

来店回数による顧客分類に基づく 百貨店顧客の客単価形成の解析

山 田 浩 喜

概 要

本研究の目的は、百貨店顧客の客単価形成に対して慣性的行動（商品ロイヤルティ・ストアロイヤルティ）およびマーケティング施策（DM・イベント）がどのように影響を与えるかをモデル化によって解明することである。2年間の来店回数を比較し、来店回数が増加する顧客、来店回数が維持されている顧客、来店回数が減少する顧客に分類し、慣性的行動やマーケティング施策の影響度合の傾向を把握する。モデルには階層ベイズ回帰モデルを用いる。また、慣性的行動のモデル化では Guadagni and Little（1983）を援用し、マーケティング施策の DM には商品およびポイント・特典を告知する DM を、イベントには定期イベント、企画イベント、クリアランスセールを変数として用いる。実証分析の結果から、百貨店顧客の客単価を高め得るマーケティング施策の高度化に関する知見を抽出する。

1. はじめに

小売店舗には、日々顧客の ID 付 POS データ（購買履歴データ）が蓄積されている。ID 付 POS データには、「誰が」、「いつ」、「何を」、「いくつ」、「いくらで」購買したかが記録されている。小売店舗では、ID 付 POS データを分析するために RFM 分析を用いることが多い。RFM 分析とは、顧客の購買実績を、直近購入時期（R：Recency）、一定期間購入頻度（F：Frequency）、購入金額（M：Monetary）の3変数で得点化し、顧客を分析する手法である。RFM 分析結果から、得点上位の者には優先してマーケティング施策を展開する。しかし、RFM 分析は顧客を分類しているに過ぎず、当該分析では顧客の購買特性や影響を与えるマーケティング施策を解明することはできない。ID 付 POS データからマーケティング施策に関する有益な情報を抽出することが小売実務ではもとめられている。また、最近では学術的にも ID 付 POS データをはじめとする消費者の購買行動履歴を用いた研究が進められている（Bell, Ho and Tang, 1998；Bell and Lattin, 1998；Bodagni and Srinivasan, 2001；Fox, Montgomery and Lodish, 2004；Rhee and Bell, 2002；Briesch, Chintagunta and Fox, 2009；山田・佐藤, 2016；山田・佐藤, 2020）。

消費者の購買行動は、顕在変数間の抽出のみで解明できるものではないという認識が重要になっている（佐藤, 2018）。これは、消費者行動に内在する情報（潜在的要因）を考

慮しなければ ID 付 POS データの解明には不十分であることを意味する。消費者の購買行動の特徴的な概念に慣性行動がある (Jeuland, 1979)。慣性行動とは、過去の商品購買時の満足度やブランドスイッチする際に生じる心理的コストなどが作用して、習慣的に同じブランドを購入するといった行動を指す。Guadagni and Little (1983)、Gupta (1988) は、消費者のブランド選択行動のモデルの中に、マーケティング・ミックス変数に加えてブランド購買の慣性をロイヤルティ変数として定義し組み入れている。しかし、百貨店で販売する商品は多岐にわたる。百貨店店舗の実務担当者の関心事は、特定の商品カテゴリーにおけるブランドの慣性的購買ではなく、全商品カテゴリーにおける特定の商品カテゴリーの習慣的購買である。

本稿では、階層ベイズ回帰モデルの枠組みで客単価の形成メカニズムをモデル化する。実際には、顧客を来店回数の増加顧客、減少顧客および維持顧客に事前に分類し、それぞれで客単価の形成メカニズムを評価する。最終的に、顧客グループ間でモデルの推定結果を比較し、マーケティング的意味を議論する。モデルの推定にはマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC) を用いる。客単価は、百貨店のマーケティング活動に加え、前述した顧客自身の慣性行動が影響し規定されると仮定する。百貨店のマーケティング活動としては、顧客ごとに異なる商品やポイント・特典を告知する DM 枚数と顧客間で共通のイベント催事やクリアランスセールの実施の有無を採用する。また、顧客自身の慣性行動としてストアロイヤルティと商品カテゴリーに対するロイヤルティを変数として導入する。ロイヤルティ変数のモデル化は後述する。さらに、階層モデルに顧客属性を組み込むことで、マーケティング活動や慣性行動と顧客属性との関係を明らかにする。

本稿の残りの部分は次のように構成する。第 2 節では分析データ、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. 分析データ

2.1 データ

本稿では、名古屋地区にある A 百貨店の ID 付 POS データとコーザルデータとして各顧客に送付した内容 (最寄品・買回品・専門品、ポイント・特典) 毎の DM 枚数、イベント催事毎の開催の有無および各顧客のデモグラフィックデータを用いた。はじめに A 百貨店の総顧客数 222,148 名の内、2008 年 4 月 1 日～2010 年 3 月 31 日 (対象期間) の間の店舗総売上の 80% を構成する優良顧客 50,697 名 (全顧客数の 22.8%) を抽出した。つぎに、2008 年度 (2008 年 4 月 1 日～2009 年 3 月 31 日) と 2009 年度 (2009 年 4 月 1

日～2010年3月31日)のそれぞれで2回以上来店している顧客から5,000名をランダムに抽出した。本研究では、抽出した顧客を分類したうえで、2009年度のデータのみを用いて客単価形成メカニズムを評価する。

2.2 顧客分類

本小節には顧客の分類結果を示す。顧客分類はA百貨店に来店する前述の優良顧客5,000名を、対2008年度2009年度来店回数変動率を用いて3つの顧客タイプに分類する。百貨店顧客の意思決定は、来店前に購買を意図している(計画購買率が高く非計画購買率が低い)ことが多いといわれる(山田・佐藤, 2016)。中山・鶴見(2007)では百貨店の婦人衣料の非計画購買率が21.2%、青木(1989)では大型スーパーマーケットの非計画購買率が82.2%であると示している。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ることから、百貨店顧客の計画購買率の高さ(非計画購買率の低さ)を示唆している。購買と来店を同一行動とし、2008年度と2009年度の実来店回数を比較した場合、20%程度の増減は意図したものではなく偶発的に発生したものであると仮定する。ここで変動率が20%範囲内の顧客を来店維持顧客と位置付ける。一方、2008年度と比較して2009年度の実来店回数が120%を超えて増加した顧客を来店増加顧客、80%未満の顧客を来店減少顧客と定義する(図1)。

分類の結果、来店増加顧客(1グループ)が1,443名、来店維持顧客(2グループ)が1,761名、来店減少顧客(3グループ)が1,796名となった。図2には、各グループの2009年度客単価の分布を示した。図中、箱の枠は第1四分位点から第3四分位点、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客単価が小さい。相対的に、来店増加顧客の客単価(平均値13,136円)が最も高く、来店減少顧客(平均値11,847円)、来店維持顧客(平均値10,226円)の客単価が続く。

