

百貨店における顧客の来店行動メカニズムについて 階層ベイズポアソン回帰モデルによる来店行動分析

山 田 浩 喜

概 要

本研究の目的は、百貨店店舗で実際に行われている小売ミックスが既存顧客の来店行動にどのように影響するのかを明らかにすることである。具体的には、当該業態特有のマーケティング変数と顧客の来店行動の関係性を、階層ベイズポアソン回帰モデルの枠組みでモデル化する。説明変数となるストアロイヤルティ、ダイレクトメール、イベント催事の形成メカニズムもモデル化している点が本研究の特徴的な部分である。モデルの推定結果からは、百貨店の顧客来店回数に対してダイレクトメールが最も影響を与えることが確認できた。小売ミックスのウェイトパラメータの結果からは、ダイレクトメールの中で最も顧客が重視するのはポイント・特典を告知したダイレクトメール、イベント催事の中で最も顧客が重視するのは御中元であることが明らかにできた。

1. はじめに

現在、消費者の百貨店離れが著しい。2018年に実施されたマイボイスコム調査によると、百貨店を月に1回以上利用している消費者は、2012年の調査に比べて大幅に下がっている（日本流通新聞，2018）。百貨店は、スーパーやコンビニエンスストアなどよりも高マージン（利益率）を指向する（田村，2007）小売業態であるため、既存顧客の購買頻度の増加（減少）が百貨店利益の増加（減少）に大きく影響してしまう。

顧客関係性マネジメント（Customer Relationship Management, 以降 CRM）は、既存顧客を維持するために有効な戦略であるといわれている。百貨店実務では、CRMを重視した小売マーケティング戦略を展開するにあたって、RFM分析を行うことが多い。RFM分析とは、R（直近購入時期）、F（一定期間購買頻度）及びM（購買金額）を顧客毎に集計し、百貨店店舗において価値のある顧客を識別する手法である。RFM分析は単純で、店舗で保有する顧客データベースを活用し顧客評価ができるため、小売実務において活用例が多い。しかし、百貨店実務でなされるRFM分析は、前述の3指標をデータから集計しているだけであり、百貨店店舗が行うマーケティング活動（小売ミックス）が、既存顧客

* 岐阜聖徳学園大学経済情報学部。連絡先：h_yamada@gifu.shotoku.ac.jp

の購買頻度や購買金額にどの程度影響しているかの評価はできていない。すなわち顧客分類を行っているだけであり、RFM分析だけを用いて、CRM的観点でマーケティング施策を高度化するには限界がある。

本研究の目的は、百貨店店舗で実際に行われている小売ミックスが百貨店顧客の来店行動にどのように影響するのかを明らかにし、百貨店のマーケティング施策を高度化するための知見を抽出することである。フリークエント・ショッパーズ・プログラム (FSP) の実施により蓄積したID付POSデータから、顧客一人一人の百貨店への来店行動のメカニズムの違いを評価する。本研究では、このメカニズムの違いを構造異質性と呼ぶ。モデル化は階層ベイズポアソン回帰モデルの枠組みで行い、推定にはマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC法) を用いる。この種の既存研究では、主にスーパーマーケットを対象としているものが多い。本研究では、スーパーマーケット業態ではなく百貨店の顧客来店行動に焦点を当て、当該業態特有の変数をモデルの説明変数として用いる。これらにより、百貨店業態特有の顧客来店行動が検証できる。さらに、階層モデルに顧客属性を組み込むことによって、小売ミックスに対応する反応パラメータと顧客属性との関係が明らかにでき、百貨店の既存顧客の来店回数を高める効率的な小売ミックスに関する知見を得ることができる。

本稿の残りの部分は次のように構成する。第2節では提案モデルの詳細を示す。第3節では第2節で提案したモデルを実際のデータへ適用した結果を示し、百貨店マーケティング高度化のための示唆を抽出する。第4節はまとめと今後の課題である。

2. モデル

2.1 個体内モデル

本研究では、百貨店のID付POSデータ及び顧客属性データを用いて、顧客の来店行動(来店回数)のメカニズムをモデル化する。来店回数には、顧客のストアロイヤルティと百貨店のマーケティング活動が影響すると仮定し、それら変数間のメカニズムをポアソン回帰モデルの枠組みで表現する。ストアロイヤルティとは、慣性的来店行動のことである。本研究では、ストアロイヤルティを後述の通りモデル化し、個体内モデルの説明変数として取り込む。以降では、 i ($i=1, \dots, 5000$)、 t ($t=1, \dots, 12$, 単位は月) は消費者、時点をそれぞれ示す。

(1) 式は顧客 i の時点 t での来店回数 y_{it} に関するモデルを示し、本研究ではポアソン分布に従うと仮定する。

$$\Pr(Y_{it} = y_{it} | \lambda_{it}) = \frac{\lambda_{it}^{y_{it}} \exp(-\lambda_{it})}{y_{it}!} \quad (1)$$

(1) 式中、 $\lambda_{it} (> 0)$ は平均および分散を示すパラメータである。(2) 式は、全ての顧客、時点で独立であると仮定し導出した尤度になる。

$$L = \prod_{i=1}^{5000} \prod_{t=1}^{12} \frac{\lambda_{it}^{y_{it}} \exp(-\lambda_{it})}{y_{it}!} \quad (2)$$

本研究ではさらに、 $\lambda_{it} (> 0)$ の対数が顧客のストアロイヤルティ、及び百貨店のマーケティング活動 (DM とイベント催事) によって説明されると仮定する。(3) 式はその構造を示している。

$$\log(\lambda_{it}) = \beta_i^{(0)} + \beta_i^{(1)} LOY_{it} + \beta_i^{(2)} DM_{it} + \beta_i^{(3)} EVE_{it} \quad (3)$$

$\beta_i = (\beta_i^{(0)}, \beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \beta_i^{(3)})^p$, $\mathbf{x}_{it} = (1, LOY_{it}, DM_{it}, EVE_{it})^p$ とすると (tp は転置を意味する), (3) 式の構造は (4) 式と同じ意味である。

$$\lambda_{it} = \exp(\mathbf{x}_{it}^p \beta_i) \quad (4)$$

(3) 式中、 LOY_{it} 、 DM_{it} 、 EVE_{it} は、第 t 月の顧客 i のストアロイヤルティ変数、A 百貨店が送付したダイレクトメール (DM) 変数、百貨店で開催したイベント催事変数をそれぞれ示す。これらは次小節で詳説する。 $\beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \beta_i^{(3)}$ は顧客 i のそれら変数への反応を示すパラメータ、 $\beta_i^{(0)}$ は切片である。

2.2 スタロイヤルティと小売ミックスの構造モデル

本研究では、ストアロイヤルティ変数、ダイレクトメール変数、イベント催事変数をモデル化する。表 1 には、それぞれの変数を構成する観測変数を示す。

ストアロイヤルティ変数は、Guadagni and Little (1983) がブランド選択モデルで用いたロイヤルティ変数を援用しモデル化する。(5) 式が、本研究で用いた第 t 月の顧客 i のストアロイヤルティ LOY_{it} のモデルになる。

$$LOY_{it} = \zeta_i LOY_{it-1} + (1 - \zeta_i) y_{it-1}, \quad 0 \leq \zeta_i \leq 1 \quad (5)$$

