百貨店顧客の来店回数生起メカニズムの構造異質性の解析

山 田 浩 喜, 佐 藤 忠 彦

An Analysis of Customer's Shopping Trip Behavior to Department Store

Hiroki YAMADA and Tadahiko SATO

The purpose of this research is to reveal how the marketing mix strategy in the department store influences the customer's shopping trip behavior to the department store. The model represents the mechanism of frequency of coming to the stores with framework of an hierarchical Bayes Poisson regression model. The model includes three explanatory variables: "Store loyalty", "Direct mail", and "Events". These variables are also modeled by functional form with parameters. As a result, we could confirm that direct mail is one of the marketing mix variables that have the most effect on frequency of coming to the store.

Key words: Department store, Hierarchical Bayes Poisson Regression Model, Consumer Heterogeneity, MCMC

キーワード: 百貨店マーケティング, 階層ベイズポアソン回帰モデル, 消費者異質性, MCMC

1. は じ め に

小売業が競争優位性を構築するためには, 新規顧客の獲得よりも既存顧客の維持が優先度の高い戦略である (Fornell, 1992). 特に百貨店は, 総合スーパーやコンビニエンスストアなどよりも, 既存顧客にリピート購買を促し, 顧客生涯価値 (Customer Lifetime Value) を高めることが重要である. 総合スーパー等よりも高マージン (利益率) を指向する (田村, 2007) 業態特性により, 既存顧客の購買頻度の増加 (減少) が百貨店の利益の増加 (減少) に大きく影響してしまうのがその理由である. 既存顧客に対する有効な戦略のひとつに, 顧客関係性マネジメント (Customer Relationship Management, 以降 CRM) がある. CRM に関する戦略を構築するための基本的な分析として, RFM 分析が知られている (照井, 佐藤, 2013). R (最新購買日), F

(購買頻度) 及び M (購買金額) を顧客毎に集計し, 自社にとって価値のある顧客を識別するのである. RFM 分析は単純で, 行動データ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. 例えば CRM の核心的な概念である顧客生涯価値 (Customer Lifetime Value, 以降 CLV) に対して F (購買頻度) と M (購買金額) が正の関係, R (最新購買日) が負の関係にあることが多くの実務家に支持されている (阿部, 2011). しかし, 学術領域では CLV と RFM 指標との関係が一定していない. Malthouse and Blattberg (2005) は, 実務家と同様の関係性があることを示しているものの, 同一著者が参画している Blattberg, Malthouse, and Neslin (2009) では, CLV と RFM 指標間の関係性は明確でなく, 更なる研究の必要性が提唱されている. そのため, RFM 指標が有効なのかどうかも含めて, それら指標だけを用いた CRM 的観点でのマーケティング施策の高度化は難しい.

本研究の目的は, 百貨店で実際に行われている小売ミックス (DM 送付, イベント催事) 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. 百貨店がフリークエント・ショッ

株式会社高津製作所

(Takatsu MFG. Co., LTD.)

連絡先: 〒455-0001 名古屋港区七番町 3 丁目 22 番地

Tel : 052-661-3807

E-mail : h.yamada@takatsu-mfg.com

パズ・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に対する影響要因を評価する。モデル化は変数選択付階層ベイズボアソン回帰モデルの枠組みで行い、その推定にはマルコフ連鎖モンテカルロ法を用いる。消費者の来店行動に関する先行研究は、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。これにより、百貨店業態特有の顧客来店回数生起メカニズムが明らかにできる。さらに、階層モデルに顧客属性を組み込むことにより、小売ミックスを形成する要素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。前段に示した RFM 分析との関連でいえば、本研究は来店頻度 F の生起メカニズムに焦点を当てた研究である。

本論文の構成は以下の通りである。第2節では既存研究を概観する。第3節では提案モデルの詳細を示す。第4節では第3節で提案したモデルを実際の ID 付 POS 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5節はまとめと今後の課題である。

2. 既存研究の概観

顧客と企業の取引頻度は、企業にとって最も重要な価値指標の1つである。頻繁に取引する顧客は企業に大きな利益を与える優良な顧客になる。そのため、企業は優良顧客との良好な関係性構築を目指す (Blattberg, Getz and Thomas, 2001)。企業が顧客との関係性構築を目指す戦略立案には、日々蓄積される ID 付 POS データの有効活用が注目されている。顧客一人一人の行動の結果データから、戦略立案のための有用な情報を抽出できるかどうか、企業のマーケティングの成否を決める大きな要因になっているのである (佐藤・樋口, 2007)。

様々な要因が消費者の来店行動に影響する。本節では、来店行動に影響を与える要因を「百貨店側が行うマーケティング活動」と「消費者自身の行動特性」に分けて、先行研究を概観する。中山・鶴見 (2007) は、百貨店顧客に対して行ったアンケートのデータを用いて消費者の意思決定の時点 (来店前に購買を意図しているのか、来店後に購買を意図しているのか) のメカニ

ズムを分析し、消費者に対してアプローチすべき段階を明らかにした。当該研究によると、婦人衣料、婦人靴、化粧品の新計画購買率はそれぞれ 21.2%、42.0%、39.4%であった。一方、青木 (1989) は、大型スーパーマーケット、小型スーパーマーケット、コンビニエンスストアの新計画購買率が 82.2%、71.6%、62.0%であることを示した。調査法などの観点でこれら2つの研究を単純に比較できないが、大まかに言えば百貨店の計画購買率の高さ (新計画購買率の低さ) を示唆する。さらに、中山・鶴見 (2007) には百貨店への来店動機も示されており、『トレンド』や『ポイント、特典』が上位の来店動機になっている。これらの研究に基づけば、『トレンド』や『ポイント、特典』を顧客に知らしめるダイレクト・マーケティングが百貨店の有効な施策になりうるとわかる。

百貨店の主たる取扱商品は衣料品などのいわゆる買回り品であり、食料品などのいわゆる最寄り品が取扱商品の主力のスーパーマーケットとは違いがある。買回り品は最寄り品と違って購買頻度が決定的に低く、広域の商圈から多くの消費者を吸引しなければ利益を高められない。そこに百貨店業態のスーパーマーケット業態と異なる大きな特徴がある。当然、百貨店のマーケティングではその点を意識しなければならない。百貨店は、広域からの消費者を引き付けることを狙い、文化的催事 (文化催事場、劇場など)、飲食機能 (大食堂、レストラン街) を充実させてきた。神保 (2001) は、日本の百貨店の発展過程を議論し、日本の百貨店は欧米のデパートメント・ストアに倣ったものの、発展段階で文化的催事の積極的展開を独自に導入し、広域からの集客性を高めてきたところに特徴があることを示した。ただし、この研究では基本的に質的な議論が展開されているだけであり、計量的な議論はなされていない。現在の百貨店は、上層階に催事場を設けて、文化的催事に限らず、北海道展などの物産展¹⁾、お中元やお歳暮ギフトセンター等のイベント催事などを開催し、幅広い年齢層の集客に取り組んでいる。また、百貨店では、シーズンごとに品揃えを大きく変化させる (中山・鶴見, 2007) ため、それぞれのシーズンの終盤には売れ残りを減らすセールを開催する。このようなシーズンルセールのことをクリアランスセールと呼び、多くの百

¹⁾ 2006年12月～2007年11月に行われた物産展数は1,436 (1店舗当たり5.4回) 実施されている。その中で最も多いのが北海道物産展の298 (1店舗当たり1.1回) である (朝日オリコミ)。

貨店において1月には主に秋冬商品、7月には春夏商品を値引き販売する。クリアランスセールは、店舗全体のイベントであり、商品回転率の向上とともに集客性向上に貢献している(宮副, 2005)。以上の百貨店における施策は、他の小売業態にはない独自のマーケティング活動であり、現在も展開されている。ここまでは、消費者の来店行動に影響する百貨店のマーケティング活動に関する先行研究を整理した。百貨店は、他の小売業態にはない特有のマーケティング活動を行っており、百貨店顧客の来店行動を明らかにするには、それら特有の施策を考慮しない限り現実的な解析になりえない。