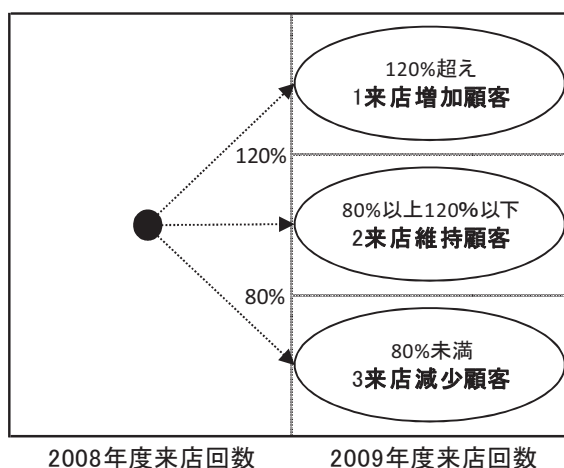


図1 来店回数の変動による顧客分類

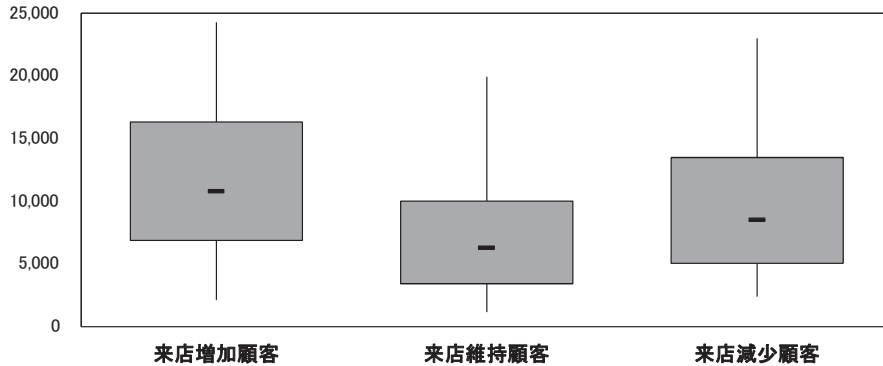


図2 顧客グループ毎の客単価分布

3. モデル

3.1 個体内モデル

本稿では、ID付POSデータ、コーザルデータ及び各顧客のデモグラフィックデータを用いて、顧客の客単価形成のメカニズムをモデル化する。2.2節で示した顧客グループ $n(n=1,2,3)$ の客単価には、顧客のストアロイヤリティと商品毎（最寄品・買回品・専門品）のロイヤリティといった慣性行動、商品毎（最寄品・買回品・専門品）及びポイント・特典のダイレクトメール、イベント催事（定期イベント：お中元・お歳暮、企画イベント：文化的催事・北海道展などの物産展、クリアランスセール）が影響すると仮定し、それら変数間のメカニズムを回帰モデルの枠組みで表現する。以降では、 $i_n(i_n=1, \dots, I_n)$ 、 $t(t=1, \dots, 12, \text{単位は月})$ は顧客、時点をそれぞれ示す。(1)式は顧客 i_n の時点 t での客単価の対数 $y_{i_n,t}$ に関するモデルを示す。

$$y_{i_n,t} = \beta_{i_n}^{(0)} + \beta_{i_n}^{(1)} SLOY_{i_n,t} + \beta_{i_n}^{(2)} CoLOY_{i_n,t} + \beta_{i_n}^{(3)} ShLOY_{i_n,t} + \beta_{i_n}^{(4)} SpLOY_{i_n,t} \\ + \sum_{j=1}^4 \beta_{i_n}^{(j+4)} DM_{i_n,t}^{(j)} + \sum_{k=1}^3 \beta_{i_n}^{(k+8)} EVE_t^{(k)} + v_{i_n,t}, \quad v_{i_n,t} \sim N(0, \sigma_{i_n}^2) \quad (1)$$

$SLOY$ はストアロイヤリティ、 $CoLOY$ 、 $ShLOY$ 、 $SpLOY$ は、最寄品ロイヤリティ、買回品ロイヤリティ、専門品ロイヤリティをそれぞれ示す。

$\beta_{i_n}^{(0)}, \beta_{i_n}^{(1)}, \dots, \beta_{i_n}^{(11)}$ は顧客グループ n の顧客 i_n の説明変数に対する反応係数である。(2)式は、第 n グループの全体尤度を示す。以降で tp は転置を示す。

$$L_n = \prod_{i_n=1}^{I_n} \prod_{t=1}^{12} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_{i_n}^2} \left(Y_{i_n,t} - \boldsymbol{\beta}_{i_n}^{tp} \mathbf{X}_{i_n,t} \right) \right\} \quad (2)$$

ただし、 $\boldsymbol{\beta}_{i_n} = (\beta_{i_n}^{(0)}, \beta_{i_n}^{(1)}, \dots, \beta_{i_n}^{(11)})^{tp}$, $\mathbf{X}_{i_n,t} = (1, SLOY_{i_n,t}, \dots, SpLOY_{i_n,t}, DM_{i_n,t}^{(1)}, \dots, EVE_t^{(3)})^{tp}$ である。なお、 $I_1 = 1,443$ 、 $I_2 = 1,761$ 、 $I_3 = 1,796$ である。

3.2 ロイヤルティの構造モデル

本小節には、ストアロイヤルティ変数、商品（最寄品・買回品・専門品）ロイヤルティ変数のモデルを示す。当該モデルは、Guadagni and Little (1983) のロイヤルティ変数のモデルを援用して定式化する。(3) 式、(4) 式、(5) 式および (6) 式は、第 t 月の顧客 i_n のストアロイヤルティ、商品（最寄品・買回品・専門品）のロイヤルティのモデルをそれぞれ示す。

$$SLOY_{i_n,t} = \zeta_{i_n} SLOY_{i_n,t-1} + (1 - \zeta_{i_n}) V_{i_n,t-1}^S, \quad 0 \leq \zeta_{i_n} \leq 1 \quad (3)$$

$$CoLOY_{i_n,t} = \gamma_{i_n} CoLOY_{i_n,t-1} + (1 - \gamma_{i_n}) V_{i_n,t-1}^{Co}, \quad 0 \leq \gamma_{i_n} \leq 1 \quad (4)$$

$$ShLOY_{i_n,t} = \delta_{i_n} ShLOY_{i_n,t-1} + (1 - \delta_{i_n}) V_{i_n,t-1}^{Sh}, \quad 0 \leq \delta_{i_n} \leq 1 \quad (5)$$

$$SpLOY_{i_n,t} = \eta_{i_n} SpLOY_{i_n,t-1} + (1 - \eta_{i_n}) V_{i_n,t-1}^{Sp}, \quad 0 \leq \eta_{i_n} \leq 1 \quad (6)$$

ζ_{i_n} 、 γ_{i_n} 、 δ_{i_n} 、 η_{i_n} はそれぞれ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る。 $V_{i_n,t-1}^S$ は顧客 i_n が時点 $t-1$ に店舗に訪問した回数、 $V_{i_n,t-1}^{Co}$ 、 $V_{i_n,t-1}^{Sh}$ 、および $V_{i_n,t-1}^{Sp}$ は、顧客 i_n が時点 $t-1$ に最寄品、買回品、および専門品を購入した回数を示す。

(3) 式、(4) 式、(5) 式、および (6) 式に示したモデルにより、ストアロイヤルティ変数、商品（最寄品・買回品・専門品）ロイヤルティ変数の形成メカニズムが消費者ごとに評価できる。これらのモデルと (1) 式に示した反応パラメータ $\boldsymbol{\beta}_{i_n}$ を同時に勘案すれば、既存顧客の客単価を高め得るきめの細かい知見を獲得できる。

3.3 階層モデル

本小節には、階層モデルを示す。階層モデルは、消費者ごとに異質なパラメータの背後に仮定する共通性にメカニズムを示すモデルであり、(7) 式がそれを定式化した結果である。 $\mathbf{z}_{i_n} = (1, z_{1,i_n}, \dots, z_{7,i_n})^{tp}$ は階層モデルの説明変数ベクトルである（表1）。

$$\boldsymbol{\beta}_{i_n} = \boldsymbol{\theta}_{1,n} \mathbf{z}_{i_n} + \boldsymbol{\varepsilon}_{i_n}, \quad \boldsymbol{\varepsilon}_{i_n} \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{1,n}) \quad (7)$$

$\theta_{1,n}$ は第 n グループの全顧客共通の係数行列（12 行×8 列）を、 $\varepsilon_{i,n}$ は（12 行×1 列）の誤差項ベクトルを、 $\Sigma_{1,n}$ はその分散共分散行列（12 行×12 列）を示す。