ζ_i はストアロイヤルティの更新の程度を決める平滑化パラメータであり、 $0 \leq \zeta_i \leq 1$ を満たす。

(6) 式がダイレクトメール変数のモデルになる。

$$DM_{it} = \gamma_{i1}dm_{it1} + \gamma_{i2}dm_{it2} + \dots + \gamma_{i7}dm_{it7} + \left(1 - \sum_{h=1}^7 \gamma_{ih}\right)dm_{it8} \quad (6)$$

dm_{it} は、顧客 i に第 t 月に送付された商品カテゴリー h (表 1 参照; 全 8 カテゴリー) の情報が記載された DM 枚数であり、個人毎に異なる。また、 $\gamma_i = (\gamma_{i1}, \dots, \gamma_{i7})^p$ は (7) 式の制約を満たす個人毎のパラメータを示す。

$$\sum_{h=1}^8 \gamma_{ih} = 1, \quad 0 \leq \gamma_{ih} \leq 1 \quad (7)$$

(8) 式はイベント催事変数のモデルになる。

$$EVE_{it} = \delta_{i1}eve_{it1} + \delta_{i2}eve_{it2} + \dots + \delta_{i5}eve_{it5} + \left(1 - \sum_{j=1}^5 \delta_{ij}\right)eve_{it6} \quad (8)$$

eve_{ij} は第 t 月におけるイベント催事 j (表 1 参照; 全 6 イベント催事) の開催の有無 (開催; 1, 非開催; 0) を示し、全顧客共通の値となる。また、 $\delta_i = (\delta_{i1}, \dots, \delta_{i5})^p$ は (9) 式の制約を満たす個人ごとのパラメータである。

$$\sum_{j=1}^6 \delta_{ij} = 1, \quad 0 \leq \delta_{ij} \leq 1 \quad (9)$$

ウェイトパラメータ γ と δ は、その値が 1 に近い要素ほどダイレクトメール変数やイベント催事変数の構成に対して、当該要素が強く影響することを示す。

(5) 式、(6) 式、(8) 式に示したモデルによって、ストアロイヤルティ変数、ダイレクトメール (DM) 変数、そしてイベント催事変数の形成メカニズムが消費者毎に評価できる。これらのモデルと (3) 式に示した反応パラメータ β を同時に検証すれば、百貨店の CRM 戦略を高度化するためのきめの細かい知見を獲得できる。なお、本小節で示したモデル化に関しては、山田・佐藤 (2012) でも採用された考え方である。

表 1 スタロイヤルティ、ダイレクトメール、イベント催事を構成する観測変数

統合変数	観測変数	統合変数	観測変数	統合変数	観測変数
ストアロイヤルティ	$\{LOY_{it}, 1 \text{ 期前の来店回数 } \{y_{it-1}\}$	ダイレクトメール	DM _{it}	イベント催事	EVE _{it}
		ブランド雑貨DM	dm_{it1}	お中元ギフトセンター	eve_{it1}
		リビングDM	dm_{it2}	お歳暮ギフトセンター	eve_{it2}
		食品DM	dm_{it3}	北海道展	eve_{it3}
		紳士DM	dm_{it4}	その他物産展	eve_{it4}
		婦人DM	dm_{it5}	外国展	eve_{it5}
		宝飾時計DM	dm_{it6}	文化催事	eve_{it6}
		カード優待DM	dm_{it7}		
		全体催事DM	dm_{it8}		

観測変数はイベント催事の実施の有無である

観測変数はDMの送付枚数である

2.3 階層モデル

本小節では、階層モデルを説明する。階層モデルは、異質なパラメータの背後に仮定する共通性のメカニズムを示すモデルで、本研究では、前述した $\beta_i = (\beta_i^{(0)}, \beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \beta_i^{(3)})^p$ 、 $\zeta_i = (\zeta_{i1}, \dots, \zeta_{i7})^p$ 、 $\gamma_i = (\gamma_{i1}, \dots, \gamma_{i7})^p$ 、 $\delta_i = (\delta_{i1}, \dots, \delta_{i5})^p$ 、それぞれに階層モデルを設定する。いずれの階層モデルでも、表2に示す $\mathbf{Z}_i = (1, z_{i1}, \dots, z_{i10})^p$ を説明変数とする。

(10) 式は β_i の階層モデルである。

$$\beta_i = \theta \mathbf{Z}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i, \quad \boldsymbol{\varepsilon}_i \sim N(\mathbf{0}, \Sigma) \quad (10)$$

θ は全顧客共通の係数行列（4行×11列）、 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ は（4行×1列）の誤差項ベクトル、 Σ は分散共分散行列（4行×4列）を示す。同様に ζ_i 、 γ_i 、 δ_i にも階層モデルを仮定する。これらのパラメータの階層モデルは、 γ_{im} を例にとって示せば、 $\gamma_{im}^* = \exp(\gamma_{im}^*) / \sum_{h=1}^7 \exp(\gamma_{ih}^*)$ を並べた $\gamma_i^* = (\gamma_{i1}^*, \gamma_{i2}^*, \dots, \gamma_{i7}^*)^p$ を被説明変数ベクトルとする。(11) 式、(12) 式、(13) 式が、 ζ_i 、 γ_i 、 δ_i の階層モデルである。

$$\zeta_i^* = \sigma^p \mathbf{Z}_i + \mathbf{o}_i, \quad \mathbf{o}_i \sim N(\mathbf{0}, \Omega) \quad (11)$$

$$\gamma_i^* = \pi \mathbf{Z}_i + \boldsymbol{\mu}_i, \quad \boldsymbol{\mu}_i \sim N(\mathbf{0}, \Phi) \quad (12)$$

$$\delta_i^* = \rho \mathbf{Z}_i + \mathbf{v}_i, \quad \mathbf{v}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{X}) \quad (13)$$

σ 、 π 及び ρ は、(11行×1列)の係数ベクトル、(7行×11列)の係数行列、(5行×11列)の係数行列を示す。また、 \mathbf{o}_i 、 $\boldsymbol{\mu}_i$ 及び \mathbf{v}_i は、誤差項（スカラー）、(7行×1列)の誤差項ベクトル、(5行×1列)の誤差項ベクトルをそれぞれ示し、 Ω 、 Φ 及び \mathbf{X} は、分散、(7行×7行)の分散共分散行列及び(5行×5行)の分散共分散行列をそれぞれ示す。

表2 階層モデルで用いられる顧客属性

顧客属性			
性別	z_{i1}	16:00以降来店割合	z_{i6}
年齢の対数	z_{i2}	ヘビー顧客	z_{i7}
外商扱い	z_{i3}	ミドル顧客	z_{i8}
店舗間距離の対数	z_{i4}	1来店当たり購買金額の対数	z_{i9}
土日祝日来店割合	z_{i5}	食品購買金額比率	z_{i10}