消費者自身の行動特性に焦点を当て、購買行動の解明を試みた研究もある。Jeuland (1979) は、消費者行動の特徴的な概念に慣性行動があることを示した。慣性行動とは、例えば過去の商品購買時の満足度や他のブランドへスイッチする際に生じる心理的コストなどの理由によって、慣性的に同じブランドを購入する、といった行動を指す。消費者が慣性的に行動する場合、あまり深い考慮をせず意思決定する。Guadagni and Little (1983), Gupta (1988) は、消費者のブランド選択行動のモデル化で、マーケティング・ミックス変数に加えてブランド購買の習慣性をロイヤルティ変数として定義し、モデルの説明変数として用いた。これらの研究で提案されたロイヤルティ変数は、慣性的購買行動の一表現である。ロイヤルティ変数は、ブランドの選好に対する消費者間の異質性とその動的变化を取り込む役割を果たす(阿部・近藤, 2005)。Guadagni and Little (1983), Gupta (1988) には、ブランドロイヤルティがマーケティング変数よりもブランド選択に大きな影響を与えることが示されている。本研究では、これらの研究を援用しロイヤルティの一種であるストアロイヤルティをモデル化し、当該変数が来店回数に与える影響を検証する。なお、上記の先行研究で導入されたブランドロイヤルティは本質的には消費者の慣性的ブランド選択傾向を示すに過ぎず、真のブランドロイヤルティを必ずしも表現しているわけではない。本研究で導入するストアロイヤルティも同様だが、ここでは先行研究に従いロイヤルティという言葉を使的に用いる。

昨今のマーケティング研究では、消費者の異質性が脚光を浴びている。実務におけるCRMやOne to Oneマーケティングの出現を考えれば、この状況は実務でも違いがない。消費者の異質性をデータから評価する

ためのモデルとして、ランダム係数モデルがある。ランダム係数モデルは、パラメータが連続的な確率分布に従う確率変数と想定したモデルである。ランダム係数モデルはMCMC法の進展により、多項ロジットモデルや多項プロビットモデルでもその枠組みを採用できるようになり、数多くの研究がなされている。Rossi, McCulloch and Allenby (1996) は、消費者毎の回帰係数を被説明変数にし、デモグラフィックデータを説明変数とした階層モデルを組み込んだランダム係数モデルを提案した。当該研究と同様の構造を持つ階層ベイズモデルは、マーケティング分野で数多く採用されている(Allenby and Rossi, 1999; 照井, 2008; 山田, 佐藤, 2012; 佐藤, 樋口, 2013)。

本研究では、変数選択付階層ベイズポアソン回帰モデルを提案する。すなわち、モデル推定と変数選択を同時に実施するのである。この種の枠組みの先駆けは、George and McCulloch (1993, 1997) であり、当該研究では階層ベイズ線形回帰モデルを対象に変数選択付推定のアルゴリズムを提案している。マーケティング分野では、Gilbride, Allenby, and Brazell (2006) が、ブランド選択モデル(非集計ロジットモデル)に消費者の構造異質性の推定問題を変数選択問題に置き換え、推定するアルゴリズムを提案した。本研究では、Gilbride, Allenby, and Brazell (2006) による消費者の構造異質性の推定方法を援用し、百貨店顧客の来店回数生起メカニズムにおける構造異質性を評価する。その詳細については後述する。

消費者の来店行動に関する研究には、来店の有無や来店間隔を規定したものが多い。佐藤・樋口(2008)は、消費者異質性や動的变化を考慮したスーパーマーケットにおける来店行動(来店の有無)を2項ロジットモデルの枠組みでモデル化している。当該研究では、来店トレンドや週周期などの時系列成分及び天気やチラシ(掲載商品の平均値引率、掲載商品数)などの回帰成分が動的に作用して消費者の来店行動が規定されていると仮定し、モデル化している。来店トレンドは対象店舗へのロイヤルティの代理指標、週周期成分は来店の週内傾向、チラシはマーケティング変数に対応する。モデル化によって、消費者毎に異なる来店構造を把握することができ、消費者毎に異なるマーケティング施策を実現可能にする知見を得ている。

本研究では、上述した先行研究のサーベイ結果を参考にし、百貨店顧客の来店回数をモデル化する。具体的には、顧客の月毎の来店回数(カウント変数)を目的

変数とし、ロイヤルティ変数と先行研究では評価されなかった百貨店独自のマーケティング変数 (DM, イベント) を説明変数としたポアソン回帰モデルを提案する. 提案モデルでは、顧客ごとの来店回数生起メカニズムの構造異質性を評価するために、Gilbride, Allenby, and Brazell (2006) の手法を用いてモデル推定と同時に顧客ごとに変数選択構造もモデル内に取り込む. また、通常の階層ベイズモデルと同様に、顧客のデモグラフィック変数を用いて顧客ごとの反応パラメータと説明変数形成パラメータを階層モデル化し、顧客ごとのパラメータの生起メカニズムを表現する.

3. モ デ ル

3.1. 階層ベイズポアソン回帰モデル (基本モデル)

本研究では、百貨店の ID 付 POS データ及びデモグラフィックデータを用いて、顧客の来店行動 (来店回数) のメカニズムをモデル化する. 本小節には、変数選択付階層ベイズポアソン回帰モデルを示すに先立ち、その基となる基本モデルを提示する. 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. 以降では、 i ($i = 1, \dots, I$), 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.

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

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と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) 式はその構造を示す.

$$\log(\lambda_{it}) = \beta_i^{(0)} + \beta_i^{(1)} LOY_{it} + \sum_{j=1}^8 \beta_i^{(j+1)} DM_{it}^{(j)}$$

表 1. 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}

$$+ \sum_{k=1}^7 \beta_i^{(k+8+1)} EVE_t^{(k)} \quad (3)$$

$$\beta_i = (\beta_i^{(0)}, \beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \dots, \beta_i^{(16)})^{tp}$$

$\mathbf{x}_{it} = (1, LOY_{it}, DM_{it}^{(1)}, \dots, DM_{it}^{(8)}, EVE_t^{(1)}, \dots, EVE_t^{(7)})^{tp}$ 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.

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

LOY_{it} は、第 t 月の顧客 i のロイヤルティ変数を示す. $DM_{it}^{(1)}, \dots, DM_{it}^{(8)}$ は、第 t 月に顧客 i に送付された「ブランド雑貨 DM」, 「リビング DM」, 「食品 DM」, 「紳士 DM」, 「婦人 DM」, 「宝飾・時計 DM」, 「カード優待 DM」および「全体催事告知 DM」それぞれの送付枚数を示す. また $EVE_t^{(1)}, \dots, EVE_t^{(7)}$ は、第 t 月に A 百貨店が開催した「お中元」, 「お歳暮」, 「北海道展」, 「他物産展」, 「外国展」, 「文化催事」及び「クリアランスセール」の実施の有無をそれぞれ示す. イベント催事変数は、全ての顧客で共通の変数である. さらに、 $\beta_i = (\beta_i^{(0)}, \beta_i^{(1)}, \beta_i^{(2)}, \dots, \beta_i^{(16)})^{tp}$ は、顧客 i のそれら変数への反応パラメータベクトルを示す.

ストアロイヤルティ変数 LOY_{it} 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、(5) 式のようにモデル化する.

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

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 $0 \leq \zeta_i \leq 1$ を満たしており、初期値 0.5 を設定している.

階層ベイズモデルでは、異質なパラメータ β_i の背後に顧客間で共通のメカニズムを仮定し、階層モデルとしてモデル化する. 本研究では、 β_i, ζ_i それぞれに階層モデルを設定する. β_i, ζ_i いずれの階層モデルでも、表 1 に示す $\mathbf{Z}_i = (z_{i1}, \dots, z_{i10})^{tp}$ を説明変数とする. なお、表 1 の顧客属性の詳細については後述する. (6)

式には、 β_i に関する階層モデルを示す。

$$\beta_i = \theta^{tp} Z_i + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim N(0, \Sigma) \quad (6)$$

θ は全顧客共通の係数行列 (10 行 $\times$ 17 列) を、 ε_i は (17 行 $\times$ 1 列) の誤差項ベクトルを、 Σ はその分散共分散行列 (17 行 $\times$ 17 列) を示す。同様に、 ζ_i にも階層モデルを設定するが、その際、 ζ_i の $0 \leq \zeta_i \leq 1$ の制約を考慮し、 $\zeta_i^* (\zeta_i = \exp(\zeta_i^*) / (1 + \exp(\zeta_i^*)))$ を被説明変数としモデル化する。(7) 式には、 ζ_i の階層モデルを示す。

$$\zeta_i^* = \sigma^{tp} Z_i + o_i, \quad o_i \sim N(0, \Omega) \quad (7)$$

σ は、(10 行 $\times$ 1 列) の係数ベクトルを示す。また、 o_i は、誤差項 (スカラー) を示し、 Ω は、分散を示す。

3.2. Heterogeneous Variable Selection を組み込んだ階層ベイズポアソン回帰モデル

本研究では、Gilbride, et al. (2006) を援用して、(3) 式の定数項、 $LOY_{it}, DM_{it}^{(1)}, \dots, DM_{it}^{(8)}, EVE_t^{(1)}, \dots, EVE_t^{(7)}$ を、説明変数として個体内モデルに含めるか否かを顧客ごとに判定する構造をモデル内に組み込む。この枠組みを Heterogeneous Variable Selection (以降、HVS) と呼ぶ。HVS をモデル内に取り込むことによって、顧客毎に影響する変数が異なる構造 (構造異質性) を評価できるようになる。