$\beta_{i,n}$ と同様に $\zeta_{i,n}$ 、 $\gamma_{i,n}$ 、 $\delta_{i,n}$ 、 $\eta_{i,n}$ 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 $\zeta_{i,n}$ を例にとって示せば、 $\zeta_{i,n}^* \left(\zeta_{i,n} = \exp(\zeta_{i,n}^*) / (1 + \exp(\zeta_{i,n}^*)) \right)$ を被説明変数とする。 $\theta_{2,n}$ は全顧客共通の係数（1 行×8 列）である。 $o_{i,n}$ は誤差項（スカラー）を、 $\tau_{2,n}^2$ はその分散を示す。

$$\zeta_{i,n}^* = \theta_{2,n} z_{i,n} + o_{i,n}, \quad o_{i,n} \sim N(0, \tau_{2,n}^2) \quad (8)$$

$\gamma_{i,n}$ 、 $\delta_{i,n}$ 、 $\eta_{i,n}$ においても同様の構造を仮定し、係数を $\theta_{3,n}$ 、 $\theta_{4,n}$ 、 $\theta_{5,n}$ 、分散を $\tau_{3,n}^2$ 、 $\tau_{4,n}^2$ 、 $\tau_{5,n}^2$ とおく。

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}	土日祝日来店割合	z_{i5}
年齢の対数	z_{i2}	16:00以降来店割合	z_{i6}
外商扱い	z_{i3}	食品購買金額比率	z_{i7}
店舗間距離の対数	z_{i4}		

3.4 概念モデルと推定方法

図3には、3.1節から3.3節に示した提案モデルの概念モデルを示す。個体内モデルの説明変数の一部（ $SLOY$, $CoLOY$, $ShLOY$, $SpLOY$ ）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。 $\beta_{i,n}$ 、 $\sigma_{i,n}^2$ および $\theta_{1,n}, \dots, \theta_{5,n}$ 、 $\Sigma_{1,n}$ 、 $\tau_{2,n}^2, \dots, \tau_{5,n}^2$ の発生にはギブスサンプラーを、ストア・商品ロイヤルティの構造モデルの平滑化パラメータ $\zeta_{i,n}$ 、 $\gamma_{i,n}$ 、 $\delta_{i,n}$ 、 $\eta_{i,n}$ の発生にはランダムウォーク・メトロポリス・ヘイスティングス・サンプラーを用いる。なお、MCMCの繰り返し回数は100,000回とし、はじめの50,000回をバーンイン期間として設定した。アルゴリズムの詳細は付録を参照のこと。

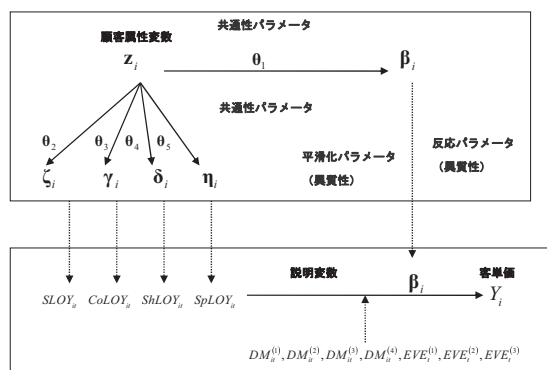


図3 概念モデル

4. 分析結果

本節には、来店増加顧客グループ($I_1 = 1,443$)、来店維持顧客グループ($I_2 = 1,761$)、来店減少グループ($I_3 = 1,796$)ごとのモデル推定結果を示す。

4.1 回帰係数の検証

4.1.1 来店増加顧客グループの反応パラメータの検証

表2は、来店増加顧客グループ ($I_1 = 1,443$) における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。表に示す事後平均は顧客全体の平均値であり、有意顧客比率は各顧客グループに占める有意である顧客数の割合である（以降、同様）。有意性検定に関しては、擬似 t -値（事後平均÷事後標準偏差）を算定し、5%の有意水準で有意性を判断した（ $|t\text{-値}| > 1.96$ ならば有意、それ以外は非有意と判断）。事後平均と有意構成比を見ると、ストアロイヤルティ（慣習的来店行動）（事後平均：1.140）、専門品ロイヤルティ（専門品傾斜購買）（同：0.507）、ポイント・特典DM（同：0.235）、クリアランスセール（同：0.199）が客単価に正の影響を与えていることを表している。しかし、最寄品ロイヤルティ（最寄品傾斜購買）（同：-0.153）、買回品ロイヤルティ（買回品傾斜購買）（同：-0.247）は客単価に負の影響を与えている。これは、当該顧客グループでは最寄品ロイヤルティと買回品ロイヤルティの高い顧客はど客単価が低い傾向にあることを意味する。百貨店顧客は、広く品揃えされた商品を一通り均等に購買するというよりも、特定の商品カテゴリーを傾斜的に購買する傾向にあり、上記の結果はそれを反映したものである。複数階への回遊促進施策であるイベント催事は来店増加顧客グループの客単価には大きな影響を与えていない。

図4には、顧客ごとの反応パラメータ β がどのような範囲で分布しているかを示した。前段に示した通り、ストアロイヤルティ、専門品ロイヤルティが客単価に正の影響を有している。ポイント・特典DM、クリアランスセールは、客単価に正の影響を与えているが、その影響度合は低く顧客間の散らばりも少ない。

表2 来店増加顧客グループの反応パラメータの推定値

	事後平均	有意構成比	最大値	75% (第3四分点)	中央値	25% (第3四分点)	最小値
ストアロイヤルティ	1.140	57.1%	3.015	1.531	1.118	0.730	-0.493
最寄品ロイヤルティ	-0.153	0.4%	0.501	-0.010	-0.150	-0.302	-0.846
買回品ロイヤルティ	-0.247	0.1%	1.030	-0.028	-0.295	-0.496	-1.121
専門品ロイヤルティ	0.507	14.2%	1.964	0.903	0.466	0.102	-0.931
最寄品DM	0.089	0.8%	0.788	0.142	0.085	0.034	-0.591
買回品DM	0.059	1.4%	0.699	0.139	0.060	-0.020	-0.584
専門品DM	-0.044	0.9%	1.045	0.165	-0.033	-0.230	-1.247
ポイントDM	0.235	6.9%	0.724	0.353	0.261	0.144	-0.503
定期イベント	0.127	1.2%	0.642	0.216	0.146	0.066	-0.540
企画イベント	0.025	2.6%	0.546	0.108	0.028	-0.055	-0.466
クリアランスセール	0.199	5.4%	0.927	0.337	0.215	0.092	-0.833

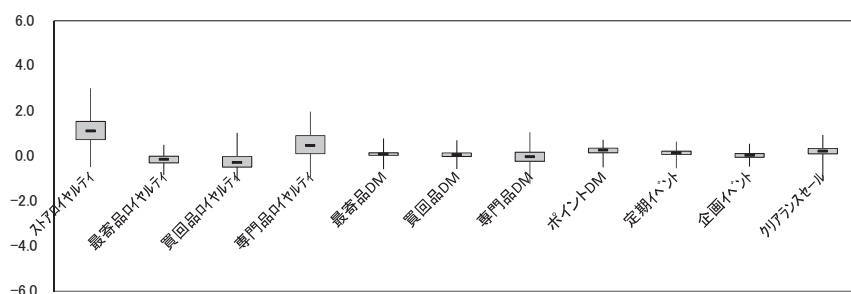


図4 来店増加顧客グループの反応パラメータの分布

4.1.2 来店維持顧客グループの反応パラメータの検証

表3は、来店顧客維持グループ ($I_2 = 1,761$) における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。事後平均と有意構成比を見ると、専門品ロイヤリティ（事後平均：1.601）、最寄品ロイヤリティ（同：0.707）が客単価に正の影響を与えている。ダイレクトメールでは買回品DM（同：0.305）が、イベント催事では定期イベント（同：0.364）が客単価に正の影響を与えている。これらの結果から、来店維持グループは、定期的に専門品、最寄品を購入する顧客グループだとわかる。また、ダイレクトメールでは、『ポイント・特典』の告知や最寄品、専門品を告知することは有効ではなく、『お中元やお歳暮』のような定期イベントが客単価に影響している。