2.4 概念モデルと推定方法

図1は、2.1節から2.3節に示した提案モデルの概念図を示す。図に示すように、個体内モデルの説明変数が構造化されている点が本モデルの特徴的な部分である。

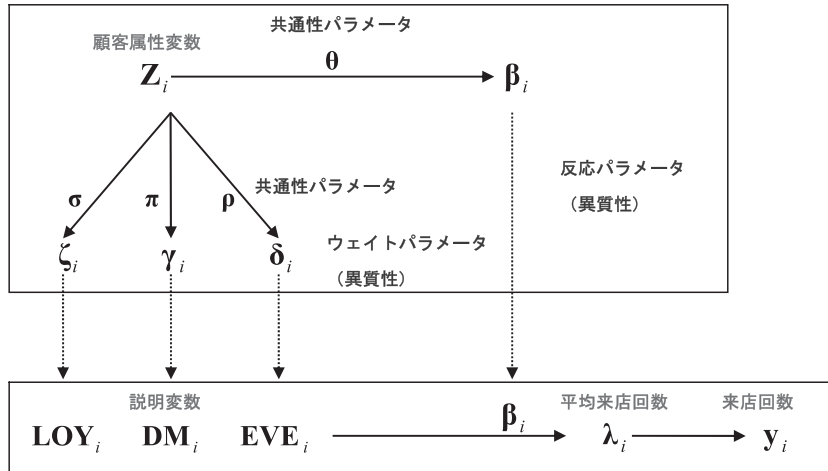


図1 概念モデル

提案モデルの推定はマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC 法) で行う。繰り返し回数を 20,000 回とし、はじめの 10,000 回はバーンイン期間として設定した。 β_i および ζ_i 、 γ_i 、 δ_i の発生にメトロポリス・ヘイスティングスサンプラー、階層モデルのパラメータの発生にはギブスサンプラーを用いる。

2.5 構造異質性の評価概念モデルと推定方法

本研究では、前述したモデルの MCMC の履歴を用いて、個体内モデルの構造異質性を評価する。個人毎に $\beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \beta_i^{(3)}$ のそれぞれで、(14) 式に示す 95% HPD リージョンを算定する。さらに、95% HPD リージョンが 0 を含まない場合は対応する変数は意味がある (有意)、0 を含む場合は対応する変数は意味が無い (非有意) と判定する。

$$\left(a_i^{(j)}, b_i^{(j)}\right): \Pr\left(a_i^{(j)} < \beta_i^{(j)} < b_i^{(j)} \mid \{y_i\}, \{LOY_i, DM_i, EVE_i\}\right) = 0.95 \quad (14)$$

通常モデル比較では、個人毎のパラメータ値の違いは評価できるが、その生起メカニズムの個人差 (構造異質性) は評価していない。本小節に示す考え方に基づきモデルを評価すれば、フルモデル (全説明変数を投入したモデル) を推定すれば、個人毎の構造の異質性とパラメータ値の違いを同時に評価できる。このアプローチを採用すれば、複数のモ

デル推定を行わずとも一つの推定で様々な議論が簡便に実現でき、検証に要する時間短縮が実現できる。表3には、本提案モデルでありうる構造異質性のパターンを示した。

この周辺は、 L_1 型正則化法（lasso：Least Absolute Shrinkage and Selection Operator）（川野・廣瀬・立石・小西，2010）をベイズ的に拡張すれば、より洗練したアプローチで構造異質性の評価が実現できる。本論文では対象としないが、今後の発展を見据えた場合重要な統計技術であるため指摘しておく。

表3 構造異質性のパターン

	ストアロイヤルティ	ダイレクトメール	イベント催事
モデル1	○	○	○
モデル2	×	○	○
モデル3	○	○	×
モデル4	○	×	○
モデル5	×	○	×
モデル6	×	×	○
モデル7	○	×	×
モデル8	×	×	×

3. 分析結果

本節では、前節に示したモデルを実際のID付POSデータに適用した結果を示す。

3.1 分析データの概要

本研究では、名古屋地区A百貨店における年間（2008年4月1日～2009年3月31日）のID付POSデータ及びデモグラフィックデータを用いた。はじめに、総顧客数157,616名の内、2008年4月1日～2009年3月31日の間の店舗総売上の80%を構成する優良顧客41,876名（全顧客数の26.6%）を抽出した。その後、優良顧客41,876名からランダムサンプルにより5,000名を分析対象顧客として選択した。表4は、対象顧客5,000名の1年間の来店回数の統計量である。対象顧客の年間平均来店回数は17.9回、最大来店回数は267回、最小来店回数は1回であった。

表5には、A百貨店が対象顧客に対して行ったマーケティング活動を示した。左表は商品カテゴリー別のダイレクトメール（DM）の顧客一人への平均送付枚数の状況を示す。DMの内容は、新商品等の案内やカード優待の告知である。カード優待はハウスカード割引率の拡大キャンペーン（例、5%割引→10%割引）、全体催事は複数の商品カテゴリーをまたいだ案内（例：婦人服とリビング用品）である。右表はA百貨店の催事場で行われた月ごとの主なイベント催事の有無（有1，無0）を示す。お中元はお中元ギフトセンターの開設の有無、お歳暮はお歳暮ギフトセンターの開設の有無を意味する。物産展は全国百

貨店の中で最も売上が大きい北海道物産展とその他の物産展とを分けて示した。イベントは他にイタリア展やフランス展のような外国展、商品販売を目的にしない文化催事といったものもある。なお、DMは対象顧客毎に異なるマーケティング活動であり、イベントは全ての対象顧客に共通する。

表4 年間来店回数

	平均値	標準偏差	最大値	最小値
年間来店回数	17.9	19.1	267.0	1.0

表5 A百貨店のマーケティング活動（DM，イベント催事）

	平均値	標準偏差	最大値	最小値		お中元	お歳暮	北海道展	他物産展	外国展	文化催事
ブランド雑貨DM	0.4	0.6	3.0	0.0	2008年4月	0	0	0	0	1	0
リビングDM	0.3	0.7	5.0	0.0	2008年5月	0	0	0	1	0	0
食品DM	3.5	2.2	11.0	0.0	2008年6月	1	0	0	0	0	0
紳士DM	0.6	1.0	7.0	0.0	2008年7月	1	0	0	0	0	1
婦人DM	1.1	1.5	9.0	0.0	2008年8月	0	0	0	0	0	0
宝飾時計DM	0.1	0.3	1.0	0.0	2008年9月	0	0	1	0	0	0
カード優待DM	1.6	0.7	2.0	0.0	2008年10月	0	0	1	0	1	0
全体催事	7.9	2.7	12.0	0.0	2008年11月	0	1	0	1	1	1
総計	15.4	6.3	38.0	1.0	2008年12月	0	1	0	0	0	1
					2009年1月	0	0	0	1	0	1
					2009年2月	0	0	0	0	0	0
					2009年3月	0	0	1	0	0	0