HVS を実現するために、顧客毎に説明変数をモデル内に取り込むか否かを示す $I_i = (I_{i1}, I_{i2}, \dots, I_{i17})$ を導入する。 I_i は顧客 i の個体内モデルに説明変数、定数項、 $LOY_{it}, DM_{it}^{(1)}, \dots, DM_{it}^{(8)}, EVE_t^{(1)}, \dots, EVE_t^{(7)}$ を含むか否かを示す確率変数ベクトルであり、対応する説明変数を含める場合には 1、含めない場合には 1.0×10^{-4} で構成されるベクトルになると仮定する (Gilbride, et al., 2006)。さらに、 I_i のサンプリングを実施するために顧客間で共通な補助確率変数 $s = (s_1, \dots, s_{17})$ を導入する。各 s_j は $0 < s_j < 1$ をとり、 β 分布に従うものと仮定する。 I_i の各成分は、 s を用いて、(8) 式の考え方により生成する。その詳細は付録を参照してほしい。

$$I_{ij} = 1, \text{ if } u_{i,j} \leq s_j, \quad I_{ij} = 1.0 \times 10^{-4}, \text{ otherwise} \quad (8)$$

なお、 $u_{i,j}$ は一様乱数を示す。 I_i を導入することで、HVS を取り込んだポアソン回帰モデルは、(3) 式を修正することで (9) 式のように表現できる。

図 1. 概念モデル

$$\begin{aligned} \log(\lambda_{it}) = & \beta_i^{(0)} I_{i1} + \beta_i^{(1)} I_{i2} LOY_{it} \\ & + \sum_{j=1}^8 \beta_i^{(j+1)} I_{i,j+2} DM_{it}^{(j)} \\ & + \sum_{k=1}^7 \beta_i^{(k+8+1)} I_{i,k+10} EVE_t^{(k)} \quad (9) \end{aligned}$$

次に HVS を組み込んだポアソン回帰モデルにおける、 β_i の階層モデルを示す。はじめに、生成された変数選択ベクトル I_i に基づいて $C_i = \text{diag}(I_{i1}, \dots, I_{i17})$ を形成し、 $\beta_i^{(*)} = C_i^{-1} \beta_i$ とする。HVS を組み込んだポアソン回帰モデルでは、 β_i ではなく $\beta_i^{(*)}$ に対して階層モデルを設定する。具体的には、(10) 式が $\beta_i^{(*)}$ に設定される階層モデルになる。

$$\beta_i^{(*)} \sim N(C_i \cdot \theta^{tp} \cdot Z_i, C_i \cdot \Sigma \cdot C_i) \quad (10)$$

なお、階層パラメータ θ, Σ の事前分布には、多変量正規分布および逆ウィシャート分布をそれぞれ仮定する。

3.3. 概念モデルと推定方法

図 1 は、3.2 節に示した提案モデルの DAG を示す。図に示すように、個体内モデルに説明変数 (定数項、 $LOY_{it}, DM_{it}^{(1)}, \dots, DM_{it}^{(8)}, EVE_{it}^{(1)}, \dots, EVE_{it}^{(7)}$) を含めるか否かを確率変数ベクトル ($I_i = (I_{i1}, I_{i2}, \dots, I_{i17})$) を用いて表現する。この点が、本提案モデルの特徴である。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。なお、 β_i と I_i のサンプリングは独立連鎖 M-H サンプリングを用いる。また、ストアロイヤルティのキャリーオーバーパラメータ ζ_i の発生は、ランダムウォーク M-H サンプリングを、階層モデルのパラメータ θ, Σ, σ および Ω の発生には

ギブスサンプリングを用いる (詳細は付録に示す)。

本研究では、MCMC 法の繰り返し回数を 20,000 とし、はじめの 10,000 をバーンインとして捨てた。

4. 分 析 結 果

4.1. 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。この購買金額-顧客数比率は「80-20 の法則」に近い傾向である。図 2 は、百貨店における小売ミックス (DM 送付、イベント催事) と平均来店回数を示したものである。平均来店回数は顧客毎、月毎に来店した回数、平均 DM 枚数は顧客毎、月毎に送付した枚数、イベント回数は月毎に実施したイベントの数を示す。平均来店回数の変動を見ると、12 月が 1.712 回で最も多く、4 月の 1.687 回、7 月の 1.643 回が続く。一方、来店回数の少ない月は、2 月の 1.318 回、8 月の 1.350 回であった。平均 DM 送付枚数を見ると、11 月が 3.445 枚 (1 人当) で最も多く、4 月の 2.785 枚 (1 人当)、9 月の 2.614 枚 (1 人当) が続く。11 月の DM では食品 DM や催物会場の催事 DM、4 月の DM では、ハウスカード割引拡大キャンペーン告知 DM (例. 5%割引→10%割引)、9 月の DM では食品 DM、宝飾 DM、催物会場の催事 DM が主に送付されている。一方、DM 枚数の少ない月は、8 月の 0.072 枚、6 月の 0.106 枚、2 月の 0.140 枚であった。イベント回数を見ると、11 月が 4 回で最も多く、7 月、10 月、12 月、1 月の 2 回が続く。11 月や 1 月のイベントでは物産展 (北海道展以外)、文化催事、7 月、12 月のイベントではお中元やお歳暮、10 月のイベントでは北海道展が主に行われている。一方、イベント回数の少ない月は 8 月と 2 月の 0 回であった。このような結果から、来店回数に対して、DM とイベント催事が少なからず影響を与えていることが確認できる。また、平均的には、DM では割引告知 DM、イベントではお中元とお歳暮の影響度合いが大きい。

本研究では、これら優良顧客 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 2 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

図 2. 百貨店の小売ミックスと顧客の平均来店回数

表 2. 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 3. A 百貨店のマーケティング活動

	平均値	標準偏差	最大値	最小値
ブランド雑貨DM	0.4	0.6	3.0	0.0
リビングDM	0.3	0.7	5.0	0.0
食品DM	3.5	2.2	11.0	0.0
紳士DM	0.6	1.0	7.0	0.0
婦人DM	1.1	1.5	9.0	0.0
宝飾時計DM	0.1	0.3	1.0	0.0
カード優待DM	1.6	0.7	2.0	0.0
全体催事DM	7.9	2.7	12.0	0.0
総計	15.4	6.3	38.0	1.0

	お中元	お歳暮	北海道展	他物産展	外国展	文化催事	クリスマスセール
2008年4月	0	0	0	0	1	0	0
2008年5月	0	0	0	0	1	0	0
2008年6月	1	0	0	0	0	0	0
2008年7月	1	0	0	0	0	1	1
2008年8月	0	0	0	0	0	0	0
2008年9月	0	0	1	0	0	0	0
2008年10月	0	0	1	0	1	0	0
2008年11月	0	1	0	1	1	1	0
2008年12月	0	1	0	0	0	1	0
2009年1月	0	0	0	1	0	1	1
2009年2月	0	0	0	0	0	0	0
2009年3月	0	0	1	0	0	0	0

回、最大来店回数は 267 回、最小来店回数は 1 回であった。

表 3 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。上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、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。下表は 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を、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

表 4. 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 5. 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%

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、7月と1月に実施されるクリアランスセールといったものもある。本研究では、7つのイベント催事変数を設定した。本段に示したDMやイベントは、第2節で示した広域の消費者を集客するために百貨店が実施する独自のマーケティング活動に対応する。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して行うマーケティング活動である。

表4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5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。

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

表 6. 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%

年齢	人数	構成比	外商	人数	構成比
20～29歳	417	8.3%	外商	1,610	32.2%
30～39歳	1,063	21.3%	外商以外	3,390	67.8%
40～49歳	1,190	23.8%	総計	5,000	100.0%
50～59歳	1,146	22.9%			
60～69歳	679	13.6%			
70歳～	505	10.1%			
総計	5,000	100.0%			

能である。表6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。ただし、30km以上離れている顧客も9.8%存在する。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。

なお、上記の内、「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」、「食品購買金額比率」といった顧客の購買行動上の特性を示す変数については、2007年4月1日～2008年3月31日の情報、その他は2008年4月1日～2009年3月31日の情報を用いた。

4.2. モデルの比較

本小節では、消費者の異質性を考慮した3つのモデル（①提案モデル（3.2節）、②変数選択をしないモデル（3.1節）、③定数項のみのモデル）に関するモデル推定結果を示し、検証を行う。はじめに対数周辺尤度（Newton and Raftery, 1994）を用いて、データ適合度の比較を行った。表7には、算定された対数周辺尤度はそれぞれ示す。①-20926.208、②-21,211.313、③-21,829.088であり、①提案モデルのデータとの適合性が高い。なお、対数周辺尤度に基づくモデル比較については、Kass and Raftery (1995) 等でその問題点が指摘されているが、インサンプルにおけるモデルの記述能力を計るという意味では活用可能と考え、今回の検証では用いている。ただし、このモデル比較だ

