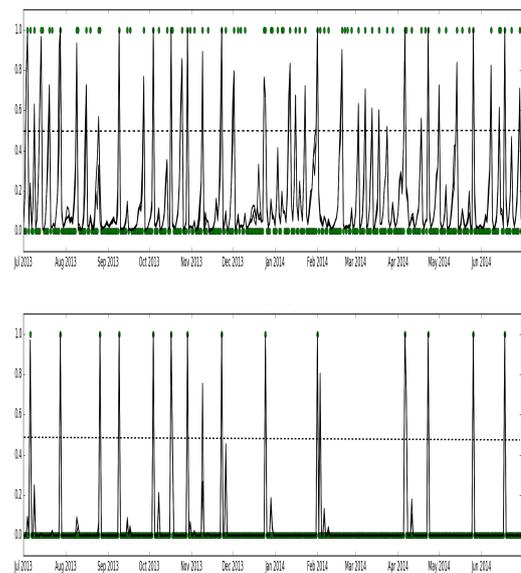


図 1 来店確率 [上] と購買確率 [下] の推定値（丸が来店と購買の有無を示す）

て取れる．

次に個人毎の推定結果から 3 人を抽出し、そのトレンド成分 $t_{n,i}$ の推定値の推移を図 2 に示す． $t_{n,i}$ は対象店舗へのロイヤリティを表している指標であると考えられ、トレンド成分が減少傾向であると店舗に対するロイヤリティが低下しており、上昇傾向であるとロイヤリティが高まっていると理解できる．

図 2 の上段の顧客 1 は検証期間を通して減少傾向にある．そのため店舗のベースとなる魅力度が低下傾向であることを表している．中段の顧客 2 は顧客 1 と反対に検証期間を通して上昇傾向であることから店舗へのロイヤリティが高まっている．下段の顧客 3 は上下の変動はあるものの期間を通してトレンド成分が大きく変動していない様子が見て取れる．

図 3 には店舗販売価格と FSP が利用可能時の価格差の時変回帰係数である $\gamma_{n,i}^3$ の推定値を示す．これは割引に対する効果を表すと考えられる．そのため、 $\gamma_{n,i}^3$ の推定値は初期が高くなり時間と共に低下し、与える影響は弱くなる

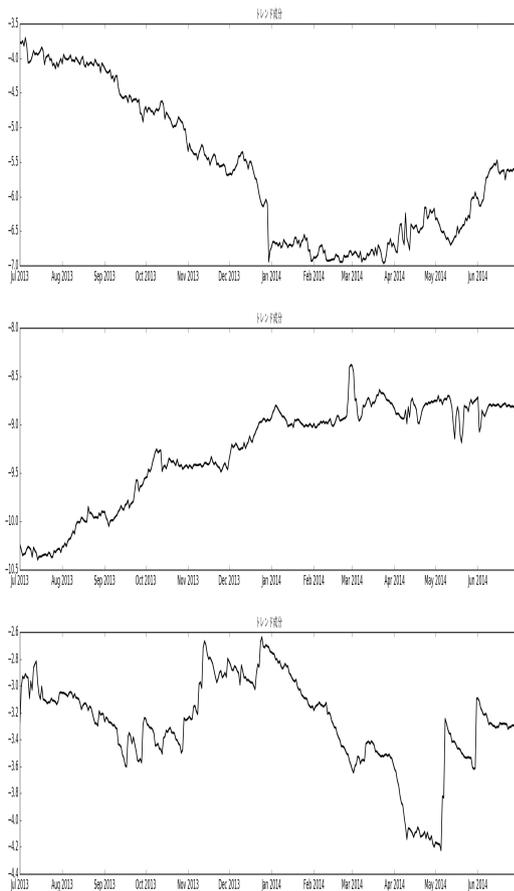


図 2 来店効用のトレンド成分 (平滑化分布の推移)
上:上下の変動はあるものの検証期間中で下降傾向であるため、ロイヤリティが低下傾向にある。
中:上昇傾向にあるため店舗へのロイヤリティが上昇傾向にある。
下:期間中上下変動はあるものの、大きな変動はない。

と予測できる。これは毎回の購入において、FSP を利用し値引きされた金額で商品を購入していれば顧客の参照価格が低下するため、割引値に対する反応が鈍くなるためである。

本研究でも $\gamma_{n,i}^3$ を推定した結果、大部分の顧客は図 3 の上段に示した顧客 1 と同様に初期に最大となり時間と共に低下することを確認した。しかし、すべての顧客が初期が最大で時間とともに低下するだけではない。検証対象顧客の中には図中の中段に示すように突発的に急上昇するだけでなく、図中の下段に示すように一定の値である顧客も存在する。