表6 購買金額と食品購買金額比率

	平均値	標準偏差	最大値	最小値
年間購買金額	334,586	985,971	61,592,419	99,614
1来店当購買金額	34,592	94,744	4,737,878	1,028
食品購買金額比率	13.7%	20.4%	100.0%	0.0%

表6は、年間及び1来店当たりの購買金額、購買金額に食品が占める金額の割合（食品購買金額比率）を示す。顧客1人当たりの年間平均購買金額は334,586円（1来店当平均購買金額34,592円）、最大購買金額は61,592,419円（1来店当最大購買金額4,737,878円）、最小購買金額は99,614円（1来店当最小購買金額1,028円）である。食品購買金額比率は平均で13.7%、最大で100%（食品しか購買しない）、最小で0%（全く食品を購買しない）であった。

表7は、土日及び祝日の来店割合と16時以降の来店割合を示す。土日祝日購買割合が50%未満（どちらかというと平日に購買する割合が高い）の構成比が63.9%、16時以降購買割合が50%未満（どちらかというとして16時前に購買する割合が高い）の構成比が60.6%である。この結果は顧客のA百貨店への来店性向を示す。

表 7 土日及び祝日の年間購買割合、16時以降の年間購買割合

土日祝日購買割合	人数	構成比	16時以降購買割合	人数	構成比
10%未満	772	15.4%	10%未満	994	19.9%
10%以上20%未満	626	12.5%	10%以上20%未満	513	10.3%
20%以上30%未満	708	14.2%	20%以上30%未満	522	10.4%
30%以上40%未満	583	11.7%	30%以上40%未満	493	9.9%
40%以上50%未満	504	10.1%	40%以上50%未満	506	10.1%
50%以上60%未満	503	10.1%	50%以上60%未満	517	10.3%
60%以上70%未満	384	7.7%	60%以上70%未満	450	9.0%
70%以上80%未満	264	5.3%	70%以上80%未満	361	7.2%
80%以上90%未満	259	5.2%	80%以上90%未満	339	6.8%
90%以上	397	7.9%	90%以上	305	6.1%
総計	5,000	100.0%	総計	5,000	100.0%

顧客属性として、性別、年齢、A百貨店と顧客の自宅との距離（実際はA百貨店と顧客の居住する市町村役所との直線距離）及び外商カードの有無が利用可能である。表8はそれら属性の分布状況である。予想される通り女性の構成比が高く（86.5%）、年齢は30～50歳代が中心で平均年齢は49.4歳である。店舗と自宅との距離は、平均で12.8kmであり、10kmまでの近隣顧客が多い。A百貨店の外商顧客構成比は32.2%であった。さらに本研究ではランダムサンプル前の優良顧客41,876名のうち、年間購買金額上位3割をヘビー顧客、次の上位3割をミドル顧客として設定して顧客属性に含めた。

表 8 対象顧客属性の集計結果

性別	人数	構成比	店舗間距離	人数	構成比
男性	673	13.5%	3km未満	499	10.0%
女性	4,327	86.5%	3km以上5km未満	1,398	28.0%
総計	5,000	100.0%	5km以上10km未満	1,085	21.7%
			10km以上15km未満	779	15.6%
			15km以上20km未満	374	7.5%
			20km以上25km未満	140	2.8%
			25km以上30km未満	234	4.7%
			30km以上35km未満	259	5.2%
			35km以上40km未満	54	1.1%
			40km以上	178	3.6%
			総計	5,000	100.0%
			外商	人数	構成比
			外商	1,610	32.2%
			外商以外	3,390	67.8%
			総計	5,000	100.0%

なお、顧客属性の内、「土日祝日来店割合」、「16:00以降来店割合」、「ヘビー顧客」、「ミドル顧客」、「1来店当り購買金額」、「食品購買比率」の顧客の購買行動特性を示す変数は、前年度（2007年4月1日～2008年3月31日）の情報、その他の「性別」、「年齢」、「外商扱い」、「店舗間距離」は当年度（2008年4月1日～2009年3月31日）の情報である。

3.2 構造異質性の検証

本小節には、2.5節に示した反応パラメータ β のMCMCの発生履歴を用いた顧客来店行動の構造異質性の検証結果を示す。表9は個人ごとの反応パラメータ β の事後統計量の算定結果である。「事後平均」は顧客全体の事後平均値である。反応パラメータの平均値（顧客全体の平均値）を見ると、ダイレクトメール（0.384）が最も高く、ストアロイヤルティ（0.161）、イベント催事（0.099）が続く。

2.5節で示した考え方にに基づき、顧客毎に反応パラメータ $\beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \beta_i^{(3)}$ のそれぞれで95%HPDリージョンを評価し、それが0を含むか否かで有意性の判定を行った。表10にはその結果を示す。個々の判定結果を表3に示した構造異質性のパターンに当てはめると、最も顧客数の多いパターンはストアロイヤルティ、ダイレクトメールが有意であるパターン（モデル3；顧客数3,279名、構成比65.6%）であり、ストアロイヤルティ、ダイレクトメール及びイベント催事の全てが有意であるパターン（モデル1；顧客数942名、構成比18.8%）、ストアロイヤルティのみが有意であるパターン（モデル7；顧客数452名、構成比9.0%）が続く。モデル1（全てが有意であるモデル）の事後平均の平均値を見ると、ダイレクトメールが最も大きく安定して来店回数に正の影響を与えている。イベント催事、ストアロイヤルティもダイレクトメールよりは影響度合いは小さいが、来店回数に正の影響を与えている。モデル3（ストアロイヤルティとダイレクトメールが有意であるモデル）の事後平均の平均値もダイレクトメールが最も大きく来店回数に影響を与えていることを表している。先行的研究（Guadagni and Little,1983；Gupta,1988；Seetharaman,Ainslie and Chintagunta,1999）には、ブランド選択、カテゴリー購買生起に対してロイヤルティ変数がマーケティング変数よりもその行動に強く影響することが示されている。しかし、全体傾向で見る限り本研究で対象とした顧客の来店行動の場合、ロイヤルティ変数はマーケティング変数よりもその影響度が小さく、先行研究とは違う。この違いが、対象とした行動の違いによって生じているのか、対象とした小売業態の違いによって生じているのかは、本研究だけでは判断できないため、今後の検証課題としたい。

表9 反応パラメータ β の推定値

	平均値	最大値	最小値
定数項	-0.220	2.675	-3.831
ストアロイヤルティ	0.161	0.566	0.007
ダイレクトメール	0.384	1.396	-0.319
イベント催事	0.099	0.396	-0.148

表 10 構造異質性の評価

	人数	構成比	ストアロイヤルティ	ダイレクトメール	イベント催事
			事後平均の平均	事後平均の平均	事後平均の平均
モデル1	942	18.8%	0.175	0.441	0.224
モデル2	7	0.1%	***	0.215	0.207
モデル3	3,279	65.6%	0.176	0.437	***
モデル4	107	2.1%	0.093	***	0.211
モデル5	80	1.6%	***	0.235	***
モデル6	24	0.5%	***	***	0.213
モデル7	452	9.0%	0.093	***	***
モデル8	109	2.2%	***	***	***
総計	5,000	100.0%			