図5には反応パラメータ β の個人ごとの事後平均の分布状況を示した。専門品ロイヤリティ、最寄品ロイヤリティが客単価に影響を与えることを示唆している。また、定期イベントが影響しているものの、ダイレクトメールや他のイベント催事との影響度の差は小さい。

表3 来店維持顧客グループの反応パラメータの推定値

	事後平均	有意構成比	最大値	75% (第3四分点)	中央値	25% (第3四分点)	最小値
ストアロイヤリティ	0.425	1.5%	2.135	0.850	0.538	0.095	-2.128
最寄品ロイヤリティ	0.707	6.0%	2.690	0.965	0.631	0.388	-0.818
買回品ロイヤリティ	0.474	2.0%	2.728	0.901	0.373	-0.010	-1.681
専門品ロイヤリティ	1.601	37.5%	4.670	2.244	1.583	1.039	-2.129
最寄品DM	0.007	0.2%	1.165	0.197	-0.016	-0.202	-0.921
買回品DM	0.305	0.3%	0.901	0.435	0.307	0.183	-0.816
専門品DM	-0.257	0.7%	1.299	0.116	-0.166	-0.517	-2.531
ポイントDM	0.190	0.3%	0.833	0.320	0.192	0.063	-0.559
定期イベント	0.364	0.5%	1.235	0.540	0.364	0.198	-0.624
企画イベント	0.028	0.8%	0.642	0.163	0.027	-0.115	-0.602
クリアランスセール	0.222	0.5%	1.296	0.408	0.225	0.052	-0.954

4.1.3 来店減少顧客グループの反応パラメータの検証

表4は、来店減少顧客グループ ($I_3 = 1,796$) における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。事後平均と有意構成比を見ると、ストアロイヤリティ（事

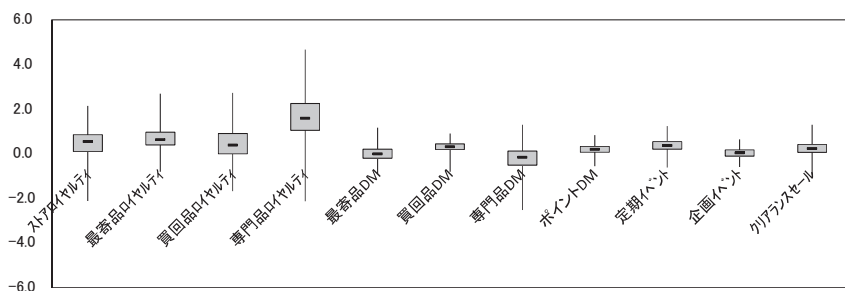


図5 来店維持顧客グループの反応パラメータの分布

後平均：1.401)、専門品ロイヤリティ（同：0.868）が客単価に正の影響を与えている。ダイレクトメールでは専門品 DM（同：0.116）、イベント催事では定期イベント（同：0.130）が正の影響を与えている。

図6には、反応パラメータ β の個人ごとの事後平均の分布状況を示した。前述の通り、ストアロイヤリティ、専門品ロイヤリティが客単価に影響することを示している。しかし、それ以外は0付近で分布し、散らばりも小さい。

4.2 平滑化パラメータの検証

表5には、ストアロイヤリティ ζ 、最寄品ロイヤリティ γ 、買回品ロイヤリティ δ 、専門品ロイヤリティ η の平滑化パラメータの事後平均と全体に対する有意であった顧客の構成比を示した。

表に示す事後平均は、顧客全体の平均値であり、有意構成比率は各顧客グループに占める有意である顧客数の割合である。買回品ロイヤリティや専門品ロイヤリティは、ストアロイヤリティや最寄品ロイヤリティよりもロイヤリティの形成に1期前購買回数（直前の購買経験）の影響を受けない。なお、顧客グループ間の事後平均の傾向については後述する。

表4 来店減少顧客グループの反応パラメータの推定値

	事後平均	有意構成比	最大値	75% (第3四分点)	中央値	25% (第3四分点)	最小値
ストアロイヤリティ	1.401	54.4%	4.115	1.938	1.415	0.893	-0.880
最寄品ロイヤリティ	-0.341	0.3%	1.150	-0.107	-0.366	-0.599	-1.571
買回品ロイヤリティ	-0.086	0.4%	1.459	0.354	-0.213	-0.430	-1.409
専門品ロイヤリティ	0.868	7.3%	2.750	1.224	0.900	0.551	-1.526
最寄品DM	0.030	0.2%	0.535	0.088	0.034	-0.020	-0.610
買回品DM	0.029	0.7%	0.597	0.094	0.031	-0.038	-0.520
専門品DM	0.116	0.2%	0.825	0.180	0.112	0.039	-0.787
ポイントDM	0.050	0.6%	0.495	0.111	0.057	-0.001	-0.437
定期イベント	0.130	0.9%	0.706	0.202	0.144	0.071	-0.466
企画イベント	0.070	1.1%	0.489	0.144	0.076	0.001	-0.433
クリアランスセール	0.095	1.2%	0.723	0.174	0.106	0.030	-0.559

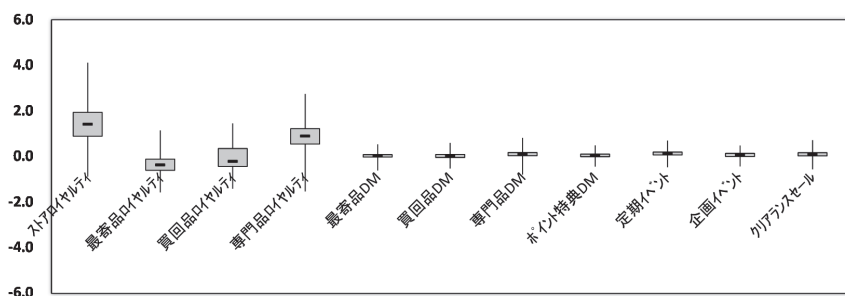


図6 来店減少顧客グループの反応パラメータの分布

表5 平滑化パラメータの推定値

ストアロイヤルティ変数	来店増加顧客グループ		来店維持顧客グループ		来店減少顧客グループ	
	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比
1期前ストアロイヤルティ	0.792	81.8%	0.818	97.6%	0.527	81.3%
1期前来店回数	0.208	***	0.182	***	0.473	***

最寄品ロイヤルティ変数	来店増加顧客グループ		来店維持顧客グループ		来店減少顧客グループ	
	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比
1期前最寄品ロイヤルティ	0.712	82.1%	0.838	97.5%	0.554	69.6%
1期前最寄品購買回数	0.288	***	0.162	***	0.446	***

買回品ロイヤルティ変数	来店増加顧客グループ		来店維持顧客グループ		来店減少顧客グループ	
	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比
1期前買回品ロイヤルティ	0.970	99.5%	0.978	99.3%	0.658	76.0%
1期前買回品購買回数	0.030	***	0.022	***	0.342	***

専門品ロイヤルティ変数	来店増加顧客グループ		来店維持顧客グループ		来店減少顧客グループ	
	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比	事後平均	有意構成比
1期前専門品ロイヤルティ	0.898	83.3%	0.945	99.4%	0.791	75.0%
1期前専門品購買回数	0.102	***	0.055	***	0.209	***

