

都市部の駅界隈に立地するドラッグストアの ストアイメージ要因に関する評価

山 田 浩 喜

1. はじめに

総務省の定義によると、ドラッグストアとは医薬品、化粧品を中心とした健康および美容に関する各種の商品を中心として、家庭用品、加工食品などの最寄品をセルフサービス方式によって小売する事業所となっている。さらにドラッグストアは、市街地型と郊外型の2つのタイプに分類される。市街地型店舗は東京、大阪、名古屋等の中心市街地に立地し、若年層の女性や海外からの旅行客の需要に合わせて化粧品や医薬品を中心に揃える。郊外型店舗は郊外の住宅地に出店し、近隣住民や高齢者を対象に食品や日用品も豊富に扱っていることが多い。しかし、商品価格の削減を顧客に訴求する店舗や高品質商品と情報を提供する店舗等、ドラッグストアの展開形態も多様である。

現在、愛知県と岐阜県は日本でも有数のドラッグストア激戦区となっている。全国的に見れば、ドラッグストアは急激な拡大で飽和状態に近づいているが、愛知県と岐阜県は地域外企業からの進出が遅れている。小売業界にとって最後に残った巨大市場に位置づけられ、ドラッグストアが急速に進出し（中日新聞、2019年1月11日朝刊）競争が激化している。

一方、日本は人口減少時代を迎えている。人口が減少すれば新規顧客の獲得

が見込めなくなるため、顧客の離反を防止しリピート購買および関連購買を促すことが将来的な経営目標になる。小売業の事業戦略には、新規顧客を獲得する攻撃的戦略と既存顧客を維持する防衛的戦略がある (Fornell, 1992)。攻撃的戦略には、新規店舗出店や大規模改装によるマーケットシェア増加戦略やマーケットシェア獲得戦略があり、現在展開されているドラッグストアの出店攻勢は当該戦略にあたる。一方、防衛的戦略には、ポイントカードを用いて顧客の購買金額に応じた特典を提供するスイッチング障壁構築戦略や顧客満足度を高める顧客満足増加戦略がある。ポイントカードは導入が容易であるためほとんどの小売店舗が取り入れており現在の小売環境では差異化につながらない。しかし、顧客満足が高まれば、顧客の離反を防止し (Rust and Zahorik, 1993)、繰り返し来店してもらえやすくなる可能性が高まる。顧客満足度を高めるマーケティング施策を解明できれば、ドラッグストアにおける将来的な経営課題に対応することが可能になる。

本研究では、名古屋駅界隈で競合する市街地型ドラッグストア2社 (マツモトキヨシ：松戸市、アマノドラッグ：名古屋市) を対象にして、消費者毎の満足度構造をモデル化によって解明し、さらにそこから当該ドラッグストアが取り得るマーケティング施策に関する知見を抽出する。モデルには階層ベイズ二項ロジットモデルを採用し、ドラッグストアの満足度順位を被説明変数にしてストアイメージ構成要素で説明する。また、消費者毎に着目するストアイメージ構成要素が異なると仮定し、Gilbride, Allenby, and Brazell (2006) がブランド選択モデルで用いた変数選択モデルを個体内モデルに組み込む。これらモデルによって、消費者毎に異なる反応パラメータの大きさを評価するのに加え、消費者毎のモデルの構造異質性を表現する。さらに、消費者属性 (性別、買物頻度、事前目的の有無) を階層モデルの説明変数として用いる。山田 (2023) ではクロスセクション・データによる満足度構造を評価しているが、本研究ではパネルデータを用いてより信頼性の高いモデル推定を行う。

2. 既存研究の概観

2.1 日本のドラッグストア業態

日本のドラッグストアはアメリカのそれとは大きく異なる。アメリカのドラッグストアが集客や売上において調剤に依存しているのに対し、日本は医薬分業率がまだ低く国民皆保険制度であるため、アメリカ型ドラッグストアをつくれなからである（有田，2020）。日本のドラッグストアには駅前や繁華街の中にある市街地型店舗、郊外において立地している郊外型店舗がある。さらに、郊外型には、食品スーパー等に隣接している店舗（郊外共存型）と単独で立地している店舗（郊外独立型）に分かれる（沼上，2013）¹。最近、ドラッグストアは医薬品の他に食品、日用雑貨、加工食品等の商品カテゴリーを拡張する傾向にある。その理由は、医薬品の商品回転率が低いため、医薬品中心の品揃えになると、頻繁に同じ顧客が来店しない（朝日新聞，2022年1月26日朝刊）からである。郊外型店舗では食品の品揃えの幅を広げる（朝日新聞，2017年10月12日朝刊）、市街地型店舗では若年女性や外国人旅行客を対象にした化粧品を強化する（中日新聞，2019年3月20日朝刊）傾向が見られることが報告されている。ドラッグストア年鑑（2019）でも、全体の売上に占める割合は食品が平均23.7%で最も高く、化粧品14.5%、医薬品（大衆薬）12.0%が続いており、前述の傾向を裏付けているように見える。しかしながら、郊外型ドラッグストアは食品強化型店舗、市街地型ドラッグストアは化粧品重点店舗という単純な構図ではない。ドラッグストアという業態名は単なる記号に過ぎず（有田，2020）、取扱商品や販売手法が一つに括れないほど多様化している（日野，2021）。東洋経済新報社（2022）はドラッグストア業態では何処に重点を置くかで出店戦略や店舗戦略に大きな違いが見られることを示している。これらの指摘は、それぞれのドラッグストアで消費者満足や購買行動を促進する施策を評価・構築する必要があることを示唆している。