図2には、モデル1とモデル3の顧客毎の事後平均がどのような範囲で分布しているかを示した。ここでも同様に、ダイレクトメールのほうがストアロイヤルティよりも来店回数に影響することがわかる。しかし、ストアロイヤルティの分布の散らばりは、ダイレクトメールの分布の散らばりが小さく、その意味では顧客間の異質性が小さい。モデル1や3のようなメカニズムで来店している顧客を対象とした場合、全体を底上げするという意味では顧客のストアロイヤルティを高める施策、一方で即時的に来店回数を増加させるという意味では顧客の異質性を考慮したダイレクトメール戦略が有効だと分かる。他の来店構造に関しても同様の考え方で検証できるが、紙幅の都合上割愛する。

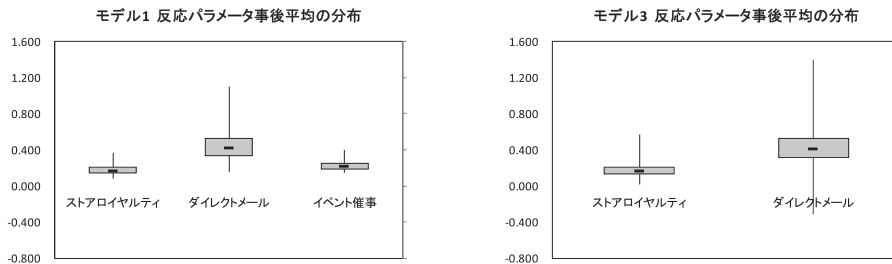


図 2 主要モデルの反応パラメータ事後平均の分布

表 11 共通性パラメータ θ の推定値

	定数項	ストアロイヤルティ	ダイレクトメール	イベント催事
定数項	7.484 *	-0.559 *	-0.883 *	-0.211
性別	0.039	-0.005	-0.097 *	-0.032
年齢(対数)	-0.038	0.026 *	-0.036 *	-0.006
外商扱い	0.056 *	0.009	0.006	0.032
店舗間距離(対数)	-0.020 *	-0.005 *	-0.031	0.023
土日祝来店割合	-0.092 *	-0.034 *	-0.002	0.188
16:00以降来店割合	0.068 *	0.013	-0.004	-0.065
ヘビー顧客	1.139 *	-0.063 *	-0.088	-0.114 *
ミドル顧客	0.423 *	-0.025 *	-0.066	0.053
1来店当たり購買金額(対数)	-0.800 *	0.071 *	0.186 *	0.010
食品購買金額比率	0.144 *	0.020	-0.155	0.099

*は有意水準0.05であることを示している

表 11 には、反応パラメータの階層モデルにおける回帰係数 θ の事後平均を示す。回帰係数 θ の推定値を検証すれば、ストアロイヤルティ、ダイレクトメール及びイベント催事への反応のメカニズムを評価できる。「性別」に着目すると、女性よりも男性のほうがダイレクトメールに正の反応をする。「年齢」が高くなると、ストアロイヤルティへの反応が大きくなる。「店舗間距離」が長くなる、または「土日祝日来店割合」が高い顧客は、ストアロイヤルティへの反応が低い傾向である。「ヘビー顧客」、「ミドル顧客」は、ストアロイヤルティの反応に負の影響を与える。また、「ヘビー顧客」はイベント催事の反応にも負の影響を与える。「1 来店当りの購買金額」が高くなると、ストアロイヤルティ、ダイレクトメールの反応に正の影響を与える。このように、顧客属性の違いによって反応パラメータの生起メカニズムに違いが生じる。

3.3 構造モデルのウェイトパラメータ ζ の検証

表 12 には、ストアロイヤルティのウェイトパラメータ ζ の事後平均と有意性検証結果（判断方法は 3.2 節と同様）を示す。表に示す事後平均は顧客全体の平均値である。事後平均を見ると、ストアロイヤルティは「1 期前来店回数」と「1 期前のストアロイヤルティ」が同程度影響して構成されている。

表 13 には、 ζ の階層モデルの回帰係数 σ の推定値を示した。回帰係数 σ の推定値を確認すれば、顧客属性の違いによって生じるストアロイヤルティの形成メカニズムの違いを評価できる。ここでは、95% HPD リージョンの意味で有意になった「性別」、「外商扱い」、「土日祝来店割合」、「16 時以降来店割合」及び「ミドル顧客」に着目する。男性顧客、外商扱いの顧客、土日祝日に来店する割合の高い顧客、16 時以降に来店する割合の高い顧客の場合、1 期前（過去）のストアロイヤルティの影響度が高まる傾向だといえる。また、年間購買金額が突出して高くはないがある程度年間購買の高い顧客層（ミドル顧客層）は、前月の購買回数が影響してストアロイヤルティが形成される傾向である。

表 12 スストアロイヤルティのウェイトパラメータ ζ の推定値

ストアロイヤルティ変数(統合変数)	事後平均	有意である	
		人数	構成比
1期前ストアロイヤルティ	0.516	1,657	33.1%
1期前来店回数	0.484	***	***

表 13 共通性パラメータ σ の推定値

	1期前ストアロイヤリティ
定数項	-5.685 *
性別	-2.385 *
年齢(対数)	1.114
外商扱い	1.215 *
店舗間距離(対数)	-0.038
土日祝来店割合	0.589 *
16:00以降来店割合	2.139 *
ヘビー顧客	0.470
ミドル顧客	-0.647 *
1来店当たり購買金額(対数)	0.272
食品購買金額比率	1.283

*は有意水準0.05であることを示している

3.4 構造モデルのウェイトパラメータ γ の検証

表 14 には、ダイレクトメールのウェイトパラメータ γ の事後平均（顧客全体の平均値）と有意性検証結果を示す。DM 変数の構成には、「カード優待 DM」が最も強く影響し、「リビング DM」、「ブランド雑貨 DM」、「紳士 DM」が続く。逆に「食品 DM」の影響は小さい。以上から考えれば、顧客はカード割引率の拡大キャンペーン（ポイント・特典）、買回品の新商品（トレンド）を告知するダイレクトメールを重視しているとわかる。

表 15 には、回帰係数 π の推定値を示した。「性別」を見ると、女性は食品と宝飾時計を除いたすべてのカテゴリーの DM を重要視しているとわかる。「店舗間距離」の長い顧客は、ブランド雑貨、婦人及び宝飾時計関連の DM を重要視している。「土日祝日来店割合」の高い顧客は、リビング関連の DM を重視しているのに対し、平日来店傾向の顧客は紳士、婦人及び宝飾時計の DM を重視する傾向である。その他の顧客属性についても同様に回帰係数を確認することによって、ダイレクトメールの重視度の違いを評価できる。