表 7. 対数周辺尤度の比較

	説明変数	変数選択	対数周辺尤度
①提案モデル	17*	あり	-20,926.208
②変数選択なしモデル	17*	なし	-21,211.313
③定数項モデル	1	なし	-21,829.088

*定数項(1)+ストアロイヤリティ(1)+DM変数(8)+イベント催事変数(7)

表 8-1. 2008 年 4 月～2009 年 3 月の MAPE (全顧客)

①提案モデル (全平均41.163)	08年4月	08年5月	08年6月	08年7月	08年8月	08年9月
	40.017	43.486	42.497	40.707	41.620	41.364
②変数選択 なしモデル (全平均45.168)	08年4月	08年5月	08年6月	08年7月	08年8月	08年9月
	41.068	40.479	40.402	40.252	40.817	41.242
	08年10月	08年11月	08年12月	09年1月	09年2月	09年3月
	47.660	44.960	44.142	46.281	43.192	44.490
	08年10月	08年11月	08年12月	09年1月	09年2月	09年3月
	44.846	44.729	47.588	44.610	43.508	46.011

表 8-2. 2009 年 4 月～2010 年 3 月の MAPE (全顧客)

①提案モデル (全平均43.251)	09年4月	09年5月	09年6月	09年7月	09年8月	09年9月
	47.770	41.171	42.091	46.658	40.834	43.865
②変数選択 なしモデル (全平均44.078)	09年4月	09年5月	09年6月	09年7月	09年8月	09年9月
	42.046	46.243	41.195	41.228	43.427	42.489
	09年10月	09年11月	09年12月	10年1月	10年2月	10年3月
	45.193	43.627	43.283	45.018	42.770	44.117
	09年10月	09年11月	09年12月	10年1月	10年2月	10年3月
	44.676	43.869	47.636	42.829	41.029	44.894

けでは不十分であるため、下記に示すモデルの予測能力の検証を実施した。

予測能力は、以下の手順で算定した指標を用いて実施する。はじめに、(11) 式で繰り返し番号 r での顧客 i の時点 t での予測誤差 $e_{it}^{(r)}$ を算定する。 y_{it} , $\hat{y}_{it}^{(r)}$ は顧客 i の時点 t の実績値と繰り返し番号 r での予測値をそれぞれ示す。次に (12) 式で (11) 式の結果を用いて誤差率 $pe_{it}^{(r)}$ を算定し、最終的に (13) 式で顧客 i の時点 t の平均絶対誤差率 $MAPE_{it}$ を算定する。バーンインサンプルを除いた総繰り返し回数を R とする。

$$e_{it}^{(r)} = y_{it} - \hat{y}_{it}^{(r)} \quad (11)$$

$$pe_{it}^{(r)} = \frac{e_{it}^{(r)}}{y_{it}} \times 100 \quad (12)$$

$$MAPE_{it} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R |pe_{it}^{(r)}| \quad (13)$$

表 8-1, 表 8-2 には、(13) 式で算定した $MAPE_{it}$ の顧客に関する平均を示す。表 8-1 はキャリブレーション・サンプル (2008 年 4 月～2009 年 3 月) の、表 8-2 はモデル推定では用いていないホールドアウト・サンプル (2009 年 4 月～2010 年 3 月) の $MAPE_{it}$ である。キャリブレーション・サンプルにおいて、①提案モデルの顧客及び時点における MAPE の平均値 (全平均) は 41.163, ②変数選択なしモデルは 45.168 である。ホー

図 3. ①提案モデルにおける顧客毎の MAPE の分布

ルドアウト・サンプルの顧客及び時点における MAPE の平均値 (全平均) は 43.251, ②変数選択なしモデルは 44.078 である。これらの結果から、①提案モデル、②変数選択なしモデルともにホールドアウト・サンプルと適合度が高い。また、①提案モデルと②変数選択をしないモデルの MAPE を比較すると、①提案モデルのほうがキャリブレーション・サンプル、ホールドアウト・サンプルともに全般的に MAPE が小さく、①提案モデルの予測精度の高い。なお、値自体が大きく見えるが、月当たりの平均来店回数が 1.5 回程度であることを念頭に置けば、十分な精度が担保できているといえる。

図 3 には、①提案モデルにおける顧客毎、時点毎の MAPE の分布を示した。図中、箱の枠は第 1 四分位から第 3 四分位、頂上と底はそれぞれ 95% 分位点、5% 分位点を示し、底辺に分布しているほど MAPE が小さい。キャリブレーション・サンプルにおける分布とホールドアウト・サンプルにおける分布には大きな変動がなく、前述と同様に①提案モデルの予測精度が高い。

以上の結果から総合的に判断すると、HVS を組み込んだ①提案モデルが仮定したモデルの中では相対的に良いモデルと判断できる。

最後に、①提案モデルの MCMC が収束しているか、すなわち標本経路が定常状態であるかを判断するために Geweke (1992) の収束判定方法を用いた検証結果を示す。この方法では、顧客毎、説明変数毎にバーンインを除くはじめの 10% の平均値 (G_{i1}) と分散 ($V(G_{i1})$) 最後の 50% の平均値 (G_{i2}) と分散 ($V(G_{i2})$) を用いて、 Z_i を (14) 式で算定し、 $|Z_i|$ の値が 1 よりも十分に小さければ定常状態であると判定する (古谷, 2009)。図 4 は、①提案モデルにおける説明変数毎に $|Z_i|$ の顧客分布を示したものである。図中の箱の枠、頂上と底の設定は図 3 と同様である。いずれの $|Z_i|$ も 1 より大きく下回っており、定常状態であることがわかる。

以降の議論は、①提案モデルに基づき行う。

図 4. Z 値 (絶対値) の顧客分布

表 9. 変数がモデルに含まれる比率

変数	比率	変数	比率	変数	比率	変数	比率	変数	比率	変数	比率	変数	比率	変数	比率	変数	比率
ストアロイヤリティ	98.3%	ブランドDM	47.7%	リビングDM	48.6%	食品DM	51.3%	紳士DM	49.2%	婦人DM	49.4%	宝飾時計DM	48.9%	カード優待DM	50.5%		
全体催事DM	53.3%	お中元	50.8%	お歳暮	50.4%	北海道展	52.1%	他物産展	50.2%	外国展	50.5%	文化催事	50.4%	クリアランスセール	50.1%		

$$Z_i = \frac{G_{i1} - G_{i2}}{\sqrt{V(G_{i2}) + V(G_{i2})}} \quad (14)$$

4.3. 構造異質性の評価

3.2 節で示した通り、本研究の提案モデルでは、反応パラメータの値の違いを評価すると同時に、その個体内モデルの構造異質性をも HVS を組み込むことによって評価した。本小節では、HVS の結果、すなわち個体内モデルに説明変数を含めるか否かを判定した結果に基づき、事後的にそのパターンでコレスポネン分析した結果を示す。コレスポネン分析は、提案モデルの推定結果である顧客ごとの変数選択パターンに、顧客間で共通するパターンが存在するか否かを検証するために行う。コレスポネン分析に基づく具体的な判断の考え方は、入力データとなるパターン行列が、少数の軸で表現できるかどうかで判断する。入力パターン行列は、MCMC 法における繰り返し回数 10,001～20,000 回の内、顧客毎の確率変数ベクトル ($I_i = (I_{i1}, I_{i2}, \dots, I_{i17})$) の要素毎に 50%以上 (5,000 回以上) 採択されたものを 1、それ以外 (5,000 回未満) を 0 と置き換え、構成した。表 9 には、各変数が個体内モデルに含まれた (1 が 50%以上採択された) 顧客比率を示す。変数毎に見ると、ストアロイヤリティ (98.3%) が最も比率が高く、全体催事 DM (53.3%)、北海道展 (52.1%) が続く。しかし、ストアロイヤリティ以外の変数の比率には大きな差が生じていない。

表 10 には、コレスポネン分析の寄与率を示した。抽出された 15 軸の寄与率から判断すると、変数

表 10. コレスポネン分析の寄与率

	第1軸	第2軸	第3軸	第4軸	第5軸	第6軸	第7軸	第8軸
寄与率	8.0%	7.8%	7.6%	7.5%	7.3%	7.3%	7.1%	7.0%
累積寄与率	8.0%	15.8%	23.4%	30.9%	38.2%	45.4%	52.5%	59.6%