2.2 モデルの構造異質性評価

マーケティング実務において施策を検討する局面では、価格期待、プロモーション感度、製品属性の評価等に関して消費者間の異質性を考慮する。また、マーケティング研究においても個人単位の反応傾向を評価するモデルが中心的な概念になっている (Rossi, Allenby, and McCulloch, 2005)。しかしながら、当該領域で消費者の異質な変数選択の評価に焦点を当てた研究は少ない (Ryoke and Sato, 2018)。George and McCulloch (1993)、George and McCulloch (1997) は集計レベルデータを用いた変数選択のアルゴリズムを提案している。これらはモデルに変数選択を組み入れた先駆的研究であるが、消費者毎に異質な変数選択を考慮していない。Gilbride, et, al (2006) は、George and McCulloch (1993)、George and McCulloch (1997) が提案したモデルを消費者間で異質な変数選択モデルに拡張した。アンケート調査で収集したデータにランダム係数モデルを組み入れたブランド選択モデルを適用させている。しかしながら、階層モデルは構築されておらず異質なパラメータの背後にある消費者間の共通性は評価されていない。山田・佐藤 (2020) は、名古屋市に所在する百貨店店舗の ID 付 POS データおよびコーザルデータを用いて、顧客の購買金額形成をマーケティング施策で説明するモデルを提案している。当該モデルには変数選択モデルを組み込んでおり、顧客毎に着目するマーケティング施策の違いを表現している。山田 (2023) はアンケート調査で得られたストアイメージ構成要素に関するクロスセクション・データを用いた変数選択モデル付き階層ベイズ二項ロジットモデルを提案している。当該モデルにおいても消費者毎に着目するストアイメージ構成要素の違いを表現している。しかしながら、提案モデルを適正に評価するためには、異なる時点のアンケート調査で得られるパネルデータを用いた検証が有効である。時間をかけて収集したパネルデータはクロスセクション・データよりも信頼性の高い比較を行える場合が多い (今井, 2020)。パネルデータは、近年のデータ分析の発展において中核の1つとなっている (畑農・水落, 2022)。

3. モデル

3.1 データ

モデルにはアンケート調査で取得したデータを適用する。名古屋駅界隈で競合する2つのドラッグストア（マツモトキヨシ・アマノドラッグ）に対する満足度調査アンケートを行った。これらドラッグストアは名古屋駅および名古屋駅地下街において最も多くの店舗を有している（マツモトキヨシ5店舗、アマノドラッグ6店舗）ⁱⁱ。

アンケート項目の作成に当たっては、はじめに20歳代消費者（男性3名、女性7名）に対してインタビュー形式でストアイメージ属性（利便性、品揃え、品質、価格、店舗施設、店員のサービスの6属性）に対して抱く要素を確認している。なお、当該地区のドラッグストアは、市街地型ドラッグストアに位置付けられ、若年層の女性やインバウンド需要に合わせて化粧品や医薬品を中心に品揃えをしている。しかし、前述で示した通り、ドラッグストアの展開形態も多様化しているため、商品も店舗によって異なることが考え得る。そのため、品揃えや価格に関しては、広範な商品（医薬品、化粧品、加工食品、飲料、日用雑貨）にわたって確認する。アンケート作成後は、20名（男性5名、女性15名）に対してプリテストを行い、ストアイメージ構成要素の確認およびアンケートに記載する表現の調整を行っている。最終的にストアイメージ構成要素は28項目（表1）あり、それぞれを5段階のリッカート尺度（5:かなりあてはまる、1:全くあてはまらない）で確認する。

これらの工程を踏まえた上で、名古屋駅近隣に所在する大学の学生に対して、同一のアンケートを2週間間隔で3回（2022年10月19日、11月2日、11月16日）回答してもらっている。3回全てに回答してもらった有効回答者は109名である。2週間間隔で回答してもらったのは、事前のインタビュー調査でドラッグストアを1週間～10日の間隔で利用する大学生が最も多く、2週間間隔で調査することで直近の店舗評価を適正に反映した情報を入手できると考えたから

である。3回のアンケートの内、はじめの2回分（10月19日、11月2日）はモデル推定用として、最後の1回分（11月16日）はモデル検証用として用いる。

表1 ストアイメージ属性および構成要素

ストアイメージ属性	要素数	構成要素
①利便性	2	通学途上、営業時間
②品揃え	6	医薬品、化粧品、加工食品、飲料品、日用雑貨、店全体
③品質	2	加工食品品質、飲料品質
④価格	8	医薬品、化粧品、加工食品、飲料、日用雑貨、店全体、ポイントカード、割引サービス
⑤店舗施設	4	売場レイアウト、POP情報提供、店舗清潔、感染症対策
⑥店員サービス	6	調剤サービス、医薬品アドバイス、化粧品アドバイス、店員充実、接客態度、レジ対応

表2 ドラッグストアの選択人数および構成比

店舗選択	マツモトキヨシ 選択人数	構成比	アマノドラッグ 選択人数	構成比	合計人数	構成比
1回目	79	72.5%	30	27.5%	109	100.0%
2回目	84	77.1%	25	22.9%	109	100.0%
3回目	82	75.2%	27	24.8%	109	100.0%

表3 消費者属性の集計結果

性別	回答者数	構成比
男性	35	32.1%
女性	74	67.9%
総計	109	100.0%

事前目的	回答者数	構成比
事前目的無	6	5.5%
事前目的有	103	94.5%
総計	109	100.0%

利用頻度	回答者数	構成比
2週に1回以上	68	62.4%
それ未満	41	37.6%
総計	109	100.0%

目的内容	回答者数	構成比
医薬品目的	40	36.7%
化粧品目的	73	67.0%
食品目的	40	36.7%
日用雑貨目的	51	46.8%
処方箋目的	1	0.9%
気分転換	9	8.3%
なんとなく	3	2.8%

なお、階層モデルの説明変数に用いる消費者属性には性別、買物頻度、事前の買物目的の有無を含めている。

3.2 提案モデル

3.2.1 個体内モデル

基底となるモデルは、階層ベイズ二項ロジットモデルである。 $i(i=1, \dots, 109)$ 、 $j(j=a, b)$ 、 $k(k=1, \dots, 28)$ 、 $t(t=1, 2)$ は、消費者、店舗 ($j=a$ はマツモトキヨシ、 $j=b$ はアマノドラッグを意味する)、ストアイメージ構成要素、時点をそれぞれ示す。店舗 j に対して消費者 i が時点 t にいだく効用 $U_{j,i,t}$ は (1) 式の通りである。

$$U_{j,i,t} = V_{j,i,t} + \varepsilon_{j,i,t} = \beta_i^{(0)} + \sum_{k=1}^{28} \beta_i^{(k)} x_{j,i,t}^{(k)} + \varepsilon_{j,i,t} \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{a,i,t} = (1, x_{a,i,t}^{(1)}, \dots, x_{a,i,t}^{(28)}), \quad \mathbf{x}_{b,i,t} = (0, x_{b,i,t}^{(1)}, \dots, x_{b,i,t}^{(28)}),$$