4.3 階層モデルの検証

本節には、階層モデルにおける回帰係数 θ_1 の事後平均を示す。回帰係数の推定値を検証すれば消費者反応の形成メカニズムが評価できる。

表6および図7は、来店増加顧客グループの階層モデルの推定結果である。店舗間距離に着目すると、店舗間距離が長くなるとストアロイヤルティの反応が高くなる (0.188)。外商扱いの顧客になると、クリアランスセールの反応が低くなる (-0.205)。土日祝日来店割合の高い顧客になると、ストアロイヤルティに正の影響 (1.238) を与えるのに対し、専門品ロイヤルティに負の影響 (-0.829) を与える。16時以降来店する顧客は専門品ロイヤルティの反応が低くなり (-1.118)、食品購買金額比率の低い顧客はストアロイヤルティの反応 (-0.921)、ポイント・特典DMの反応が低くなる (-0.266)。

表 6 来店増加顧客グループの共通性パラメータの推定値

	定数項	ストアロイヤリティ	最寄品ロイヤリティ	買回品ロイヤリティ	専門品ロイヤリティ	最寄品DM	買回品DM	専門品DM	ポイントDM
性別	1.006 *	0.011	-0.105	-0.588	-0.405	-0.164	-0.199	0.477	0.094
年齢対数	1.435 *	-0.221	0.032	0.340	0.034	0.022	-0.033	-0.552 *	0.023
外商扱い	-0.175	0.259	-0.124	0.312	-0.072	-0.060	0.024	0.155	-0.057
店舗間距離対数	-0.148	0.188 *	-0.002	-0.127	0.164	0.017	0.046	0.180	0.012
土日祝日来店割合	-0.312	1.238 *	-0.446	0.001	-0.829 *	-0.054	-0.137	-0.272	0.022
16:00以降来店割合	0.677 *	-0.154	-0.076	0.196	-1.118 *	0.108	-0.035	0.208	0.052
食品購買金額比率	0.926 *	-0.921 *	0.287	-0.362	-0.163	-0.022	0.005	0.124	-0.266 *

	定期イベント	企画イベント	クリアランスセール
性別	0.085	-0.041	-0.012
年齢対数	-0.034	-0.054	0.106
外商扱い	0.022	0.054	-0.205 *
店舗間距離対数	0.019	0.020	-0.006
土日祝日来店割合	-0.028	0.061	0.066
16:00以降来店割合	0.084	0.096	-0.204
食品購買金額比率	-0.096	0.066	-0.161

*は5%水準で有意であることを示す

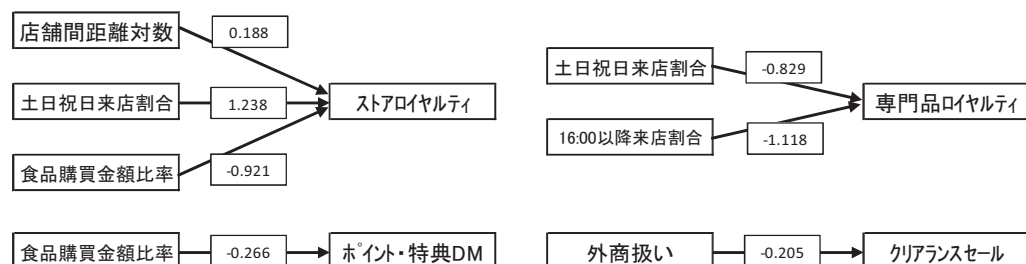


図 7 来店増加顧客グループの反応パラメータと共通性パラメータ

表 7 および図 8 は、来店維持顧客グループの階層モデルの推定結果である。性別に着目すると、男性顧客になると最寄品ロイヤリティや専門品ロイヤリティの反応が大きくなる (-0.928, -0.967)。また、土日祝日来店割合の高い顧客は、最寄品ロイヤリティ、買回品ロイヤリティ、専門品ロイヤリティおよび買回品 DM の反応が高くなる (0.913, 1.825, 1.865, 0.363)。

表 8 および図 9 は、来店減少顧客グループの階層モデルの推定結果である。店舗間距離に着目すると、店舗間距離が長くなるとストアロイヤリティや専門品ロイヤリティ、最寄品 DM への反応が高くなる (0.286, 0.256, 0.049)。土日祝日来店割合の高い顧客は、ストアロイヤリティや買回品ロイヤリティ、定期イベントへの反応が大きくなる (1.166, 0.554, 0.092)。食品購買金額割合の高い顧客は、ストアロイヤリティ、企画イベントの反応が低くなる (-1.456, -0.152) 一方で最寄品ロイヤリティの反応が高くなる (0.783)。

ここでは、紙幅の都合上、反応パラメータ β の階層モデルにおける回帰係数 θ_1 の有意性検証結果だけを取り上げた。平滑化パラメータの階層モデルにおける回帰係数 $\theta_2, \dots, \theta_5$ についても有意性検証結果を用いることによって同様の評価が可能である。

表7 来店維持顧客グループの共通性パラメータの推定値

	定数項	ストアロイヤリティ	最寄品ロイヤリティ	買回品ロイヤリティ	専門品ロイヤリティ	最寄品DM	買回品DM	専門品DM	ポイントDM
性別	-0.089	1.248 *	-0.928 *	-0.582	-0.967 *	-0.126	-0.014	0.060	0.014
年齢対数	1.208 *	-0.346	0.408	-0.160	0.049	0.081	0.010	-0.177	0.135
外商扱い	-0.140	0.212	-0.079	-0.177	0.292	0.389	0.008	-0.140	-0.069
店舗間距離対数	-0.294 *	0.108	-0.010	0.131	0.212	-0.049	0.024	0.097	-0.028
土日祝日来店割合	-0.189	-1.337 *	0.913 *	1.825 *	1.865 *	0.086	0.363 *	-0.836	-0.032
16:00以降来店割合	0.269	0.236	-0.393	-0.298	-0.087	0.429	-0.076	0.385	-0.090
食品購買金額比率	1.935 *	0.078	-0.623	-0.535	-2.232 *	-0.383	-0.272	-1.705	-0.119 *

	定期イベント	企画イベント	クリアランスセール
性別	0.158	0.054	-0.051
年齢対数	0.015 *	-0.067	0.174
外商扱い	-0.028	0.032	-0.172
店舗間距離対数	0.025	0.019	-0.042
土日祝日来店割合	0.082	0.024	0.210
16:00以降来店割合	-0.270	0.079	0.106
食品購買金額比率	0.146	0.110	-0.465 *

*は5%水準で有意であることを示す

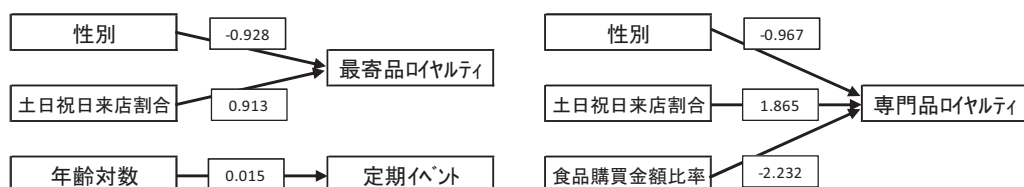


図8 来店維持顧客グループの反応パラメータと共通性パラメータ

表8 来店減少顧客グループの共通性パラメータの推定値

	定数項	ストアロイヤリティ	最寄品ロイヤリティ	買回品ロイヤリティ	専門品ロイヤリティ	最寄品DM	買回品DM	専門品DM	ポイントDM
性別	0.983 *	-0.714 *	0.369	0.601 *	0.880 *	-0.091	0.016	-0.258	-0.077
年齢対数	1.403 *	-0.057	-0.031	-0.113	-0.417	-0.082	0.069 *	0.159 *	-0.008
外商扱い	0.292	-0.559 *	0.337 *	0.917 *	-0.106	0.034 *	-0.047	-0.052	0.033
店舗間距離対数	-0.307 *	0.286 *	-0.081	-0.077	0.256 *	0.049 *	-0.018	-0.025	0.014
土日祝日来店割合	-0.671 *	1.166 *	-0.545	0.554 *	-0.626	0.001	-0.029	0.013	0.051
16:00以降来店割合	1.018 *	-0.553 *	0.207	-0.016	-0.484	-0.084	-0.158	0.045	0.018
食品購買金額比率	1.899 *	-1.456 *	0.783 *	0.008	-0.671	0.039	-0.013	-0.222	-0.033