	第9軸	第10軸	第11軸	第12軸	第13軸	第14軸	第15軸
寄与率	6.9%	6.8%	6.7%	6.5%	6.4%	6.3%	0.9%
累積寄与率	66.5%	73.2%	79.9%	86.4%	92.8%	99.1%	100.0%

表 11. 反応パラメータの推定値

	事後平均	最大値	75% (第3四分点)	中央値	25% (第1四分点)	最小値
定数項	-0.344	3.660	0.119	-0.293	-0.866	-3.292
ストアロイヤリティ	0.276	0.663	0.338	0.283	0.215	-0.033
ブランド雑貨DM	0.162	0.559	0.201	0.156	0.112	-0.032
リビングDM	-0.020	0.382	0.041	-0.015	-0.075	-0.373
食品DM	-0.029	0.478	-0.008	-0.028	-0.049	-0.143
紳士DM	0.023	0.720	0.095	0.029	-0.046	-0.318
婦人DM	0.049	0.316	0.080	0.044	0.013	-0.142
宝飾時計DM	0.146	0.772	0.273	0.148	0.021	-0.398
カード優待DM	0.195	0.611	0.243	0.192	0.144	-0.037
全体催事DM	-0.021	0.099	0.006	-0.020	-0.046	-0.168
お中元	0.025	0.584	0.071	0.027	-0.019	-0.202
お歳暮	0.142	0.526	0.195	0.137	0.084	-0.148
北海道展	0.148	0.620	0.207	0.144	0.084	-0.164
他物産展	-0.060	0.306	0.003	-0.058	-0.120	-0.594
外国展	-0.076	0.130	-0.032	-0.073	-0.116	-0.386
文化催事	0.127	0.424	0.171	0.125	0.080	-0.068
クリアランスセール	0.043	0.611	0.095	0.051	-0.001	-0.331

パターンには明確な傾向がないとわかる。すなわち、この結果は、顧客の強い構造異質性の存在を意味し、CRM 的観点からのマーケティング施策の高度化を行うためには、顧客毎に影響を与える要因を把握できる本アプローチの有用性が示唆される。

以降では、HVS をモデル内に取り込んだモデルに基づく検証結果を示す。

なお、上記のような 1/0 のパターン行列の相関を評価するには、コレスポネン分析ではなく、2 元配置分散分析を用いるべきであると考えられる。しかし、2 元配置分散分析では、変数の組み合わせ数が多くなるため、検証も結果の判断も非常に煩雑になる。コレスポネン分析を用いれば、簡便に相関の議論ができるため、本稿の検証ではそれを採用した。誤解が生じないように記載しておくことにする。

4.4. 反応パラメータ β_i の検証

表 11 には、HVS を個体内モデル推定結果に基づく個人ごとの反応パラメータ β_i の事後統計量の算定結果を示す。例えば、表中の「事後平均」は、 $I_{ij} = 1$ の顧客の MCMC 履歴だけを用了反応パラメータの顧客毎の事後平均の平均値である。

結果を見ると、ストアロイヤリティ (0.276) が最も高く、カード優待告知 DM (0.195)、ブランド雑貨 DM (0.162)、北海道展 (0.148) が続く。来店回数の促進に

図 5. 反応パラメータ事後平均値の分布

は、ストアロイヤルティ、カード優待告知 DM、及びブランド雑貨 DM が大きく影響している結果である。

図 5 には、顧客ごとの反応パラメータ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、ストアロイヤルティ、カード優待告知 DM、が来店回数に影響している。これら反応パラメータの顧客間の散らばりは小さく、その意味で顧客間の異質性が小さい。一方、宝飾時計 DM の分布の散らばりは大きく、顧客によっては、ストアロイヤルティ、カード優待告知 DM、北海道展のようなマーケティング活動よりも来店回数に強く影響する。

先行研究 (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。本研究で対象とした顧客の来店行動の場合においても、ロイヤルティ変数の影響度は大きい。また、中山・鶴見 (2007) には『トレンド』や『ポイント、特典』が百貨店への来店動機になっていることが示されており、これらを顧客に知らしめるダイレクト・マーケティングが百貨店の有効な施策になりうることを示されている。本研究の結果においても、カード優待告知 DM、宝飾時計 DM が来店要因であることを示唆しており、ダイレクト・マーケティングは来店促進に効果的に機能するといえる。また、百貨店は、集計性を高めるために、催事場を設けて、文化的催事、北海道展、ギフトセンター等のイベント催事などを開催している。本研究の結果でも、北海道展、お歳暮が顧客の来店に影響することを示唆する。また、クリアランスセールは、北海道展、お歳暮よりも来店回数を促進させる効果は小さい。

表 12 には、回帰係数 θ の事後平均を示した。これらを確認すれば、顧客属性の違いによるストアロイヤルティ、カード優待告知 DM 等のダイレクトメールおよび北海道展等のイベント催事の反応の形成メカニ

表 12. 共通性パラメータ θ の推定値

	定数項	性別	年齢(対数)	外商扱い	店舗間距離(対数)	土日祝来店割合	1600以降来店割合	ヘビー顧客	ミドル顧客	1来店当金額(対数)	食品購買金額比率
	0.350	*-0.034	*-0.113	0.169	0.034	-0.124	*-0.059	-0.150	-0.018	-0.018	
	0.786	*-0.083	*0.025	-0.055	0.136	-0.061	-0.215	-0.029			
	-0.016	0.011	-0.010	0.086	*0.009	-0.080	-0.027	-0.223	*-0.043		
	0.120	*-0.008	*-0.020	-0.024	-0.003	-0.006	-0.023	0.032	-0.023	*	
	0.030	-0.027	0.053	-0.137	0.060	-0.266	-0.043	-0.013	-0.115	*	
	0.445	*-0.036	*-0.125	-0.020	0.017	-0.011	0.001	0.283	0.021		
	0.943	*-0.094	*-0.021	-0.015	0.033	-0.016	0.006	-0.019	-0.050	*	
	0.386	-0.038	-0.029	-0.086	0.019	0.004	0.030	0.097	-0.016		
	-0.549	*0.077	0.038	0.034	-0.020	-0.020	0.051	0.074	*0.062	*	
	0.750	*-0.075	*0.092	-0.043	-0.036	-0.128	0.097	0.106	-0.081		

	全体集客DM	お中元	お歳暮	北海道展	他物産展	外国展	文化催事	クリアランスセール
	0.001	-0.009	-0.075	0.006	-0.038	0.071	-0.024	0.113
	0.029	0.049	-0.087	-0.094	0.066	0.024	-0.009	-0.039
	0.012	-0.027	-0.076	*-0.093	*-0.036	0.041	-0.025	-0.044
	0.002	0.015	-0.029	0.000	0.041	0.027	-0.014	-0.024
	0.104	*-0.110	*-0.017	*-0.232	*0.188	*0.056	-0.188	0.006
	0.041	-0.001	-0.088	-0.010	-0.093	-0.084	0.093	-0.079
	0.003	0.128	0.003	0.031	0.129	0.093	*-0.070	*-0.043
	-0.009	0.084	0.029	0.085	*0.113	0.029	-0.021	0.007
	-0.021	*-0.030	0.084	0.060	*-0.076	*-0.050	0.038	0.039
	-0.067	-0.049	0.207	0.106	*-0.037	*-0.086	0.012	-0.124

*は5%水準で有意であることを示す

*は5%水準で有意であることを示す

表 13. 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	
		人数	構成比
1期前ストアロイヤルティ	0.703	5,000	100.0%
1期前来店回数	0.297	---	---

ムを評価できる。例えば、表 12 に示したもののの中で、「性別」に着目すると、男性のほうがストアロイヤルティ、紳士 DM に正の反応をすることがわかる。また、相対的に「店舗間距離」が短くなると、ストアロイヤルティ、カード優待告知 DM の反応に正の影響を与える。「土日祝日来店割合」が低い(平日来店傾向)顧客は、ストアロイヤルティ、紳士 DM、カード優待告知 DM、御中元、北海道展の反応が高くなり、「土日祝日来店割合」が高い(土日祝日来店傾向)顧客は、全体集客告知 DM、その他物産展の反応が高くなる。「16 時以降来店傾向の強い」顧客は、ストアロイヤルティ、ブランド雑貨 DM への反応が低い、宝飾時計 DM への反応が高くなる。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、反応パラメータの生起メカニズムの違いを把握できる。図 6 には、有意であり期待された符号である顧客が多かった反応パラメータ β_i と有意である回帰係数 θ との関係を示した。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の違いがある。これらの検証によって、宝飾時計 DM、カード優待告知 DM を重点的に送付しなければならない顧客タイプ、お歳暮、北海道展で集客できる顧客タイプが確認でき、催事場から他売場への買い回りを促進するインスタ・マーケティングの実現が可能となる。