$\beta_i = (\beta_i^{(0)}, \beta_i^{(1)}, \dots, \beta_i^{(28)})^{tp}$ を示す (tp は転置である)。 $V_{j,i,t}$ は確定的効用である。これをストアイメージ構成要素に対する評価 $x_{j,i,t}^{(k)}$ とそれらに対応する消費者毎の反応パラメータ $\beta_i^{(k)}$ によって説明する構造になっている。 $\beta_i^{(0)}$ は定数項であり、誤差項 $\varepsilon_{j,i,t}$ はガンベル分布に従うと仮定する。消費者はより大きい効用を抱くドラッグストアを選択するものとし、(2) 式のように定式化する。式中、 $y_{a,i,t} = 1$ は消費者 i がマツモトキヨシ (a) をより効用の高い店舗 (満足度順位が高い店舗) として選択したことを示す。

$$P_{a,i,t} = \Pr(y_{a,i,t} = 1) = \frac{\exp(V_{a,i,t} - V_{b,i,t})}{1 + \exp(V_{a,i,t} - V_{b,i,t})} \quad (2)$$

反応パラメータ β_i は、消費者間で共通するパラメータ (共通性パラメータ) および消費者属性 (性別、年齢、事前目的の有無) によって説明できるものと

仮定し階層モデルとして (3) 式の通り定式化する。

$$\boldsymbol{\beta}_i = \boldsymbol{\delta} \mathbf{Z}_i + \boldsymbol{\omega}_i, \quad \boldsymbol{\omega}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{V}) \quad (3)$$

3.2.2 変数選択モデル

Gilbride, Allenby, and Brazell (2006) で提案された変数選択モデルを本研究の個体内モデルに組み入れる。Gilbride, et, al (2006) は、確率的に消費者間で異質な変数選択を実現するアルゴリズムを提案した。具体的には、個体内モデルの定数項、 $x_{j,i,t}^{(1)}, \dots, x_{j,i,t}^{(28)}$ の各説明変数がモデル内に含まれるのか否かを確率変数ベクトル $I_i = (I_{i,1}, \dots, I_{i,29})$ によって消費者毎に表現する。仮に説明変数がモデルに含まれる場合には 1、含まれない場合には 1.0×10^{-4} になる。 I_i のサンプリングを行うために消費者間で共通な補助確率変数 $s_l (l=1, \dots, 29)$ を用いており、各 s_l は β 分布に従う ($0 < s_l < 1$)。 I_i の各要素は次式の通り生成される。

$$I_{i,l} = 1, \text{ if } u_{i,l} < s_l, \quad I_{i,l} = 1.0 \times 10^{-4}, \text{ otherwise} \quad (4)$$

$u_{i,l}$ は消費者毎に生成される一様乱数になる。確率変数ベクトル I_i を組み入れることによって (1) 式は (5) 式のように表される。

$$U_{j,i,t} = \beta_i^{(0)} I_{i,1} + \sum_{k=1}^{28} \beta_i^{(k)} I_{i,k+1} x_{j,i,t}^{(k)} + \varepsilon_{j,i,t} \quad (5)$$

また、(3) 式で示した階層モデルは変数選択モデルを組み込むことによって (6) 式の通りになる。確率変数ベクトル $I_i = (I_{i,1}, \dots, I_{i,29})$ から $C_i = \text{diag}(I_{i,1}, \dots, I_{i,29})$ を形成して、そこから $\beta_i^* = C_i^{-1} \beta_i$ とし、 β_i^* に階層モデルを設定する。

$$\boldsymbol{\beta}_i^* \sim N(\mathbf{C}_i \boldsymbol{\delta}^{tp} \mathbf{Z}_i, \mathbf{C}_i \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{C}_i) \quad (6)$$

図 1 には、前述した提案モデルの概要を示す。特徴的なところは、効用を説明する変数（ストアイメージ構成要素）が消費者毎に異なる、すなわち構造異質性を表現している部分である。提案モデルの推定はマルコフ連鎖モンテカル

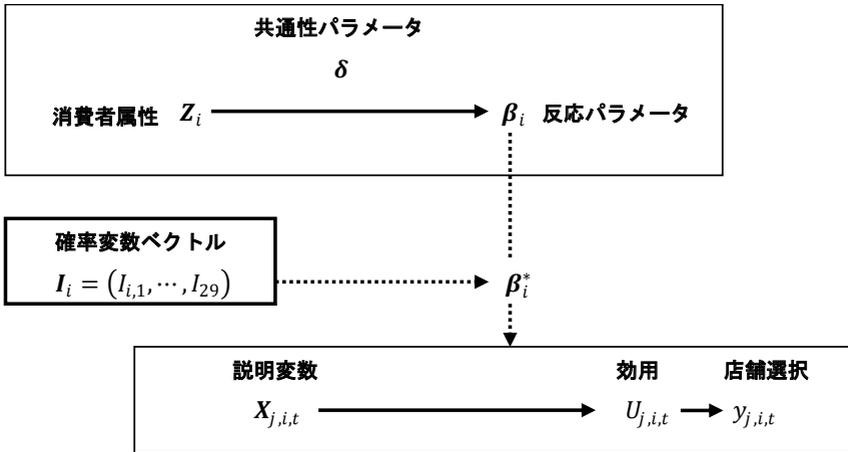


図1 概念モデル

ロ法 (MCMC 法) を採用する。繰り返し回数は 80,000 回、1 ~ 70,000 回はバーンイン期間である。個体内モデルの反応パラメータ β_i 、確率変数ベクトル I_i には独立連鎖 M-H サンプリング、階層モデルにはギブスサンプリングを用いている。なお、山田・佐藤 (2020) では、ID 付 POS データを変数選択モデルに適用させて個体内モデルの異質性を評価している。山田 (2023) では、アンケート調査のクロスセクション・データを変数選択モデルに適用させている。本研究では、アンケート調査のパネルデータに対して当該モデルを適用させてモデル精度を検証する。