	定期イベント	企画イベント	クリアランスセール
性別	-0.049	-0.071	-0.045
年齢対数	0.029	0.011	-0.016
外商扱い	0.037	0.017	-0.090
店舗間距離対数	0.006	0.014	0.026
土日祝日来店割合	0.092 *	0.040	0.020
16:00以降来店割合	-0.086	-0.062	-0.078
食品購買金額比率	-0.041	-0.152 *	0.058

*は5%水準で有意であることを示す

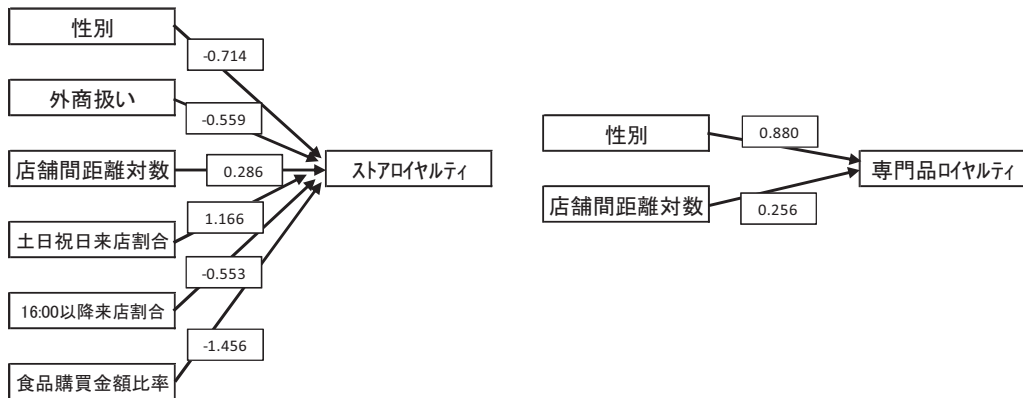


図9 来店減少顧客グループの反応パラメータと共通性パラメータ

4.4 グループ間の推計結果の比較

表9には、グループ間で客単価に影響を与える反応パラメータとそれらを形成する消費者属性を整理した。来店回数の増加や減少のように来店回数に変動がある顧客は、ストアロイヤリティの高まりが客単価増加に影響を与える。また、来店増加顧客、来店減少顧客の顧客属性を見ると、ともに遠隔地に居住、土日祝日来店、非食品を購入する顧客はストアロイヤリティの反応が高くなる。最寄品ロイヤリティが客単価に影響するのは、男性で土日祝日来店する来店維持顧客のみである。買回品ロイヤリティはいずれの顧客グループにおいても客単価に影響を与えていない。一方、専門品ロイヤリティは、すべての顧客グループで客単価に正の影響を与えている。ただし、専門品ロイヤリティを形成する顧客属性は、グループ間で異なる。来店増加顧客においては平日来店、日中来店する顧客が、来店維持顧客においては男性、土日祝日来店、非食品を購入する顧客が、来店減少顧客においては女性、遠隔地に居住する顧客が、専門品ロイヤリティの反応が高くなる。また、来店増加顧客、来店維持顧客は、マーケティング施策が客単価に影響するが、来店減少顧客には影響しない。

表9 推定結果の比較

	来店増加顧客	来店維持顧客	来店減少顧客
ストアロイヤリティ	○ 遠隔, 土日来店, 非食品		○ 遠隔, 土日来店, 非食品等
最寄品ロイヤリティ		○ 男性, 土日来店	
専門品ロイヤリティ	○ 平日来店, 日中来店	○ 男性, 土日来店, 非食品	○ 女性, 遠隔
ポイント特典DM	○ 非食品		
定期イベント		○ 高年齢	
ｸﾘｱﾗﾝｽｾｰﾙ	○ 外商以外		

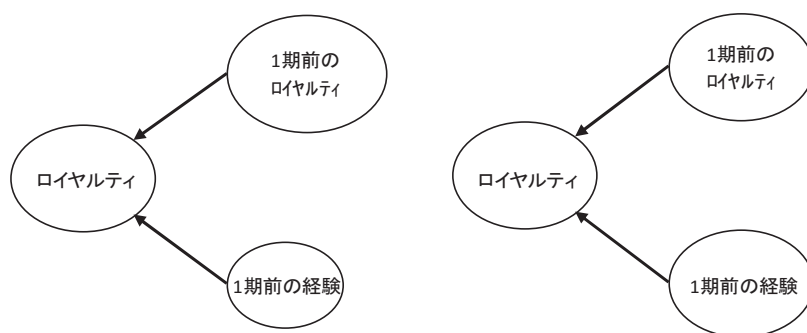


図 10 ロイヤルティの形成
(左：来店増加，来店維持顧客グループ，右：来店減少顧客グループ)

図 10 には、表 5 の平滑化パラメータをもとに、ロイヤルティの構造を示した。来店増加顧客、来店維持顧客のストアロイヤルティの事後平均は、1 期前のストアロイヤルティ（習慣性）のほうが 1 期前の来店回数よりも大きく影響してロイヤルティが形成されている。最寄品ロイヤルティ、買回品ロイヤルティ、専門品ロイヤルティも同様の傾向である。しかし、来店減少顧客グループのストアロイヤルティの事後平均を見ると、1 期前のストアロイヤルティと 1 期前の来店回数が同程度影響してロイヤルティが形成されている。最寄品ロイヤルティ、買回品ロイヤルティ、専門品ロイヤルティにおいても来店増加顧客や来店維持顧客よりも来店減少顧客はロイヤルティの形成に 1 期前ロイヤルティ（習慣性）の影響度が低い。

4.5 マーケティング施策への示唆

4.1 節に示したように、A 百貨店の優良顧客のうち、来店増加傾向にある顧客の客単価には、ストアロイヤルティや専門品ロイヤルティ、マーケティング施策ではポイント・特典 DM、クリアランスセールが正の影響を与える。本小節では、顧客タイプごとに客単価を上げるのに有効なマーケティング施策に焦点をあてて議論を進める。

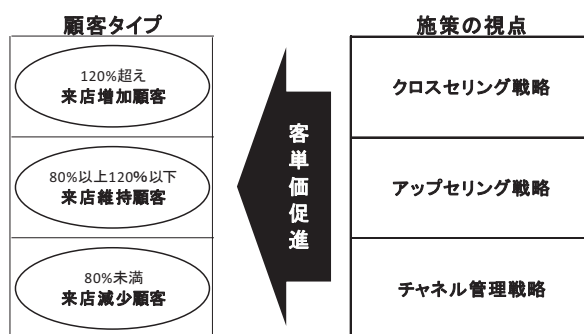


図 11 マーケティング施策の視点

既存顧客の顧客シェアを拡大するのに用いられる活動には、クロスセリング戦略、アップセリング戦略、そしてチャンネル管理戦略がある（Kamakura, Mela, Ansari, Bodapati, Fader, Iyengar, Naik, Neslin, Sun, Verhoef, Wedel, and Wilcox, 2005）。クロスセリングとは、顧客が複数のカテゴリーをまたいで購買する、いわゆる買い回り行動を示す言葉である。クロスセリング戦略では、買い回り行動を促進させることで顧客シェア拡大を狙う。アップセリング戦略では、顧客の希望する製品やサービスよりも高級または高価格のものを購入してもらうことを狙っている。すなわち、少しでも高い製品、高級なサービスの需要を喚起し、客単価を高めるための戦略である。チャンネル管理戦略は、顧客の需要を喚起するために、異なるチャンネルに顧客を誘導することを狙った戦略である。これらの戦略に照らして客単価を高めるマーケティング施策を考察する。