表 14 ダイレクトメールのウェイトパラメータ γ の推定値

ダイレクトメール変数(統合変数)	事後平均	有意である	
		人数	構成比
ブランド雑貨DM	0.128	5,000	100.0%
リビングDM	0.131	5,000	100.0%
食品DM	0.084	5,000	100.0%
紳士DM	0.128	5,000	100.0%
婦人DM	0.107	4,991	99.8%
宝飾時計DM	0.120	5,000	100.0%
カード優待告知DM	0.188	5,000	100.0%
全体催事告知DM	0.115	***	***

表 15 回帰係数 π の推定値

	ブランドDM	γ_{11}	リビングDM	γ_{12}	食品DM	γ_{13}	紳士DM	γ_{14}	婦人DM	γ_{15}	宝飾時計DM	γ_{16}	カード優待店ADDM	γ_{17}
定数項	1.078	*	-0.508		-0.307		-0.284		-0.368		0.181		0.159	
性別	0.229	*	0.423	*	-0.204	*	0.126	*	0.502	*	-0.141		0.275	*
年齢(対数)	-0.017		0.020		-0.299	*	0.086		-0.074		0.034		0.457	*
外商扱い	-0.015		-0.274	*	0.036		0.169	*	0.184	*	0.079		0.534	*
店舗間距離(対数)	0.102	*	-0.120	*	0.019		-0.058	*	0.083	*	0.045	*	-0.010	
土日祝来店割合	0.004		0.392	*	0.102		-0.589	*	-0.339	*	-0.239	*	-0.159	*
16.00以降来店割合	-0.587	*	0.028		-0.197		-0.106		-0.021		0.620	*	0.247	*
ヘビー顧客	0.059		0.327	*	-0.076		-0.068		-0.166		-0.145		-0.268	*
ミドル顧客	0.167	*	0.240	*	-0.030		0.127		-0.345	*	0.294	*	-0.171	*
1来店当たり購買金額(対数)	-0.202	*	0.081		0.113	*	0.066		-0.051		-0.074	*	-0.165	*
食品購買金額比率	0.775	*	1.278	*	0.395	*	0.057		0.800		-0.672	*	-0.496	*

*は有意水準0.05であることを示している

3.5 構造モデルのウェイトパラメータ δ の検証

表 16 には、イベント催事のウェイトパラメータ δ の事後平均（顧客全体の平均値）と有意性検証結果を示す。事後平均から相対的にイベント催事の構成には「御中元」が最も強く影響し、「その他物産展」、「外国展」が続いている。しかし、突出してイベント催事を構成している要素はない。

表 16 イベント催事のウェイトパラメータ δ の推定値

イベント催事変数(統合変数)	事後平均	有意である	
		人数	構成比
御中元	0.179	5,000	100.0%
御歳暮	0.163	5,000	100.0%
北海道展	0.164	5,000	100.0%
その他物産展	0.171	5,000	100.0%
外国展	0.167	5,000	100.0%
文化催事	0.156	***	***

表 17 には、回帰係数 ρ の推定値を示した。例えば、「外商扱い」を見ると、外商扱いの顧客はお歳暮ギフトセンターを重要視しているが、物産展や外国展を重要視していないことがわかる。「ヘビー顧客」を見ると、御中元ギフトセンターを重要視していないが、物産展や外国展を重要視していることがわかる。その他の顧客属性についても、同様に回帰係数を確認することによって、イベント催事の重視度の違いを把握することが可能である。

表 17 回帰係数 ρ の推定値

	御中元	δ_{11}	御歳暮	δ_{12}	北海道展	δ_{13}	他物産展	δ_{14}	外国展	δ_{15}
定数項	-0.432		0.428		0.005		-0.266		0.621	
性別	0.028		-0.018		0.162		0.135		0.165	
年齢(対数)	-0.294	*	-0.063		0.033		0.270		-0.067	
外商扱い	0.110		0.318	*	-0.130		-0.268	*	-0.268	*
店舗間距離(対数)	0.024		0.025		0.005		-0.057		-0.142	*
土日祝来店割合	-0.133		-0.562	*	-0.196		0.018		0.076	
16.00以降来店割合	-0.411	*	0.118		0.353		-0.232	*	-0.310	
ヘビー顧客	-0.294	*	0.165		-0.088		0.502	*	0.228	*
ミドル顧客	-0.354	*	-0.265	*	-0.010		0.147		-0.042	
1来店当たり購買金額(対数)	0.174	*	-0.043		-0.024		-0.020		0.087	*
食品購買金額比率	0.709	*	0.961	*	-0.364		-1.054	*	0.667	

*は有意水準0.05であることを示している

3.6 マーケティング施策への示唆

3.2節に示したように、顧客の来店メカニズムとして構成比が高いのはモデル3（ストアロイヤルティ、ダイレクトメール有意；顧客数3,279名、構成比65.6%）とモデル1（ストアロイヤルティ、ダイレクトメール、イベント催事有意；顧客数942名、構成比18.8%）であった。A百貨店が安定的に利益をあげるためには、これら構成比の高い顧客グループを維持することが必要になる。実務上の関心事は、現時点の顧客を維持するマーケティング施策に関する知見を獲得することである。そのため、本節ではモデル1及びモデル3の顧客を維持するのに有効なダイレクトメール及びイベント催事に焦点をあてて議論を進める。ストアロイヤルティは、慣性行動であるため、本節での議論は割愛する。

図3と図4のヒストグラムは、モデル1とモデル3の顧客毎のウェイトパラメータ推定値で最大のものを選び、グループ化¹の上集計したものである（山田・佐藤，2012）。図3のダイレクトメールのウェイトパラメータを見ると、モデル1（構成比51.1%）とモデル3（構成比64.3%）ともにカード優待告知DMを最も重視している顧客が最も多く、3.4節と同様に『ポイント・特典』を顧客に知らしめるダイレクトメールが有効な施策であることがわかる。それ以外にもモデル1では、リビングDM（構成比19.9%）、ブランド雑貨DM（構成比13.5%）、宝飾時計DM（構成比12.6%）が続く。モデル3では、リビングDM（構成比15.9%）、宝飾時計（構成比8.4%）、紳士DM（構成比6.6%）が続く。さらに、図4のイベント催事のウェイトパラメータを見ると、モデル1ではお中元（構成比49.4%）を最も重視している顧客が多く、その他物産展（構成比22.5%）、北海道展（構成比16.0%）が続く。これらの知見を踏まえれば、個に特化した百貨店のマーケティング施策を実現できる。例えば、メカニズムがモデル1の顧客に対しては、イベント内容を連動したダイレクトメールを送付するなどすれば、一層効果の高いマーケティング施策を実現できる。また、メカニズムがモデル3の顧客に対しては、前述したような重視する内容を的確に表現したダイレクトメールを送付などがそのイメージになる。