図 6. 反応パラメータ β と有意である回帰係数 θ の関係

図 7. ウェイトパラメータ事後平均値の分布

4.5. 構造モデルのウェイトパラメータ ζ の検証

表 13 には、ストアロイヤルティのウェイトパラメータ ζ の顧客ごとの事後平均の平均と有意性検証結果を示す。図 7 には、顧客ごとのウェイトパラメータ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。ストアロイヤルティは、1 期前のストアロイヤルティ（過去からの継続的な来店経験）が 1 期前の来店回数（直近の一時的な来店経験）よりも強く影響している。4.4 節の反応パラメータの推定結果と組み合わせて総合的に判断すると、継続的な来店経験を積み重ねてもらうことが来店回数の促進につながると考えられる。

表 14 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。相対的に男性、外商扱いの顧客、店舗間距離が長い顧客、土日祝日に来店する割合の低い顧客、16 時以降に来店する割合の低い顧客、年間購買金額の高い顧客、食品購買金額の比率が低い顧客は、 ζ が大きくなる、すなわち 1 期前の来店回数よりも 1 期前のストアロイヤルティの影響度が強い傾向である。

4.6. マーケティング施策への示唆

4.3 節に示したように、顧客の来店行動に対して有

表 14. 共通性パラメータ σ の推定値

	1期前ストアロイヤルティ
性別	-0.223 *
年齢(対数)	0.144
外商扱い	0.186 *
店舗間距離(対数)	0.096 *
土日祝来店割合	-0.566 *
1600以降来店割合	-0.496 *
ヘビー顧客	0.333 *
ミドル顧客	0.192 *
1来店当金額(対数)	-0.049
食品購買金額比率	-0.766 *

*は5%水準で有意であることを示す

図 8. 本節で論議する視点

意でありプラスに影響を与えているのは、ストアロイヤルティ、ダイレクトメール（カード優待告知 DM、宝飾時計 DM）、イベント催事（お歳暮、北海道展）であった。前述したように、A 百貨店が安定的に利益をあげるためには、現時点の顧客を維持しなければならない。そのため、分析結果に基づき顧客を維持するための施策を導く。本節では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。なお、ストアロイヤルティは、第 2 節で示した通り、過去の満足度等で蓄積された慣性行動であるため、本節での議論では割愛する。

表 15-1、表 15-2 は、カード優待告知 DM、宝飾時計 DM、お歳暮、北海道展に対応する反応パラメータの有意性検証結果とその他 DM やイベント催事の反応パラメータの有意性検証結果を組み合わせ、来店回数に影響を与える施策を総合的に検討したものである。これらの分析によって、さらなる来店促進を実現する新商品の案内、イベント催事実施における対象者、時期、内容を決定するのに役立てることができる。

例えば、カード優待告知 DM の反応パラメータが『有意&符号正』、ブランド雑貨 DM や宝飾時計 DM の反

表 15-1. カード優待, 宝飾時計 DM とその他施策の有意性検証

カード優待DM	ブランド雑貨DM				宝飾時計DM	ブランド雑貨DM				
	非有意又は符号負		有意&符号正			非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	2,587	51.7%	334		6.7%	非有意又は符号負	3,597	71.9%	521
	有意&符号正	1,852	37.0%	227	4.5%	有意&符号正	842	16.8%	40	0.8%

カード優待DM	宝飾時計DM				宝飾時計DM	カード優待告知DM				
	非有意又は符号負		有意&符号正			非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	2,527	50.5%	394		7.9%	非有意又は符号負	2,527	50.5%	1,591
	有意&符号正	1,591	31.8%	488	9.8%	有意&符号正	394	7.9%	488	9.8%

カード優待DM	お歳暮				宝飾時計DM	お歳暮				
	非有意又は符号負		有意&符号正			非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	2,597	51.9%	324		6.5%	非有意又は符号負	3,568	71.4%	550
	有意&符号正	1,696	33.9%	383	7.7%	有意&符号正	725	14.5%	157	3.1%

カード優待DM	北海道展				宝飾時計DM	北海道展				
	非有意又は符号負		有意&符号正			非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	2,430	48.6%	491		9.8%	非有意又は符号負	3,355	67.1%	763
	有意&符号正	1,523	30.5%	556	11.1%	有意&符号正	598	12.0%	284	5.7%

表 15-2. お歳暮, 北海道展とその他施策の有意性検証

ブランド雑貨DM					ブランド雑貨DM					
お歳暮	非有意又は符号負		有意&符号正		北海道展	非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	3,915	78.3%	378		7.6%	非有意又は符号負	3,439	68.8%	514
	有意&符号正	524	10.5%	183	3.7%	有意&符号正	1,000	20.0%	47	0.9%

宝飾時計DM					宝飾時計DM					
お歳暮	非有意又は符号負		有意&符号正		北海道展	非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	3,568	71.4%	725		14.5%	非有意又は符号負	3,355	67.1%	598
	有意&符号正	550	11.0%	157	3.1%	有意&符号正	763	15.3%	284	5.7%

カード優待告知DM					カード優待告知DM					
お歳暮	非有意又は符号負		有意&符号正		北海道展	非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	2,597	51.9%	1,696		33.9%	非有意又は符号負	2,430	48.6%	1,523
	有意&符号正	324	6.5%	383	7.7%	有意&符号正	491	9.8%	556	11.1%

北海道展					お歳暮					
お歳暮	非有意又は符号負		有意&符号正		北海道展	非有意又は符号負		有意&符号正		
	人数	構成比	人数	構成比		人数	構成比	人数	構成比	
	非有意又は符号負	3,482	69.6%	811		16.2%	非有意又は符号負	3,482	69.6%	471
	有意&符号正	471	9.4%	236	4.7%	有意&符号正	811	16.2%	236	4.7%

応パラメータが『有意&符号正』である顧客には, カード優待告知に合わせて宝飾時計やブランド雑貨の DM を送付すると, 来店促進に対するより効果的なマーケティング施策になりうる。また, カード優待告知 DM の反応パラメータが『有意&符号正』, お歳暮や北海道展の反応パラメータが『有意&符号正』である顧客の来店を促進するには, カード優待と同時期にお歳暮ギフトセンター, 北海道展を実施する, カード優待告知 DM にお歳暮, 北海道展に関する特典を追加するなどの施策が有効だといえる。同様に, 宝飾時計 DM についても, 他の DM の反応パラメータともに『有意&符号正』であれば, 同時期に DM を送付する, 他のイベントの反応パラメータともに『有意&符号正』であれば, 同時期に実施する, 特典を付与するといった形式のプロモーションを展開することで各々単独で実施す

るよりも, 効果的に来店促進できる。

これらの検証結果を踏まえば, 顧客毎に百貨店のマーケティング施策を実行できるだけではなく, より効果的なマーケティング施策が実現できる。なお, ここでは, 紙幅の都合上, カード優待告知 DM, 宝飾時計 DM, お歳暮, 北海道展に対応する反応パラメータとその他 DM やイベント催事の反応パラメータの有意性検証結果を組み合わせるとともに『有意&符号正』の顧客の多い結果のものだけを取り上げた。他のマーケティング施策においても同様に有意性検証結果を組み合わせることによって効率的なマーケティング施策の検討が可能である。

5. まとめと今後の課題

本研究では, 百貨店が蓄積した ID 付 POS データを用いて既存顧客一人一人の百貨店への来店回数の規定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ル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)。ストアロイヤルティ変数は指数平滑の形式でモデル化し, ダイレクトメール変数にはブランド雑貨等 8 カテゴリーの DM 送付枚数, イベント催事にはお中元やお歳暮等 7 つのイベント催事の実施有無を用いた。また, 既存顧客一人一人の百貨店への来店行動 (来店回数) の形成メカニズムを, HVS をモデル内に取り込むことで評価した。さらに, 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化し, 顧客の異質性を表現した。モデルの推定は, マルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC 法) を用いている。

提案モデルの推定結果から, 顧客シェアを高める来店回数向上には, 『トレンド』や『ポイント, 特典』を告知するダイレクトメールが効果的なマーケティング施策であることが明らかになった。また, 百貨店独自のマーケティング施策といわれるイベント催事についても来店に影響を与える結果を確認した。しかし, 顧客の中には宝飾時計 DM が大きく来店回数に影響を与えることや来店回数に対するダイレクトメールとイベント催事の影響が顧客毎に異なることも確認できた。また, 階層モデルの結果からは, 当該店舗で購買記録のない新規顧客を獲得する場合の顧客タイプに関する情報を獲得することもできた。これらの結果により, 顧

客毎に重要視するマーケティング施策に関する情報を獲得することが可能となり、CRM 的観点から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できた。