4. 推定結果

4.1 モデルの収束判定

前述の通り、モデル推定には MCMC 法を採用し、繰り返し回数は 80,000 回である。はじめに提案モデルによる推定値が定常状態であるかを評価するた

めに、Gelman and Rubin (1992) と Geweke (1992) の収束判定法を用いる。

Gelman and Rubin (1992) では統計量 R を収束判定に用いる。はじめに異なる初期値を与えて m 個のモデルを推定し、バーンイン期間を除いて得られた n 個からなる事後サンプル $\theta^{(i,j)}$ ($i=1, \dots, n; j=1, \dots, m$) を取り出す。さらに、(7) 式で within chain variance (W)、(8) 式で between chain variance (B) を算定する。

$$W = \frac{1}{m(n-1)} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (\theta^{(i,j)} - \bar{\theta}^{(j)})^2 \quad (7)$$

$$B = \frac{n}{m-1} \sum_{j=1}^m (\bar{\theta}^{(j)} - \bar{\theta})^2 \quad (8)$$

$$R = \sqrt{\frac{n-1}{n} + \frac{1}{n} \frac{B}{W}} \quad (9)$$

$\bar{\theta}$ は m 個のモデルの n 個の事後サンプル $\theta^{(i,j)}$ 全体の平均、 $\bar{\theta}^{(j)}$ はモデル j の n 個の事後サンプル $\theta^{(i)}$ の平均である。さらに統計量 R を (9) 式から求める。本研究では、初期値に提案モデルにおける 0、表 7 に示す反応パラメータ推定値における 95% 分位点の平均値 (4.308)、反応パラメータ推定値における 5% 分位点の平均値 (-0.213) を使っている。それぞれの事後サンプルを用いて R 値を算定したところ、全ての反応パラメータで 0.999 であった。 R 値が 1 に近いと収束していると判定でき、1 より大きいと定常分布に収束していないとされるため、本研究のモデルは「収束に近いと判断できる。」

次に、Geweke (1992) による統計量 Z を (10) 式の通り求める。バーンイン期間を除いた最初の 10% の事後サンプル (70,001 ~ 71,000 回) と最後の 50% の事後サンプル (75,001 ~ 80,000 回) をつかって、消費者毎、説明変数毎に平均値と分散を算定する。

$$Z_i = \frac{\bar{\mu}_{i1} - \bar{\mu}_{i2}}{\sqrt{V(\mu_{i1}) + V(\mu_{i2})}} \quad (10)$$

$\bar{\mu}_{i1}$ は最初 10%の事後サンプルの平均値、 $\bar{\mu}_{i2}$ は最後 50%の事後サンプルの平均値、 $V(\mu_{i1})$ は最初 10%の事後サンプルの分散、 $V(\mu_{i2})$ は最後 50%の事後サンプルの分散である。 Z_i の絶対値が 1.96 内に収まっていれば収束しているものとみなされる（安道，2011）。図 2 にそれぞれの説明変数における Z 値（絶対値）の消費者分布を示す。図中、箱の枠は、25%分位点から 75%分位点である。箱の中央線は中央値を示し、そして頂点と底は 95%分位点と 5%分位点である。すべての変数で Z 値が 1.96 未満になっており、提案モデルが収束していることを示している。統計量 R および Z からモデルは定常状態であると、以降の議論を進めることにする。

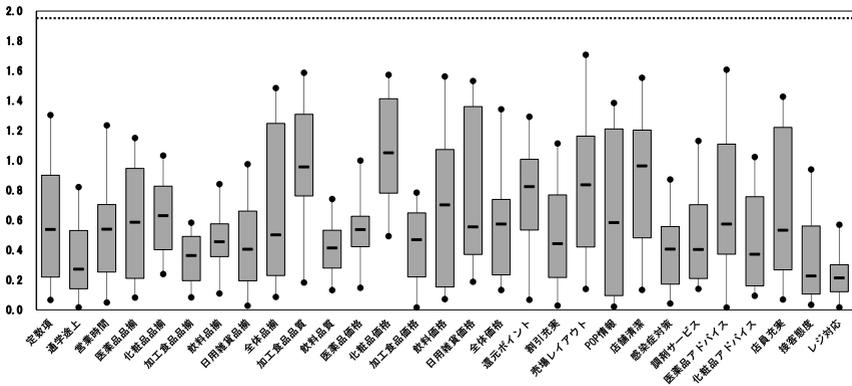


図 2 消費者毎の Z 値の分布

4.2 記述能力の比較

本小節では、消費者の異質性を考慮したモデル（①提案モデル、②変数選択モデルを組み込んでいないモデル、③定数項モデル）をそれぞれ推定

し、記述能力（モデルの現況再現能力）の精度を比較した結果を示す。DIC（Spiegelhalter, Best, Cralin, and Linde, 2002）と対数周辺尤度（Newton and Raftery, 1994）を用いて、記述能力を評価した。これら指標はデータに対するモデルの適合度を示しており、DICは値が小さいほど、対数周辺尤度は値が大きいくほど適合度が高くなる。表4を見ると、①提案モデル（DIC7.959、対数周辺尤度-4.825）が最も記述能力が高いことを示している。これら規準から①提案モデルと②変数選択なしモデルの記述能力には大きな違いは見られないものの①提案モデルが優れていることがわかる。

表4 情報量規準によるモデル比較

	説明変数	変数選択	DIC	対数周辺尤度
①提案モデル	29	あり	7.959	-4.825
②変数選択なしモデル	29	なし	12.222	-8.207
③定数項モデル	1	なし	140.039	-57.951