最後に、ソーセージ A と納豆 A のセールスプロモーションの時間変化の違いを示すため、 $\gamma_{n,i}^3$ の散布図を示す。横軸は FSP 利用開始から 3 ヶ月までの平均変化率、縦軸は FSP 利用 3 ヶ月以降の平均変化率を示したものである。3 ヶ月を基準としたのは推定する顧客を選別する際に FSP の利用が 10 回以上 (約 3 ヶ月程度) であったためである。

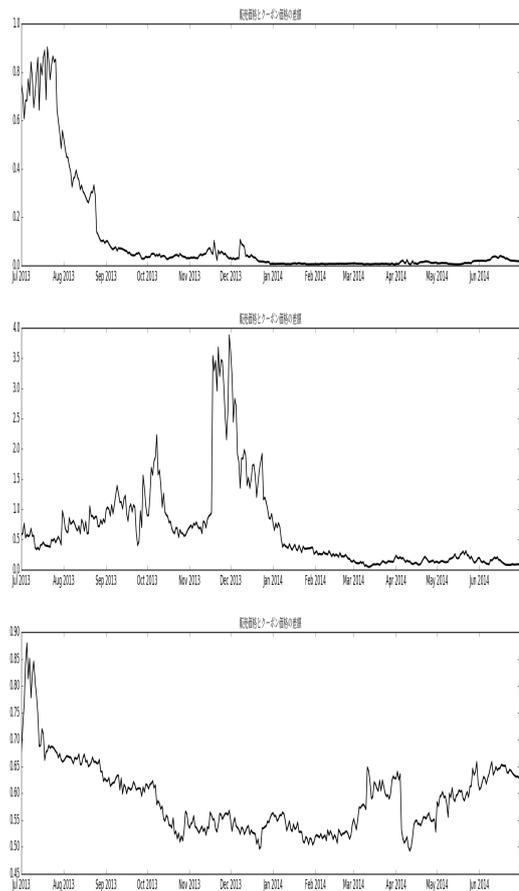


図 3 $\gamma_{n,i}^3$ (「店舗販売価格と FSP 利用可能時の価格差」の影響度を示す時変係数) の時間推移 (平滑化分布の推移)
上:初期が最大となり、時間の経過とともに低下している。中:期間中に突発的な上昇がある。下:期間を通してほぼ一定値である。

表 3 クーポンに関する時変回帰係数の平均変化率の全体平均 (上段が前半期間を表し、カッコ内が後半期間を表す)

| | ソーセージ A | 納豆 A |
|-----------------------|--------------------------|--------------------------|
| 店舗販売価格と FSP 利用可能時の価格差 | 0.627663 (0.206550) | -0.004955 (-0.000635) |
| FSP の利用可能数 | -0.000671 (-0.001723) | -0.001593 (-0.001462) |

図 4 からソーセージ A は前半・後半期間ともに増加傾向にある様子が見て取れる。これは期間中を通して FSP のセールスプロモーションの効果が継続していることを表している。納豆 A については、いずれの期間についてもマイナスを示す顧客がほとんどである。そのため、期間が経過するに従ってセールスプロモーションの効果が薄れている。これは低価格帯あり高い頻度で購入する納豆と比べて高価格帯のソーセージに対する影響が維持されるのは直感とも一致する結果である。

表 3 には全体での平均変化率を示した。表からも価格に関するセールスプロモーションは、ソーセージ A に対して継続的にプラスの効果があるがわかる。納豆 A は変化率は

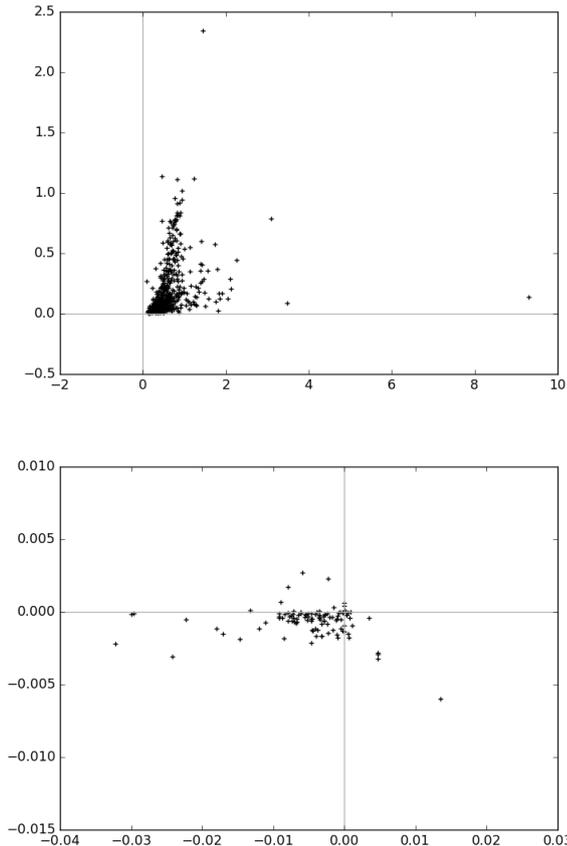


図 4 $\gamma_{n,i}^3$ の平均変化率 (左:ソーセージ A, 右:納豆 A)
横軸は FSP 利用開始から 3 ヶ月までの平均変化率, 縦軸は FSP 利用 3 ヶ月以降の平均変化率を示す.
ソーセージ A は時間が経過しても $\gamma_{n,i}^3$ の変動は大きい, 納豆 A では全体を通して, 小さくほとんど変化しない

マイナスであるが, その値は小さくほとんど変化してない.