A百貨店の来店増加顧客のうち、土日祝日に来店し、店舗間距離が長くなり、非食品を購入するようになると、ストアロイヤルティが客単価に正の影響を与える。そのため、顧客の嗜好を把握した上で商品提案や接客販売を行い、ストアロイヤルティを高めることが必要である。平日および日中に来店するようになると、専門品ロイヤルティが客単価を高める。これら顧客の専門品ロイヤルティを高めるためには、平日限定のブランド品イベントやブランド品を複数提案する（クロスセリング戦略）、高価格帯商品を提案する（アップセリング戦略）販売体制をとることが必要である。また、非食品を購入するようになると、ポイント・特典DMが客単価に影響を与えるため、前述のストアロイヤルティや専門品ロイヤルティを高める施策を促進するのに有効である。外商以外の顧客になると、クリアランスセールが客単価に正の影響を与える。クリアランスセールで買回品や専門品を買い回ってもらうようにクーポン券等を用いたクロスセリング戦略がもとめられる。

来店維持顧客のうち、男性で土日に来店するようになると、最寄品ロイヤルティが客単価を高め、男性で土日に来店し、非食品を購入する傾向が高くなると、専門品ロイヤルティが客単価に正の影響を与える。土日に来店する男性顧客にはクーポン券等を用いて食品売場を買い回ってもらうクロスセリング戦略、土日に来店する男性顧客のうち、食品購買金額の低い顧客には専門品を買い回ってもらうように土日限定のブランド品イベントやクロスセリング戦略、アップセリング戦略が有効な戦略となり得る。また、年齢が高くなると定期イベントが客単価に影響を与えるため、高年齢の顧客にはお中元・お歳暮の案内を行うことが必要である。

来店減少顧客のうち、土日祝日に来店し、店舗間距離が長くなり、非食品を購入するようになると、ストアロイヤルティが客単価に正の影響を与える。これら顧客には、嗜好に合った商品提案や接客販売を行い、ストアロイヤルティを高めなければならない。ただし、来店減少顧客は、ロイヤルティに直前の購買経験が大きく影響するため、その都度の接客販売に不満足を与えないようにする必要がある。また、女性顧客で店舗間距離が長くなると、専門品ロイヤルティが客単価を高める。これら顧客には、ブランド品を複数提案する

(クロスセリング戦略)、高価格帯商品を提案する(アップセリング戦略)販売体制が有効な戦略となり得る。なお、このタイプの顧客は来店自体が困難になっている可能性もあるため、店舗だけではなくインターネットなど異なるチャネルを用いて販売を促進するチャネル管理戦略も有効である。

顧客タイプごとに客単価向上を促進するのに有効なマーケティング施策を考察した。百貨店を利用する消費者はスーパーマーケットを利用する消費者と比較して、来店前に購買を意図する計画購買率が高い(中山・鶴見, 2007)。そのため、スーパーマーケットでは、サンプリング、試演、ディスプレイ等の店舗内マーケティングが消費者の購買を促進しているのに対し、百貨店では、ダイレクトメールのような店舗外マーケティングが消費者の購買を促進すると考えられる。そのため、客単価を高めるのに店舗外マーケティングを中心に議論した。マーケティング戦略を考察する上で重要な点なので言及しておく。

5. まとめと今後の課題

本稿では、百貨店で蓄積された ID 付 POS データを用いて、顧客を3つのグループに分類し、その後客単価の形成メカニズムを明らかにするために、階層ベイズ回帰モデルの枠組で客単価形成をモデル化し、検証を行った。客単価の形成メカニズムを、顧客のストアロイヤリティ、最寄品・買回品・専門品ロイヤリティ、百貨店のマーケティング施策（ダイレクトメールとイベント催事）が影響を与えると仮定し、モデル化した。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。実証分析の結果から、4.5 節に示したマーケティング施策への示唆が得られている。

これらのことによって、百貨店顧客特有の客単価のメカニズムを明らかにすることができた。来店回数を考慮しながら既存顧客の客単価向上を促進すれば、最終的に購買金額を高めることができる。本稿で示したように、顧客がどのマーケティング施策を重要視するのか、どのような属性要素をつかっているかを把握してマーケティング施策を立てることは、顧客シェアの促進のために重要である。

本稿には次の2点の課題が残されている。1つ目の課題は、顧客の行動に影響を与える状況要因を考慮していないことである。たとえば当該百貨店には、補充的な買い物で来るのか、主要な買い物で来るのかの状況によって、客単価に影響する要因やマーケティング施策が異なると考えられる。今後はこのような顧客の状況要因を考慮したモデルの提案が必要である。2つ目の課題は、データとモデル化に関連することである。本稿では月単位のデータを用いているため、マーケティング活動の細かい評価ができていない。たとえば月初に出された DM と月末に出された DM は同じ月に送付された DM として評価している。イベント変数においても同様である。これらの課題に対応するためには、月別よりも細かい日別や週別のデータを用いて検証する、データの粒度にあったモデル化がもてめられる。

謝 辞

本研究は、文部科学省科学研究費「若手研究 20k13626, 研究代表者：山田浩喜」の助成を受けたものです。

付 録

(推定のアルゴリズム)

1. 事前分布

パラメータ $\sigma_{i_n}^2$ の事前分布を下記の通り設定する.

$$\sigma_{i_n}^2 \sim IG(r_0/2, \sigma_0/2,)$$

階層モデル $\beta_{i_n} \sim N(\theta_{1,n} \mathbf{z}_{i_n}, \Sigma_{1,n})$ の係数パラメータ $\theta_{1,n}$ 、分散共分散行列 $\Sigma_{1,n}$ は、多変量正規分布、逆ウィシャート分布をそれぞれ設定する。

$$\text{vec}(\theta_{1,n}) \sim N(\text{vec}(\bar{\theta}_{1,n}), (\Sigma_{1,n} \otimes A_q^{-1}))$$

ここで $\text{vec}(\bar{\theta}_{1,n}) = \mathbf{0}$, $A_q^{-1} = 0.01 \mathbf{I}_q$

$$\Sigma_{1,n} \sim IW(\mathbf{v}_0, \Sigma_0)$$

ここで $\mathbf{v}_0 = K + 3$, $\Sigma_0 = 0.01 \mathbf{I}_k$, k は個体内モデル, q は階層モデルの説明変数の数を示す。

階層モデル $\zeta_{i_n} \sim N(\theta_{2,n} \mathbf{z}_{i_n}, \tau_{2,n}^2)$ の係数パラメータ $\theta_{2,n}$ 、分散共分散行列 $\tau_{2,n}^2$ は、正規分布、逆ガンマ分布をそれぞれ設定する。

$$\theta_{2,n} \sim N(\bar{\theta}_{2,n}, B_q^{-1})$$

ここで $\bar{\theta}_{2,n} = 0$, $B_q^{-1} = 0.01 \mathbf{I}_q$

$$\tau_{2,n}^2 \sim IG(v'_0, \Sigma'_0)$$

ここで $v'_0 = 1 + 3$, $\Sigma'_0 = 0.01$

2. モデルの推定

(1) β, σ : ギブスサンプリング

$$\beta_{i_n} \sim N(\tilde{\beta}_{i_n}, \sigma_{i_n}^2 (\mathbf{X}_{i_n}^{tp} \mathbf{X}_{i_n} + \Sigma_{1,n}^{-1})^{-1}) \quad (\text{A1})$$