4.3 構造異質性評価の結果

本研究では消費者毎に個体内モデルの構造異質性を表現するために、Gilbride, et, al(2006)で提案された変数選択モデルを組み込んだ。本小節では、個体内モデルの構造において消費者間で類似性があるかを検証する。具体的には、MCMCの計算期間70,001～80,000回のうち、消費者毎にそれぞれの説明変数（29変数）が含まれた回数（10,000回のうち、5000回含まれたのであれば5000）をインプットデータとしコレスポンス分析を行う。表5がコレスポンス分析の結果である。データの特徴を少数軸で要約できておらず、消費者間で個体内モデルの構造が異質であることを表している。これは着目するストアイメージ構成要素が消費者間で異なることを示しており、満足を高めるためには消費者毎に嗜好を捉える必要があることを示唆している。

表 5 コレスポネンス分析の結果

	第1軸	第2軸	第3軸	第4軸	第5軸	第6軸	第7軸	第8軸	第9軸
寄与率	9.2%	8.5%	8.1%	7.3%	6.6%	6.2%	6.0%	5.8%	5.5%
累積寄与率	9.2%	17.7%	25.8%	33.1%	39.7%	45.9%	51.9%	57.7%	63.2%
	第10軸	第11軸	第12軸	第13軸	第14軸	第15軸	第16軸	第17軸	第18軸
寄与率	5.1%	4.9%	4.5%	4.2%	4.0%	3.9%	3.5%	3.4%	3.3%
累積寄与率	68.3%	73.2%	77.7%	81.9%	85.9%	89.8%	93.3%	96.7%	100.0%

4.4 共通性パラメータの結果

表6には反応パラメータ β の階層モデルにおける共通性パラメータ δ の推定結果を示す。表中、*は有意性検証の結果、有意であることを表している。具体的には、 δ のそれぞれで $(Pr(c < \delta < d | \beta_i, Z_i) = 0.95)$ を満たす95%HPD区間 (c, d) を計算し、当該区間に0が含まれない場合には階層モデルに組み込まれたその説明変数は被説明変数に影響を与え(有意)、0が含まれる場合には被説明変数に影響を与えない(非有意)と判断する(佐藤・樋口, 2013)。

表 6 共通性パラメータの推定結果

	定数項	通学途上	営業時間	医薬品品揃	化粧品品揃	加工食品品揃	飲料品品揃	日用雑貨品揃	全体品揃	加工食品品質
定数項	73.746 *	32.778 *	31.672 *	32.961 *	55.988 *	-37.115 *	18.192	22.806 *	-19.045	-1.175
性別(男0,女1)	-29.789	12.076	14.821	-6.676	22.364	0.876	0.567	14.117	-0.090	1.854
頻度(2週に1回1,他0)	8.643	2.492	36.182 *	14.196	7.374	0.587	-9.604	6.826	-1.057	-9.536
事前目的(有1,無0)	-18.906	5.202	17.311	8.326	2.555	10.321	-14.251	7.118	2.434	-3.210
	飲料品質	医薬品価格	化粧品価格	加工食品価格	飲料価格	日用雑貨価格	全体価格	還元ポイント	割引充実	売場レイアウト
定数項	21.804	-8.765	9.300	34.215 *	8.090	16.166	15.241	31.419 *	37.259	20.842
性別(男0,女1)	-13.254	-2.328	-10.549	-17.733	-28.431	20.940	37.518 *	-9.950	-16.892	-13.176
頻度(2週に1回1,他0)	3.076	1.764	-17.352	1.295	-5.607	-9.861	26.023	14.796	-28.397	3.984
事前目的(有1,無0)	-6.808	1.019	2.716	-7.653	-23.959	-4.168	5.124	-3.171	-31.603	7.105
	POP情報	店舗清潔	感染症対策	調剤サービス	医薬品がハイス	化粧品がハイス	店員充実	接客態度	レジ対応	*
定数項	-14.314	18.167	37.436 *	-21.046	6.741	22.517 *	15.243	45.282 *	29.969 *	*
性別(男0,女1)	15.412	3.560	14.411	-18.363	-10.922	-2.526	23.938 *	22.555	-9.268	*
頻度(2週に1回1,他0)	-0.192	-11.753	14.514	-16.610	-15.028	-10.652	32.410	13.771	-5.967	*
事前目的(有1,無0)	-5.463	12.161	-6.804	-2.522	4.670	4.883	8.312	23.344	-1.611	*

共通性パラメータ δ の内、定数項は反応パラメータ β の事後平均における消費者全体の平均値を示す。有意性検証(*印)および平均値の結果から、「化粧品品揃(55.988)」が店舗選択に最も影響を与え、「接客態度(45.282)」、「感

染症対策 (37.436)、「加工食品価格 (34.215)」、「医薬品品揃 (32.961)」、「通学途上 (32.778)」、「営業時間 (31.672)」が続く。一方、「加工食品品揃 (-37.115)」は店舗選択に対して負の影響を与えることがわかる。さらにこれら反応パラメータ β と共通性パラメータ δ の結果から、消費者属性と店舗選択との関係性を把握することができる。「利用頻度」が多頻度 (2週に1回以上ある) 消費者の場合、店舗選択に対して「営業時間」の影響が高くなる。また、「性別」