3.2 おわりに

本研究では個人毎に異なるプロモーションである FSP が購買行動へ与える影響度を推定するために来店・購買生起を状態空間モデルの枠組みで構築し, スーパーマーケットの 1 年間の購買データを用いて検証した. 来店・購買生起行動をプロモーション効果は購買生起行動へ影響すると仮定しモデル化し, 粒子フィルタで時変回帰係数の時間的な変動を推定した. その結果, 高価格帯の商品ではプロモーション効果は継続的に続くが, 低価格帯では長期的にはプロモーション効果が減衰するという違いがあることを示した.

今後の課題として, 本研究で提案したモデルが実際のプロモーション活動において以下のように活用し, 効果を検証する必要がある. 具体的には毎月発行する FSP のプロモーションの内容を, 本研究で得られた推定値を用いてプロモーション効果の推定値を用いて最適化することがあげられる.

参考文献

- [1] Bass, F. M., N. Bruce, S. Majumdar, and B. P. S. Murthi, Wearout Effects of Different Advertising Themes: A Dynamic Bayesian Model of the Advertising-Sales Relationship, *Marketing Science*, Vol. 26, No. 2, 179–195 (2007).
- [2] Blattberg, R. C., Briesch, R., and Fox, E. J. How Promotions Work. *Marketing Science*, 25(6), 601–603 (1995).
- [3] Bruce, N. I. Pooling and Dynamic Forgetting Effects in Multitheme Advertising: Tracking the Advertising Sales Relationship with Particle Filters, *Marketing Science*, Vol. 27, No. 4, 659–673 (2008).
- [4] Guadagni, Peter M., and John DC Little. A logit model of brand choice calibrated on scanner data, *Marketing science* 2.3: 203–238 (1983).
- [5] Gupta, S. Impact of sales promotions on when, what, and how much to buy. *Journal of Marketing Research*, 25(4), 342 – 355(1988).
- [6] Hausman, Jerry A., and David A. Wise. A conditional probit model for qualitative choice: Discrete decisions recognizing interdependence and heterogeneous preferences, *Econometrica: Journal of the econometric society*: 403–426 (1978).
- [7] J. Kennedy and R. Eberhart: Particle Swarm Optimization, in *IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942–1948, (1995).
- [8] Kitagawa, Genshiro. Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models, *Journal of computational and graphical statistics* 5.1: 1–25 (1996).
- [9] Kitagawa, G. A self-organizing state-space model, *J. Am. Stat. Assoc.*, 93(443), 1203–1215 (1998).
- [10] Kondo, Fumiyo N., and Genshiro Kitagawa. Time series analysis of daily scanner sales: extraction of trend, day-of-the-week effect and price promotion effect, *Marketing Intelligence & Planning* 18(2) 53–66 (2000).
- [11] Krishnamurthi, L., and Raj, S. P. A model of brand choice and purchase quantity price sensitivities. *Marketing Science*. (1988)
- [12] 阿部 誠. 「コメント (日本統計学会 75 周年記念特集 (3)) - (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*, 第 38 巻 1 号, pp.21–23.(2008)
- [13] 青柳 憲治, 佐藤 忠彦. 3 階層多変量状態空間モデリングによる動的市場反応形成メカニズムの解明. *日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌*, 58(0), 70–100 (2015).
- [14] 北川源四郎: 時系列解析入門, 岩波書店, 2005.
- [15] 佐藤 忠彦, 樋口 知之. 動的個人モデルによる購買生起行動の解析. *マーケティング・サイエンス*, 16(1-2), 49–73 (2007).
- [16] 佐藤忠彦, 樋口知之: 動的個人モデルによる購買生起行動の解析, *日本統計学会論文誌 シリーズ J*, 38, pp.1–19 (2008).
- [17] 佐藤忠彦, 樋口知之: ビックデータ時代のマーケティング, 講談社, 2013.
- [18] 本橋 永至, 樋口 知之. 市場構造の変化を考慮したブランド選択モデルによる購買履歴データの解析. *マーケティング・サイエンス*, 21(1), 37–59 (2013).
- [19] 山口 類, 土屋 映子, 樋口 知之. 状態空間モデルを用いた飲食店売上の要因分解. *オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学*, 49(5), 316–324 (2004).