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多数の顧客を対象に分析した。また、それら ID 付 POS データにあわせて取得できている、イベント催事や DM といったデータを同時に用いた解析を行っており、得られた結果は優良顧客に対する百貨店マーケティングに利用可能である。これらは本研究の優位性を示す点になる。ただし、本研究の目的は、CRM の観点から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り、優良顧客個々のイベントやダイレクトメールへの反応を推定することである。そのため、優良顧客ではない顧客のデータは分析対象から除外している。優良顧客とそれ以外の顧客の反応性の違いは、本研究からは判断できない。本研究結果を読む際に重要な点なので言及しておく。

本研究には次の 3 点の課題が残されているため、下記の点に関しては稿を改めて示すことにする。一つ目の課題は、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。二つ目の課題は、推定したパラメータの解釈を「有意／非有意」の 2 値で行っている点に関連する。本研究では、階層ベイズポアソン回帰モデルを提案モデルとし、階層モデルのパラメータ θ , Σ , σ および Ω の事前分布は、できる限り恣意性を排除するように散漫な事前分布を仮定した。とはいえ、反応パラメータおよびウェイトパラメータの推定から、事前分布の仮定の影響を完全に除去することはできない。そのため、本稿で示した「有意／非有意」のような 2 値だけで評価するとマーケティング実務とかげ離れた示唆を与える可能性も生じる。この点に技術的に対応するためには、①ハイパーパラメータを最尤法で推定する（経験ベイズ法）や②属性などによって顧客を事前に複数のセグメントに分類し、別々にアプローチする混合分布モデルなどを用いる方策が考えられる。①に関しては計算量が増大してしまうこと、②に関してはモデル構造が提案のものと大きく変化して

しまうため本稿では採用しなかったが、事前分布の設定の問題は、フルベイズ法の枠組みを用いた場合にいつでも生じる問題点であるため、推定量の注意深い吟味が必要になる。重要な点なので、言及しておくことにする。三つ目の課題は、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、月初めに送付された 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が、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、データの粒度にあったモデル化が必要になる。

謝 辞

本稿の改訂にあたり、編集長である慶応義塾大学の星野崇宏先生および匿名の 2 名の査読者の先生方から多くの有用かつ建設的なコメントを頂きました。また、慶応義塾大学の里村卓也先生から頂いたコメントにより、研究内容が向上いたしました。なお、本研究は、JSPS 科研費 26285095（研究代表者：佐藤忠彦）の助成を受けたものです。

参 考 文 献

- 阿部誠, 近藤文代 (2005). 「マーケティングの科学—POS データの解析」, 朝倉書店.
- Allenby, G.M., and Rossi, P.E. (1999). “Marketing Models of Consumer Heterogeneity,” *Journal of Econometrics*, 89, pp.57–78.
- 青木幸弘 (1989). 「第 5 章店舗内購買行動分析に関する既存研究のレビュー」 田島義博・青木幸弘（編）, 『店頭研究と消費者行動研究』, 誠文堂新光社, pp.105–218.
- Blattberg, R.C., Getz, G., and Thomas, J.S. (2001). *Customer Equity: Building and Managing Relationships as Valuable Assets*. Boston, MA: Harvard Business School.
- Copeland, M.T. (1923). “Relation of Consumers’ Buying Habits of Marketing Methods,” *Harvard Business Review*, 1(2), pp.282–289.
- Fornell, C. (1992). “A National Customer Satisfaction Barometer: The Swedish Experience,” *Journal of Marketing*, 56, pp.6–21.
- 古谷知之 (2009). 「3. マルコフ連鎖モンテカルロ法」, 『ベイズ統計データ分析』, 朝倉書店, pp.58–82.

- George, E. I., and McCulloch, R. E. (1993). "Variable Selection via Gibbs Sampling," *Journal of the American Statistical Association*, 88, September, pp.881–89.
- George, E. I., and McCulloch, R. E. (1997). "Approaches for Bayesian Variable Selection," *Statistica Sinica*, 7(2), pp.339–73.
- Geweke, J. (1992). "Evaluating accuracy of sampling based approaches to the calculation of posterior moments," In *Bayesian Statistics*, 7, J.M. Bernardo, et al. (eds.), pp.169–193, Oxford University Press.
- Gilbride, Timothy J., Greg M. Allenby, and Jeff D. Brazell (2006). "Models for Heterogeneous Variable Selection," *Journal of Marketing Research*, 43, pp.420–430.
- 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.
- Jen, L., Chou, C.H., and Allenby, G.M. (2003). "A Bayesian Approach to Modeling Purchase Frequency," *Marketing Letters*, pp.5–20.
- Jeuland, A.P. (1979). "Brand choice inertia as one aspect of the notion of brand loyalty," *Management Science*, 25(7), pp.671–682.
- 神保充弘 (2001). 「第1章百貨店の日本的展開とマーケティング」マーケティング史研究会編, 『日本流通産業史-日本的マーケティングの展開』, 同文館, pp.25–47.
- Kamakura, W.A., and Russell, G.J. (1989). "A probabilistic choice model for market segmentation and elasticity structure," *Journal of Marketing Research*, 26(November), pp.379–390.
- 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.
- Manchanda, P., Rossi, P.E., and Chintagunta, P.K. (2004). "Response Modeling with Nonrandom Marketing-Mix Variables," *Journal of Marketing Research*, 41(November), pp.467–478.
- 松田慎三, 坂倉芳明 (1967). 「〈日本の産業〉シリーズ百貨店」, 有斐閣.
- 宮副謙司 (2005). 「百貨店研究の系譜と課題—経営機能の観点からの再検討—」, 『流通研究』, pp.51–68.
- 宮副謙司 (2008). 「マーチャンダイジングの捉え方について—MDの定義と業態別特徴—」, 『東京大学21世紀COEものづくり経営研究センターMMRC Discussion Paper』, No.193.
- 中山厚穂, 鶴見裕之 (2007). 「百貨店における消費者の購買意思決定プロセス」, 『応用社会学研究』, 2007, 49, pp.195–205.
- Newton, Michael A. and Raftery Adrian E. (1994). "Approximate Bayesian Inference with the Weighted Likelihood Bootstrap," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 56(1), pp.3–48.
- Rossi, P.E., McCulloch, R.E., and Allenby, G.M. (1996). "The value of Purchase History Data in Target Marketing," *Marketing Science*, 15(4), pp.321–340.
- 佐藤忠彦, 樋口知之 (2007). 「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), pp.49–73.
- 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』, 38(1), pp.1–19.
- 佐藤忠彦, 樋口知之 (2013). 「ビッグデータ時代のマーケティング—ベイジアンモデリングの活用」, 講談社.
- 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.
- Smith, W. (1956). "Product differentiation and market segmentation as marketing segmentation," *Journal of Marketing*, 21(July), pp.3–8.
- 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.
- 照井伸彦 (2008). 「ベイズモデリングによるマーケティング分析」, 東京電機大学出版局.
- 照井伸彦, 佐藤忠彦 (2013). 「現代マーケティング・リサーチ—市場を読み解くデータ分析」, 有斐閣.
- 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度構造に関する解析」, 『マーケティング・サイエンス』, 19(1), pp.17–41.
- 「朝日オリコミ; 百貨店と食品スーパーの物産展トレンド」, <http://www.asaori.co.jp/special/bussanten/> (2013/02/03 アクセス).

付 録

A. 同時事後分布

本研究における推定パラメータに関する同時事後分布は下記の通りになる.

$$\begin{aligned}
 & p(\{\beta_i\}, \{\zeta_i^*\}, \theta, \Sigma, \sigma, \Omega, \{I_i\}, s | \{y_{it}\}, \{x_{it}\}, \{Z_i\}) \\
 & \propto p(\{y_{it}\} | \{\beta_i\}, \{\zeta_i^*\}, \theta, \Sigma, \sigma, \Omega, \{I_i\}, s, \{x_{it}\}, \{Z_i\}) \\
 & \times p(\{\beta_i\}, \{\zeta_i^*\}, \theta, \Sigma, \sigma, \Omega, \{I_i\}, s | \{x_{it}\}, \{Z_i\}) \\
 & = p(\theta | \Sigma) p(\Sigma) p(\sigma | \Omega) p(\Omega) p(s) \\
 & \times \prod_{i=1}^H \left\{ p(\beta_i, I_i | \theta, \Sigma, Z_i, s) p(\zeta_i^* | \sigma, \Omega, Z_i) \right. \\
 & \quad \left. \prod_{t=1}^{T_i} p(y_{it} | \beta_i, I_i, x_{it}) \right\}
 \end{aligned}$$

3.1節(3)式における説明変数 ($LOY_{it}, DM_{it}^{(1)}, \dots$,

$EVE_{it}^{(q)}$ のそれぞれをモデルに含めるか否かの変数選択を $\{\mathbf{I}_i\}, \mathbf{s}$ を用いて行う。具体的には、説明変数を含める場合には 1, 含めない場合には 1.0×10^{-4} を成分とする変数選択ベクトル $\{\mathbf{I}_i\}$ を $\mathbf{s}$ との確率的選択の実施によって生成し、変数選択ベクトルを組み合わせたサンプリングによって反応パラメータの推定を行う。