また、階層モデルの検証結果を組み合わせることによって、前述のマーケティング施策に有効な顧客タイプを抽出することが可能である。

¹ たとえばある顧客の「カード優待」DMが「ダイレクトメール」変数の形成に最も影響していれば、その顧客を「カード優待」に属させている。

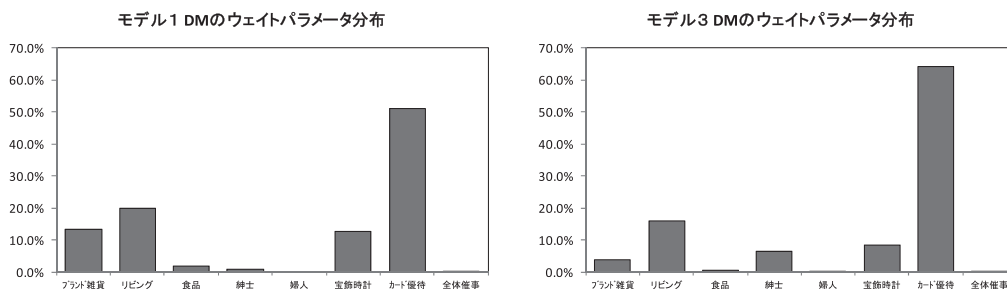


図3 ダイレクトメールのウェイトパラメータ分布（モデル1，モデル3）

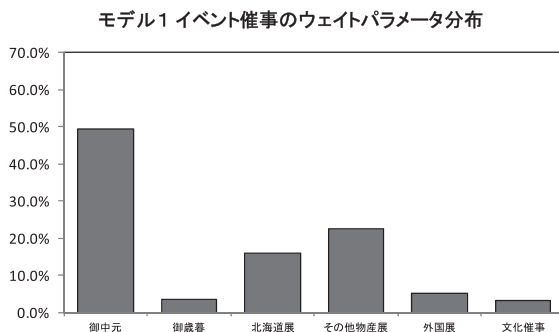


図4 イベント催事のウェイトパラメータ分布（モデル1）

4. まとめと今後の課題

本研究では、百貨店で蓄積されたID付POSデータを用いて既存顧客一人ひとりの来店行動に影響を与える要因及びメカニズムを明らかにした。来店回数には、顧客のストアロイヤリティと百貨店特有の小売ミックス（ダイレクトメールとイベント催事）が影響すると仮定し、ポアソンモデルの枠組みでモデル化した（個体内モデル）。さらにストアロイヤリティ変数、ダイレクトメール変数及びイベント催事変数を統合変数とし観測変数から形成した（構造モデル）。また、個体内モデルの反応パラメータ及び構造モデルのウェイトパラメータは、顧客属性を用いて階層モデル化し、顧客の異質性を表現した。モデルの推定には、マルコフ連鎖モンテカルロ法（MCMC法）を採用した。

反応パラメータの推定結果からは、来店回数に対してダイレクトメールが最も大きく影響し、ストアロイヤリティとイベント催事が続く。さらに構造異質性の評価から、ストアロイヤリティ、ダイレクトメール及びイベント催事の全てが有意であるパターン（モデル1）とストアロイヤリティ、ダイレクトメールが有意であるパターン（モデル3）が顧客の多数を占めていることがわかった。次にこれら2パターンのマーケティング施策に関する

るウェイトパラメータを確認した。ダイレクトメールではカード優待告知を最も重要視することがわかった。『ポイント・特典』を顧客に知らせるダイレクトメールが有効な施策であると示した先行研究と一致している。また、イベント催事の中では御中元を最も重視しており、物産展、北海道展が続き、これらイベント内容と連動したダイレクトメールを送付すれば効率的なマーケティング施策が可能となる。

これらによって、百貨店顧客特有の来店行動のメカニズムを明らかにすることができた。既存顧客の来店回数を促進することは、顧客生涯価値を高めることにつながるため、顧客がどのような小売ミックス属性を重要視するのか、どのような属性要素をつかっているのかを評価してマーケティング施策を立てることは重要である。

本研究で扱った顧客数は5,000人であり、マーケティングサイエンス分野でなされた同種の研究に比べて比較的大きなデータを用いて分析した。また、ID付POSデータにあわせて取得したイベント催事やDMといったコーザル・データを同時に用いた解析を行っており、得られた結果は百貨店マーケティングに直接的に利用可能である。これらの点が本研究の優位性を示す点になるため、ここに示しておく。

本研究には次の2点の課題が残されている。1つ目の課題は、来店回数の促進だけでは顧客生涯価値を高めることはできないという点に関連する。実際には、来店回数（頻度）に加えて、購買金額（客単価）の生起メカニズムも評価しなければ、CRMの高度化は実現できない。そのため、本研究で明らかになった構造を援用して購買金額（客単価）を高めるメカニズムを解明することが必要である。2つ目の課題は、モデル化の技術に関連することである。本研究では月別のデータを用いて検証を行った。そのため、月という集計単位よりも細かい挙動に関しては評価できていない。具体的にいえば、月初に送付されたDMと月末に送付されたDMの効果の差は評価できていないし、イベント変数も同様の点で評価できていない。この点は、月次データを使用してモデル化した本アプローチの限界である。この課題に対応するためには、月次よりも粒度の細かい日別や週別のデータを用いて検証しなければならない。しかし、単に月次で提案したモデルをそれら日別や週別のデータに適用するだけではこの課題に対応できず、データ粒度にあったモデル化が必要になる。

付 録

推定のアプローチ

1. 事前分布

MCMCにより推定を行うために、パラメータ θ, Σ に関して下記に示す事前分布を仮定する。

- ① $\boldsymbol{\theta} \sim \text{MVN}(\boldsymbol{\mu}_0, \mathbf{M}), \quad \boldsymbol{\mu}_0 = \mathbf{0}, \quad \mathbf{M} = \mathbf{f}_0 \mathbf{I}_q$
- ② $\Sigma^{-1} \sim \mathbf{W}(\mathbf{f}_0, \mathbf{F}_0), \quad \mathbf{f}_0 = K + 3, \quad \mathbf{F}_0 = 0.01 \mathbf{I}_K$
- ③ $\boldsymbol{\pi} \sim \text{MVN}(\boldsymbol{\mu}_0, \mathbf{M}), \quad \boldsymbol{\mu}_0 = \mathbf{0}, \quad \mathbf{M} = \mathbf{g}_0 \mathbf{I}_q$
- ④ $\boldsymbol{\Phi}^{-1} \sim \mathbf{W}(\mathbf{g}_0, \mathbf{G}_0), \quad \mathbf{g}_0 = 7 + 3, \quad \mathbf{G}_0 = 0.01 \mathbf{I}_7$

2. $\boldsymbol{\beta}$ と $\boldsymbol{\gamma}^*$ の事後分布

$\boldsymbol{\beta}_i$ の事後分布は下記 (A1) 式で与えられる。

$$p(\boldsymbol{\beta}_i | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \boldsymbol{\theta}, \Sigma) \propto \prod_{it=1}^T \exp(\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{x}_{it})^{y_{it}} \exp(-\exp(\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{x}_{it})) \exp\left((\boldsymbol{\beta}_i - \mathbf{Z}_i \boldsymbol{\theta}) \Sigma^{-1} (\boldsymbol{\beta}_i - \mathbf{Z}_i \boldsymbol{\theta})^{tp}\right) \quad (\text{A1})$$