表7 反応パラメータの事後統計量

	事後平均	95%分位点	第3四分位点	中央値	第1四分位点	5%分位点
定数項	7.330	14.397	9.707	7.928	3.465	2.247
通学途上	3.998	6.231	4.627	3.750	3.155	1.998
営業時間	3.566	5.879	5.534	4.088	1.836	0.401
医薬品品揃	3.863	5.677	4.615	3.971	3.180	2.539
化粧品品揃	6.529	8.599	7.753	6.636	5.534	4.069
加工食品品揃	-3.734	-2.316	-3.101	-3.868	-4.628	-5.620
飲料品揃	1.726	3.242	2.751	1.797	0.679	0.558
日用雑貨品揃	2.807	4.366	3.340	2.751	2.203	0.950
全体品揃	-2.088	-0.717	-1.868	-2.021	-2.584	-2.754
加工食品品質	-0.122	0.608	0.376	-0.364	-0.477	-0.679
飲料品質	2.117	3.569	2.764	2.303	1.541	0.891
医薬品価格	-1.217	0.972	-0.516	-0.723	-2.451	-2.652
化粧品価格	0.869	2.900	1.845	1.016	0.012	-0.717
加工食品価格	3.274	5.948	4.117	3.657	1.457	1.207
飲料価格	0.236	4.180	1.229	0.620	-2.300	-3.337
日用雑貨価格	1.929	3.654	2.758	2.006	0.924	-0.101
全体価格	1.876	5.008	3.559	1.955	0.974	-2.609
還元ポイント	2.937	5.651	4.399	2.920	1.652	0.224
割引充実	3.685	7.588	5.837	3.363	2.629	0.929
売場レイアウト	1.700	3.840	2.693	1.864	0.217	-0.137
POP情報	-0.937	0.971	0.588	-1.282	-1.775	-3.303
店舗清潔	2.316	4.134	3.023	2.565	1.438	0.235
感染症対策	3.840	5.544	4.687	3.988	3.067	1.587
調剤サービス	-2.728	0.251	-1.416	-2.968	-3.204	-4.994
医薬品アドバイス	0.989	2.908	1.532	0.937	0.317	-0.253
化粧品アドバイス	2.958	5.355	4.219	2.709	1.430	0.778
店員充実	1.485	3.861	3.299	0.871	0.473	-2.431
接客態度	5.472	8.080	6.482	5.712	4.423	2.425
レジ対応	3.230	4.545	3.841	3.237	2.946	2.369

5. マーケティング施策の優先度に関する検証

小売店舗が今後競合店舗よりも優位に立つためには前述に示した店舗選択に影響を与えるストアイメージ構成要素の評価を改善することが必要である。ただし、経営資源には限りがある。店舗選択に正の影響を与えるストアイメージ構成要素の中でいずれの要因が最も店舗選択に影響を与えるのかを評価することは店舗戦略の優先順位を決定するのに有効である。本研究では、説明変数が増えたときの被説明変数の変化を見るために弾性値を用いる。弾性値によってストアイメージ構成要素の評価の変化でどの程度店舗選択確率が変化するのかを評価できる。弾性値には、直接弾性値と交差弾性値がある。直接弾性値では特定店舗におけるストアイメージ構成要素の変化に対して同店舗の店舗選択確率がどの程度変化するのかを、交差弾性値では特定店舗のストアイメージ構成要素の変化に対して競合店舗の店舗選択確率がどの程度変化するのかが確認することができる (Solgaard and Hansen, 2003)。計算方法は下記の通りである。本稿では、マツモトキヨシの説明変数の変化に対するマツモトキヨシの選択確率の変化を直接弾性値、アマノドラッグの説明変数の変化に対するマツモトキヨシの選択確率の変化を交差弾性値として算定する。(11) 式中、 $E_{a,b}^{(k)}$ はマツモトキヨシの集計弾性値を示す。 $P_{a,i}$ は消費者 i のマツモトキヨシの選択確率、 $P_{b,i}$ は消費者 i のアマノドラッグの選択確率である。(12) 式の $E_{a,b,i}^{(k)}$ は消費者 i のマツモトキヨシの弾性値を示す。 $a=b$ は直接弾性値、 $a \neq b$ は交差弾性値を表し、前者の場合 $\gamma_{a,b}$ は 1、後者の場合 $\gamma_{a,b}$ は 0 となる。(12) 式で消費者毎にマツモトキヨシにおける直接弾性値および交差弾性値を算出した後、選択確率を用いた加重平均によってマツモトキヨシにおける集計直接弾性値 ($a=b$ の場合)、集計交差弾性値 ($a \neq b$ の場合) が (11) 式でもとめられる。

$$E_{a,b}^{(k)} = \left(\sum_{i=1}^{109} P_{a,i} E_{a,b,i}^{(k)} \right) / \sum_{i=1}^{109} P_{a,i} \quad (11)$$

$$E_{a,b,i}^{(k)} = (\gamma_{a,b} - P_{b,i})\beta_i^{(k)}x_{b,i,t}^{(k)}$$

$$\gamma_{a,b} = 1, \text{ if } a = b$$

$$\gamma_{a,b} = 0, \text{ if } a \neq b \quad (12)$$

表8によると、集計直接弾性値では、変数間で大きな違いが見られなかった。集計交差弾性値を見ると、「化粧品品揃 (-0.364)」、「接客態度 (-0.285)」の値が大きい。アマノドラッグにおけるこれらストアイメージ構成要素の評価が高まった場合、マツモトキヨシの選択確率が大きく低下することを意味する。マツモトキヨシの店舗責任者はアマノドラッグの化粧品品揃と接客態度の評価が高まらないように対応することが求められる。一方、加工食品品揃は他の変数とは逆の反応である（集計直接弾性値 -0.018、集計交差弾性値 0.168）。この傾向は当該変数の評価が高まると店舗選択の確率が低下することを表している。消費者が加工食品品揃に対して魅力を感じていない、または加工食品品揃に対して負のイメージを保有していることが考えられる。

表8 店舗選択に影響する主な反応パラメータによる集計弾性値の結果

集計直接弾性値	通学途上	営業時間	医薬品揃	化粧品揃	加工食品揃	日用雑貨品揃
	0.036	0.052	0.032	0.067	-0.018	0.006
	加工食価格	還元ポイント	感染対策	化粧品アドバイス	接客態度	レジ対応
	0.014	0.010	0.042	0.026	0.073	0.024
集計交差弾性値	通学途上	営業時間	医薬品揃	化粧品揃	加工食品揃	日用雑貨品揃
	-0.240	-0.157	-0.152	-0.364	0.168	-0.086
	加工食価格	還元ポイント	感染対策	化粧品アドバイス	接客態度	レジ対応
	-0.188	-0.111	-0.229	-0.110	-0.285	-0.154