B. 推定のアルゴリズム

B.1. 事前分布の設定

MCMC により推定を行うために、パラメータ $\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\sigma}$ および Ω に関して下記に示す事前分布を仮定する。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta} &\sim N(\boldsymbol{\mu}_{01}, \mathbf{M}_{01}), \boldsymbol{\mu}_{01} = \mathbf{0}, \mathbf{M}_{01} = \mathbf{f}_{01} \mathbf{E}_q \\ \boldsymbol{\Sigma}^{-1} &\sim \text{Wishart}(\mathbf{f}_{01}, \mathbf{F}_{01}), \mathbf{f}_{01} = K + 3, \\ \mathbf{F}_{01} &= 0.01 \mathbf{E}_K, K = 17 \\ \boldsymbol{\sigma} &\sim N(\boldsymbol{\mu}_{02}, \mathbf{M}_{02}), \boldsymbol{\mu}_{02} = \mathbf{0}, \mathbf{M}_{02} = \mathbf{f}_{02} \mathbf{E}_q \\ \Omega^{-1} &\sim \text{Gamma}(a/2, b/2), a = 1 + 3, b = 0.01 \\ s_j &\sim \text{Beta}(c, d), c = 80, d = 40 \end{aligned}$$

なお、次項以降で用いる $\mathbf{C}_i = \text{diag}(\mathbf{I}_i, \dots, \mathbf{I}_{17})$ とする。

B.2. β_i と $\mathbf{I}_i$ のサンプリング

$\beta_i, \mathbf{I}_i | \bullet$ を独立連鎖 M-H アルゴリズムでサンプリングする。• は他のパラメータおよびデータを省略して示す記号とする。具体的には次のステップでサンプリングする。

- $I_{ij}^{(*)} = 1$, if $u \leq s_j$; $I_{ij}^{(*)} = 1.0 \times 10^{-4}$, otherwise の方式で、説明変数分 $I_{ij}^{(*)}$ を発生させ、 $\mathbf{I}_i^{(*)}$ を設定する
- $\mathbf{I}_i^{(*)}$ に基づき、 $\mathbf{C}_i^{(*)} = \text{diag}(\mathbf{I}_{i1}^{(*)}, \dots, \mathbf{I}_{i17}^{(*)})$ を設定する
- $\beta_i^{(*)}$ を $N(\mathbf{C}_i^{(*)} \cdot \boldsymbol{\theta} \cdot \mathbf{Z}_i, \mathbf{C}_i^{(*)} \cdot \boldsymbol{\Sigma} \cdot \mathbf{C}_i^{(*)})$ から発生させる
- 一様乱数 u を発生させる
- $\beta_i^{(*)}, \mathbf{I}_i^{(*)}$ を採択確率 α と u に基づき、次の確率的選択を行う

$$\begin{cases} \beta_i^{(n)} = \beta_i^{(*)}, \mathbf{I}_i^{(n)} = \mathbf{I}_i^{(*)}, \\ \text{if } u \leq \alpha \left(\left(\beta_i^{(n-1)}, \mathbf{I}_i^{(n-1)} \right), \left(\beta_i^{(*)}, \mathbf{I}_i^{(*)} \right) \right) \\ \beta_i^{(n)} = \beta_i^{(n-1)}, \mathbf{I}_i^{(n)} = \mathbf{I}_i^{(n-1)}, \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{A1})$$

$$\begin{aligned} &\alpha \left(\left(\beta_i^{(n-1)}, \mathbf{I}_i^{(n-1)} \right), \left(\beta_i^{(*)}, \mathbf{I}_i^{(*)} \right) \right) \\ &= \min \left[\frac{L_i(\beta_i^{(*)}, \mathbf{I}_i^{(*)})}{L_i(\beta_i^{(n-1)}, \mathbf{I}_i^{(n-1)})}, 1 \right] \end{aligned} \quad (\text{A2})$$

$L_i(\bullet)$ は個人 i のポアソン尤度を示す。

B.3. ζ^* のサンプリング

$$\begin{aligned} &p(\zeta^* | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \beta_i, \boldsymbol{\sigma}, \Omega, \mathbf{I}_i) \\ &\propto \prod_{t=1}^{T_i} \exp(\mathbf{x}_{it}^{tp} \beta_i)^{y_{it}} \exp(-\exp(\mathbf{x}_{it}^{tp} \beta_i)) \\ &\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\zeta_i^* - \mathbf{Z}_i^{tp} \boldsymbol{\sigma})^2\right) \end{aligned} \quad (\text{A3})$$

ζ^* のサンプリングは、完全条件付き分布が共役にならないため、M-H 法を用いることになる。具体的には、(A4) 式ランダムウォークによりサンプルを発生し、(A5) 式の採択確率に基づき、確率的に採択するか否かを選択する。

$$\zeta_i^{*(n)} = \zeta_i^{*(n-1)} + \nu_\zeta, \nu_\zeta \sim N(\mathbf{0}, \tau_\zeta e) \quad (\text{A4})$$

$$\alpha_\zeta = \min \left(\frac{p(\zeta_i^{*(n)} | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \beta_i, \boldsymbol{\sigma}, \Omega)}{p(\zeta_i^{*(n-1)} | \mathbf{y}_i, \mathbf{X}_i, \mathbf{Z}_i, \beta_i, \boldsymbol{\sigma}, \Omega)}, 1 \right) \quad (\text{A5})$$

B.4. $\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Sigma}$ のサンプリング

当該階層パラメータのサンプリングのために、はじめに $\beta_i^* = \mathbf{C}_i^{-1} \beta_i$ と変換し、 β_i ではなく β_i^* に階層モデルを設定する。

$$\text{vec}(\boldsymbol{\theta}) \sim N(\tilde{\mathbf{q}}, \mathbf{V} \otimes (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1}) \quad (\text{A6})$$

$$\tilde{\mathbf{q}} = \text{vec}(\tilde{\mathbf{Q}}),$$

$$\tilde{\mathbf{Q}} = (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1} (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z} \tilde{\mathbf{Q}} + \mathbf{A}_q \tilde{\mathbf{Q}})^{-1},$$

$$\tilde{\mathbf{Q}} = (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^{tp} \mathbf{B}^* \quad (\text{A7})$$

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

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} &\sim \text{Wishart}(\mathbf{f}_{01} + \mathbf{H}, (\mathbf{F}_{01} + \mathbf{S}^{tp})^{-1}), \\ \mathbf{S}^{tp} &= \sum_{i=1}^H (\beta_i^* - \mathbf{C}_i \cdot \boldsymbol{\theta}^{tp} \cdot \mathbf{Z}_i) (\beta_i^* - \mathbf{C}_i \cdot \boldsymbol{\theta}^{tp} \cdot \mathbf{Z}_i)^{tp} \end{aligned} \quad (\text{A8})$$

B.5. σ, Ω のサンプリング

$$vec(\sigma) \sim N(\tilde{\mathbf{r}}, \mathbf{V} \otimes (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1}) \quad (\text{A9})$$

$$\tilde{\mathbf{r}} = vec(\tilde{\mathbf{R}}),$$

$$\tilde{\mathbf{R}} = (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1} (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z} \hat{\mathbf{R}} + \mathbf{A}_q \tilde{\mathbf{R}})^{-1},$$

$$\hat{\mathbf{R}} = (\mathbf{Z}^{tp} \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^{tp} \mathbf{\Lambda} \quad (\text{A10})$$

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

$$\Omega^{-1} \sim \text{Gamma}(\mathbf{f}_{03} + \mathbf{H}, (\mathbf{F}_{03} + \mathbf{T}^{tp})^{-1}),$$

$$\mathbf{T}^{tp} = \sum_{i=1}^H (\zeta_i^* - \bar{\zeta}_i^*)^2, \bar{\zeta}_i^* = \sigma^{tp} \mathbf{Z}_i \quad (\text{A11})$$

B.6. s のサンプリング

$IC_{ij} = 1$, if $I_{ij} = 1$; $IC_{ij} = 0$, otherwise とする. この時, $s_j | \{I_{ij}\}$ は下記のように β 分布から発生させる. 実際には説明変数数分独立に発生させる (含: 定数項).

$$s_j \sim \text{Beta} \left(c + \sum_{i=1}^H IC_{ij}, H - \sum_{i=1}^H IC_{ij} + d \right) \quad (\text{A12})$$

(2015 年 5 月 10 日受理, 2015 年 12 月 14 日採択)

(この間審査 3 回・審査期間合計 86 日)