また、ウェイトパラメータ $\zeta^*, \boldsymbol{\gamma}^*, \boldsymbol{\delta}^*$ の内、 $\boldsymbol{\gamma}^*$ を例にとると、

$\boldsymbol{\gamma}_i^*$ ($\boldsymbol{\gamma}_{im}^* = \exp(\boldsymbol{\gamma}_{im}^*) / \sum_{h=1}^7 \exp(\boldsymbol{\gamma}_{ih}^*)$) の事後分布は、下記 (A2) 式で与えられる。

$$p(\boldsymbol{\gamma}_i^* | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \boldsymbol{\beta}_i, \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\Phi}) \propto \prod_{it=1}^T \exp(\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{x}_{it})^{y_{it}} \exp(-\exp(\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{x}_{it})) \exp\left((\boldsymbol{\gamma}_i^* - \mathbf{Z}_i \boldsymbol{\pi}) \boldsymbol{\Phi}^{-1} (\boldsymbol{\gamma}_i^* - \mathbf{Z}_i \boldsymbol{\pi})^{tp}\right) \quad (\text{A2})$$

3. モデルの推定 (MCMC 法)

(1) $\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}^*$; メトロポリス・ヘイスティング

上記のステップは共役にならないため、メトロポリス・ヘイスティング法でサンプリングを行う。具体的には、下記 (A3) 式、(A5) 式に示すランダムウォーク法で候補を発生させ、(A4) 式、(A6) 式に示す採択確率で採択するか否かを確率的に決定する。

$$\boldsymbol{\beta}_i^{(n)} = \boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)} + \mathbf{v}_\beta, \quad \mathbf{v}_\beta \sim \text{MVN}(\mathbf{0}, \tau_\beta \mathbf{E}) \quad (\text{A3})$$

上記式中 \mathbf{E} は単位行列を示し、また τ は既知のスカラーである。また採択確率は α_β は下記 (4) 式のようになる。

$$\alpha_\beta = \min \left\{ \frac{p(\boldsymbol{\beta}_i^{(n)} | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Sigma})}{p(\boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)} | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Sigma})}, 1 \right\} \quad (\text{A4})$$

γ^* の採択確率 α_γ は (A6) 式のようになる。

$$\gamma_i^{*(n)} = \gamma_i^{*(n-1)} + \mathbf{v}_\gamma, \quad \mathbf{v}_\gamma \sim \text{MVN}(0, \tau_\gamma \mathbf{E}) \quad (\text{A5})$$

$$\alpha_\gamma = \min \left\{ \frac{p(\gamma_i^{*(n)} | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \boldsymbol{\beta}_i, \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\Phi})}{p(\gamma_i^{*(n-1)} | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \boldsymbol{\beta}_i, \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\Phi})}, 1 \right\} \quad (\text{A6})$$

ウェイトパラメータ ζ^* , $\boldsymbol{\delta}^*$ の採択確率 α_ζ , α_δ も (1) と同様に推定される。
 $\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Sigma}$, $\boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\Omega}$, $\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\Phi}$ 及び ρ, X のステップは共役の形式になるので、ギブスサンプラーによりサンプリングを行う。

(2) $\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Sigma}$; ギブスサンプリング

$$\text{vec}(\boldsymbol{\theta}) \sim N\left(\tilde{\mathbf{q}}, \mathbf{V} \otimes (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1}\right)$$

$$\text{ここで, } \tilde{\mathbf{q}} = \text{vec}(\tilde{\mathbf{Q}}), \tilde{\mathbf{Q}} = (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1} (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z} \hat{\mathbf{Q}} + \mathbf{A}_q \bar{\mathbf{Q}})^{-1}, \hat{\mathbf{Q}} = (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^p \mathbf{B}$$

\mathbf{Z} は \mathbf{Z}_n , \mathbf{B} は $\boldsymbol{\beta}_i$ を顧客全体でまとめ転置させた行列。

$$\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \sim \text{Wishart}\left(\mathbf{f}_0 + \mathbf{H}, (\mathbf{F}_0 + \mathbf{S}^p)^{-1}\right)$$

$$\text{ここで } \mathbf{S}^p = \sum_{i=1}^I (\boldsymbol{\beta}_i - \bar{\boldsymbol{\beta}}_i)(\boldsymbol{\beta}_i - \bar{\boldsymbol{\beta}}_i)^p, \quad \bar{\boldsymbol{\beta}}_i = \boldsymbol{\theta}^p \mathbf{Z}_i, \quad I \text{ は顧客数}$$

(3) $\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\Phi}$; ギブスサンプリング

$$\text{vec}(\boldsymbol{\pi}) \sim N\left(\tilde{\mathbf{r}}, \mathbf{V} \otimes (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1}\right)$$

$$\text{ここで, } \tilde{\mathbf{r}} = \text{vec}(\tilde{\mathbf{R}}), \tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1} (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z} \hat{\mathbf{R}} + \mathbf{A}_q \bar{\mathbf{R}})^{-1}, \hat{\mathbf{R}} = (\mathbf{Z}^p \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^p \mathbf{\Lambda}$$

\mathbf{Z} は \mathbf{Z}_i , $\mathbf{\Lambda}$ は γ_i^* を顧客全体でまとめ転置させた行列。

$$\Phi^{-1} \sim \text{Wishart}(\mathbf{g}_0 + \mathbf{H}, (\mathbf{G}_0 + \mathbf{T}^p)^{-1})$$

$$\text{ここで } \mathbf{T}^p = \sum_{i=1}^I (\gamma_i^* - \bar{\gamma}_i^*) (\gamma_i^* - \bar{\gamma}_i^*)^p, \quad \bar{\gamma}_i^* = \pi^p \mathbf{Z}_i, \quad I \text{ は顧客数}$$

参考文献

- Guadagni, P.M., and Little, J.D.C. (1983), “A Logit Model of Brand Calibrated on Scanner Data,” *Marketing Science*, 2, (3), Summer, pp.203-238.
- Gupta, S. (1988), “Impact of Sales Promotion on When, What and How Much to buy,” *Journal of Marketing Research*, 27 (November), pp.342-355.
- 川野秀一・廣瀬慧・立石正平・小西貞則 (2010), 「回帰モデリングと L1 型正則化法の最近の展開」, 『日本統計学会誌』, 39, (2), pp.211-242
- 日本流通新聞, 「百貨店、国内客離れ鮮明」, 2018年4月27日付.
- Seetharaman, P.B., Ainslie, A., and Chintagunta, P.K. (1999), “Investigating Household State Dependence Effects Across Categories,” *Journal of Marketing Research*, 36 (November), pp.488-500
- 田村正紀 (2007), 「第5章消費市場の発展」, 「第6章小売商業の発展」, 『流通原理』, 千倉書房, pp.156-235.
- 山田浩喜・佐藤忠彦 (2012), 「階層ベイズモデルによる百貨店の態度ベース店舗満足化構造に関する解析」, 『マーケティング・サイエンス』, 19 (1), pp.17-41.

(2019年9月19日 受付)