6. まとめと今後の課題

本研究では、名古屋駅界隈で競合する市街地型ドラッグストア2社（マツモトキヨシ、アマノドラッグ）に対する消費者毎の満足度構造をモデル化によ

て解明し、当該ドラッグストアが取り得るマーケティング施策を検討した。階層ベイズ二項ロジットモデルを基底モデルとし、モデルの被説明変数には満足度順位、説明変数にはストアイメージ構成要素を用いている。また、階層モデルの説明変数には消費者属性（性別、買物頻度、事前目的の有無）を用いた。さらに、消費者が着目するストアイメージ構成要素は消費者毎に異なると仮定し、Gilbride, et, al (2006) が提案した変数選択モデルを個体内モデルに組み込んだ。また、アンケート調査によるパネルデータでモデル推定を行い、変数選択モデルを組み込んでいないモデルと比較したところ、変数選択モデルを組み込んだ提案モデルの精度が高いことを立証できた。さらに、本研究では店舗戦略の優先度を定めるために、提案モデルの推定結果を用いて、集計直接弾性値および集計交差弾性値を算定した。集計弾性値の結果から、ストアイメージ構成要素の評価の変化に対する選択確率の変化を評価した。小売店舗では同時に多くのマーケティング施策に関する課題に取り組めない。弾性値はマーケティング戦略の優先度や影響度を検討するのに役立つ。

本研究では、名古屋駅界隈の市街地型ドラッグストアの2社における満足度構造および店舗選択についてアンケート調査データをもとに議論している。しかし、名古屋駅にはドラッグストアが数多く展開しており、2社だけでストアイメージ構成要素の評価を議論するのは不十分である。また、本研究で用いたデータは大学生によるアンケート調査データである。そのため、消費者属性は性別、買物頻度、そして事前目的の有無のみで階層モデルから抽出される消費者タイプに関する情報が少ない。市街地型ドラッグストアを利用する消費者の中から幅広い年齢層、職業、地域に関する情報を取得し、マーケティング戦略の方向性を議論することが必要である。

謝辞

本研究は、文部科学省科学研究費「基盤（C）23K01659、研究代表者：山田浩喜」の助成を受けたものです。

注

- i ただし、本研究では市街地型店舗を中心に議論するため、以降では郊外型店舗を分類して議論しない。
- ii マツモトキヨシ：名古屋駅太閤通口店、エスカ店、名駅中央郵便局前店、ユニモール店、新名フード地下街店
アマノドラッグ：サンロード店、サンロード中店、メイチカ店、JR 名駅中央店、ゲートウォーク店、JR ゲートタワー店

参考文献

- (1) 安道知寛 (2011), 『ベイズ統計モデリング』, 朝倉書店.
- (2) 有田英明 (2020), 『ドラッグストアの教科書』, ダイアモンド社.
- (3) Fornell, C. (1992), "A National Customer Satisfaction Barometer: The Swedish Experience," *Journal of Marketing*, 56, 6-21.
- (4) Gelman, A., and Rubin, D.B. (1992), "Inference from iterative simulation using multiple sequences (with discussion)," *Statistical Science*, 7, 457-511.
- (5) George, E.I., and McCulloch, R.E. (1993), "Variable selection via Gibbs Sampling," *Journal of the American Statistical Association*, 88, 881-889.
- (6) George, E.I., and McCulloch, R.E. (1997), "Approaches for bayesian variable selection," *Statistica Sinica*, 7, 339-373.
- (7) Geweke, J. (1992), "Evaluating the Accuracy of Sampling-Based Approaches to Calculating Posterior Moments. In J.M. Bernardo, J.O. Berger, A.P. Dawid, and A.F.M. Smith (eds.)," *Bayesian Statistics* (Oxford University Press, Oxford, 1992).
- (8) Gilbride, T.J., Allenby, G.M., and Brazell, J.D. (2006), "Models for Heterogeneous Variable Selection," *Journal of Marketing Research*, 43, 420-430.
- (9) 畑農鋭矢・水落正明 (2022), 『データ分析をマスターする 12 のレッスン』, 有斐閣アルマ.
- (10) 日野眞克 (2021), 『ドラッグストア拡大史』, イースト新書.
- (11) 今井耕介 (2020), 『社会科学のためのデータ分析入門』, 岩波書店.
- (12) Newton, M. A., and Raftery, A. E. (1994), "Approximate Bayesian Inference with the Weighted Likelihood Bootstrap," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 56 (1), 3-48.
- (13) 沼上 幹 (2013), 『戦略分析 Vol.3 ケースブック』, 東洋経済新報社.
- (14) Rossi, P.E., Allenby, G.M., and McCulloch, R. (2005), "Bayesian Statistics and Marketing," Wiley, Hoboken.
- (15) Rust, R., and Zahorik, A. (1993), "Customer Satisfaction, Customer Retention, and Market Share," *Journal of Retailing*, 69 (2), 193-215.
- (16) Ryoike, M., and Sato, T (2018), "Kansei Knowledge Extraction as Measure of

- Structural Heterogeneity,” *Communications in Computer and Information Science*, 949, 142-157.
- (17) 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』, 講談社.
- (18) Solgaard, H.S., and Hansen, H. (2003), “A hierarchical Bayes model of choice between supermarket formats,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, 10 (3), 169-180.
- (19) Spiegelhalter, D.J., Best, N.G., Cralin, B.P., and van A. Der Linde. (2002), “Bayesian Measure of Model Complexity and Fit (with discussion),” *Journal of the Royal Statistical Society B*, 64, 583-639.
- (20) 東洋経済新報社 (2022), 『会社四季報 業界地図 2022 年版』.
- (21) 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』, 47 (1), 41-57.
- (22) 山田浩喜 (2023), 「競合するドラッグストア間の消費者満足に影響を与えるストアイメージに関する解析」, 『商品開発・管理研究』, Vol.19 (No.2), 2-18.