ここで $\tilde{\beta}_{i_n} = (\mathbf{X}_{i_n}^{tp} \mathbf{X}_{i_n} + \Sigma_{1,n}^{-1}) (\mathbf{X}_{i_n}^{tp} \mathbf{X}_{i_n} \hat{\beta}_{i_n} + \bar{\beta}_{i_n})$, $\bar{\beta}_{i_n} = \theta_{1,n}^{tp} \mathbf{z}_{i_n}$, $\hat{\beta}_{i_n} = (\mathbf{X}_{i_n}^{tp} \mathbf{X}_{i_n})^{-1} \mathbf{X}_{i_n}^{tp} \mathbf{y}_{i_n}$

$$\sigma_{i_n}^2 \sim IG(v_{ni_n}^*/2, s_{ni_n}^*/2) \quad (\text{A2})$$

ここで $v_{ni_n}^* = v_{0i_n} + n_{i_n}$, $s_{ni_n}^* = s_{0i_n} + (n_{i_n} - k)s_{i_n}^2$, $s_{i_n}^2 = (\mathbf{y}_{i_n} - \mathbf{X}_{i_n}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{i_n})^{tp}(\mathbf{y}_{i_n} - \mathbf{X}_{i_n}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{i_n})/(n_{i_n} - k)$
 (2) ζ^* : メトロポリス—ヘイスティング

$$\zeta_{i_n}^{*(n)} = \zeta_{i_n}^{*(n-1)} + \mathbf{z}_\zeta, \quad \mathbf{z}_\zeta \sim N(0, \sigma_\zeta^2) \quad (\text{A3})$$

$$\alpha_\zeta(\zeta_{i_n}^{*(n-1)}, \zeta_{i_n}^{*(n)}) = \min\left(\frac{p(\zeta_{i_n}^{*(n)}|\mathbf{y}_{i_n}, \mathbf{X}_{i_n}, \boldsymbol{\beta}_{i_n}, \mathbf{z}_{i_n})}{p(\zeta_{i_n}^{*(n-1)}|\mathbf{y}_{i_n}, \mathbf{X}_{i_n}, \boldsymbol{\beta}_{i_n}, \mathbf{z}_{i_n})}, 1\right) \quad (\text{A4})$$

n は繰り返しの回数である。 γ , δ , η においても上記と同様に推定される。

(3) θ_1, Σ_1 : ギブスサンプリング

$$\text{vec}(\boldsymbol{\theta}_{1,n}) \sim N(\tilde{\mathbf{q}}, \Sigma_{1,n} \otimes (\mathbf{Z}^{tp}\mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1}) \quad (\text{A5})$$

ここで $\tilde{\mathbf{q}} = \text{vec}(\tilde{\mathbf{Q}})$, $\tilde{\mathbf{Q}} = (\mathbf{Z}^{tp}\mathbf{Z} + \mathbf{A}_q)^{-1}(\mathbf{Z}^{tp}\mathbf{Z}\hat{\mathbf{Q}} + \mathbf{A}_q\bar{\mathbf{Q}})$, $\hat{\mathbf{Q}} = (\mathbf{Z}^{tp}\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^{tp}\mathbf{B}$
 \mathbf{Z} は \mathbf{z}_i , \mathbf{B} は $\boldsymbol{\beta}_i$ を顧客全体でまとめ転置させた行列である。

$$\Sigma_{1,n} \sim IW(\mathbf{v}_0 + \mathbf{H}, (\Sigma_0 + \mathbf{S}^{tp})^{-1}) \quad (\text{A6})$$

ここで $\mathbf{S}^{tp} = \sum_{i_n=1}^{I_n} (\boldsymbol{\beta}_{i_n} - \bar{\boldsymbol{\beta}}_{i_n})(\boldsymbol{\beta}_{i_n} - \bar{\boldsymbol{\beta}}_{i_n})^{tp}$, $\bar{\boldsymbol{\beta}}_{i_n} = \boldsymbol{\theta}_{1,n}\mathbf{z}_{i_n}$, I_n は顧客グループ n の顧客数
 (4) θ_2, τ_2^2 : ギブスサンプリング

$$\boldsymbol{\theta}_{2,n} \sim N(\tilde{\mathbf{r}}, \tau_{2,n}^2 \times (\mathbf{z}_{i_n}^{tp}\mathbf{z}_{i_n} + \mathbf{B}_q)^{-1}) \quad (\text{A7})$$

ここで $\tilde{\mathbf{r}} = (\mathbf{z}_{i_n}^{tp}\mathbf{z}_{i_n} + \mathbf{B}_q)^{-1}(\mathbf{z}_{i_n}^{tp}\mathbf{z}_{i_n}\hat{\mathbf{R}} + \mathbf{B}_q\bar{\mathbf{R}})$, $\hat{\mathbf{R}} = (\mathbf{z}_{i_n}^{tp}\mathbf{z}_{i_n})^{-1}\mathbf{z}_{i_n}^{tp}\boldsymbol{\zeta}_{i_n}$

$$\tau_{2,n}^2 \sim IG(\mathbf{v}'_0 + \mathbf{L}, (\Sigma'_0 + \mathbf{T})^{-1}) \quad (\text{A8})$$

ここで $\mathbf{T} = (\boldsymbol{\zeta}_{i_n} - \bar{\boldsymbol{\zeta}}_{i_n})(\boldsymbol{\zeta}_{i_n} - \bar{\boldsymbol{\zeta}}_{i_n})^{tp}$, $\bar{\boldsymbol{\zeta}}_{i_n} = \boldsymbol{\theta}_{2,n}\mathbf{z}_{i_n}$

θ_3 , θ_4 , θ_5 , τ_3^2 , τ_4^2 , τ_5^2 においても上記と同様に推定される。

参考文献

- 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.
 Bell, D.R., and Lattin, J.M (1998), “Grocery Shopping Behavior and Consumer Response to Retailer Price Format: why ‘Large Basket’ Shopper Prefer EDLP,” *Marketing Science*, 17 (1),

pp, 66-88.

Bell, D.R., Ho, T.H., and Tang, C.S. (1998), “Determining Where to Shop: Fixed and Variable Costs of Shopping,” *Journal of Marketing Research*, 35 (August) , pp, 352-369.

Bodapati, A.V., and Srinivasan, V. (2001), “The impact of Out-of-Store Advertising on Store Sales,” *Working Paper*, University of California at Los Angeles.

Briesch, R. A., Chintagunta, P. K., and Fox, E. J. (2009) , “How Does Assortment Affect Grocery Store Choice?,” *Journal of Marketing Research*, 46 (April) , pp.176-189.

Fox, E.J., Montgomery, A.L., and Lodish, L.M. (2004) , “Consumer Shopping and Spending Across Retail Formats,” *Journal of Business*, 77 (2) , pp.25-60.

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.

Jeuland, A.P. (1979), “Brand choice inertia as one aspect of the notion of brand loyalty,” *Management Science*, 25, (7), pp.671-682.

Kamakura, W.A., Mela, C.F., Ansari, A., Bodapati, A., Fader, P.S., Iyengar, R., Naik, P., Neslin, S., Sun, B., Verhoef, P.C., Wedel, M., and Wilcox, R. (2005), “Choice Models and Customer Relationship Management,” *Marketing Letter* (Devember) , pp.279-291.

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.

Rhee, H., and Bell, D.R. (2002) , “The Inter-Store Mobility of Supermarket Shoppers,” *Journal of Retailing*, 78 (4) , pp.225-37.

佐藤忠彦 (2018), 「統計モデルによる消費者理解の可能性」, 『統計数理』, 第 66 巻, 第 2 号 , pp.249-265.

山田浩喜・佐藤忠彦 (2016), 「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」, 『行動計量学』, 第 43 巻第 1 号 , pp.53-68.

山田浩喜・佐藤忠彦 (2020), 「百貨店顧客の購買金額に対するマーケティング施策に関する解析」, 『行動計量学』, 第 47 巻第 1 号 , pp.41-57.