付録 1

1.1 事前分布の設定

θ 、 Σ および s_l の事前分布は下記の通り設定する。

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta} &\sim N(\boldsymbol{\mu}_{01}, \mathbf{M}_{01}), \quad \boldsymbol{\mu}_{01} = \mathbf{0}, \quad \mathbf{M}_{01} = f_{01} \mathbf{E}_q \\ \boldsymbol{\Sigma}^{-1} &\sim W(f_{01}, \mathbf{F}_{01}), \quad f_{01} = K + 3, \quad \mathbf{M}_{01} = 0.01 \mathbf{E}_K, \quad K = 29 \\ s_l &\sim \text{Beta}(c, d), \quad c = 8, \quad d = 4\end{aligned}$$

1.2 β_i, I_i のサンプリング

β_i, I_i を独立連鎖 M-H アルゴリズムでサンプリングする。具体的には、以下のステップで行う。

- (1) $I_{i,l}^{(*)} = 1, u_{i,l} \leq s_l; I_{i,l}^{(*)} = 1.0 \times 10^{-4}$, otherwise で説明変数分の $I_{i,l}^{(*)}$ を生成し、 $I_i^{(*)}$ を設定する。
- (2) $I_i^{(*)}$ から $C_i^{(*)} = \text{diag}(I_{i,1}^{(*)}, \dots, I_{i,29}^{(*)})$ を設定する。
- (3) $\beta_i^{(*)}$ を $N(C_i^{(*)} \delta^{lp} Z_i, C_i^{(*)} \Sigma C_i^{(*)})$ から生成する。
- (4) 一様乱数 $u^{(2)}$ を生成する
- (5) $\beta_i^{(*)}$ と $I_i^{(*)}$ について採択確率 α と $u^{(2)}$ に基づき、次の確率的選択を行う。

$$\boldsymbol{\beta}_i^{(n)} = \boldsymbol{\beta}_i^{(*)}, I_i^{(n)} = I_i^{(*)}, \text{ if } u \leq \alpha \left(\left(\boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)}, I_i^{(n-1)} \right), \left(\boldsymbol{\beta}_i^{(*)}, I_i^{(*)} \right) \right)$$

$$\boldsymbol{\beta}_i^{(n)} = \boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)}, I_i^{(n)} = I_i^{(n-1)}, \text{ if } u > \alpha \left(\left(\boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)}, I_i^{(n-1)} \right), \left(\boldsymbol{\beta}_i^{(*)}, I_i^{(*)} \right) \right)$$

$$\alpha \left(\left(\boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)}, I_i^{(n-1)} \right), \left(\boldsymbol{\beta}_i^{(*)}, I_i^{(*)} \right) \right) = \min \left[\frac{L_i(\boldsymbol{\beta}_i^{(*)}, I_i^{(*)})}{L_i(\boldsymbol{\beta}_i^{(n-1)}, I_i^{(n-1)})} \right] \text{ は消費者 } i \text{ の尤度}$$

関数である。

1.3 δ, Σ のサンプリング

階層パラメータのサンプリングのために、はじめに $\beta_i^* = C_i^{-1} \beta_i$ に変換し、 β_i^* に対して階層モデルを設定する。

$$\text{vec}(\delta) \sim N(\tilde{q}, V \otimes (Z^{tp}Z + A_q)^{-1})$$

$$\tilde{q} = \text{vec}(\tilde{Q}), \tilde{Q} = (Z^{tp}Z + A_q)^{-1}(Z^{tp}Z\hat{Q} + A_q\bar{Q})^{-1}, \hat{Q} = (Z^{tp}Z)^{-1}Z^{tp}B$$

Z は z_i 、 B は β_i^* を消費者全体でまとめて転置させた行列である。

$$\Sigma^{-1} \sim W(f_{01} + H, (F_{01} + S^{tp})^{-1}),$$

$$S^{tp} = \sum_{i=1}^H (\beta_i^* - C_i \theta^{tp} Z_i) (\beta_i^* - C_i \theta^{tp} Z_i)^{tp}$$

1.4 s のサンプリング

$I_i^{(*)}$ をサンプリングするとき用いる消費者間で共通な補助確率変数 $s = (s_1, \dots, s_{29})$ を導入する。 $s_l | \{I_{i,l}\}$ は β 分布から生成する ($0 < s_l < 1$)。

$$s_l \sim \text{Beta}\left(c + \sum_{i=1}^H IC_{i,l}, H - \sum_{i=1}^H IC_{i,l} + d\right)$$

$$IC_{i,l} = 1, \text{ if } I_{i,l} = 1; IC_{i,l} = 0, \text{ if } I_{i,l} = 1.0 \times 10^{-4}$$

都市部の駅界隈に立地するドラッグストアのストアイメージ要因に関する評価

付録 2

名古屋駅界隈のドラッグストア(マツキヨとアマノ)のストアイメージ構成要素に対する評価

直近の利用を振り返ったとき、評価はどの程度でしたか？漏れなく回答してください。なお、わからない質問項目があれば「3.どちらでもない」を選択してください。	マツキヨに行った後の評価					アマノに行った後の評価				
	全くあてはまらない	あまりあてはまらない	どちらでもない	ややあてはまる	かなりあてはまる	全くあてはまらない	あまりあてはまらない	どちらでもない	ややあてはまる	かなりあてはまる
1 通学する途中で行きやすかった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
2 行きたい時間にちゃんと営業していた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
3 医薬品の品揃えが豊富だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
4 化粧品品の品揃えが豊富だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
5 加工食品(菓子・パン・カップ麺等)の品揃えが豊富だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
6 飲料の品揃えが豊富だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
7 日用雑貨品の品揃えが豊富だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
8 店舗全体の品揃えが豊富だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
9 加工食品(菓子・パン・カップ麺等)の品質が高かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
10 飲料の品質が高かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
11 医薬品の価格が安かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
12 化粧品品の価格が安かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
13 加工食品(菓子・パン・カップ麺等)の価格が安かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
14 飲料の価格が安かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
15 日用雑貨品の価格が安かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
16 店舗全体の価格が安かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
17 ポイントカードの還元ポイントが多かった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
18 アプリや会員カードによる割引サービスが充実していた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
19 目的の商品が探しやすい売場レイアウトだった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
20 POPなどを用いた情報提供がわかりやすかった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
21 店舗が清潔だった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
22 感染症対策(消毒液、飛沫対策)がしっかりしていた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
23 調剤サービスが充実していた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
24 医薬品のアドバイスがしっかり受けられた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
25 化粧品(男性含)のアドバイスがしっかり受けられた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
26 聞きたいときに店員がちゃんといた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
27 店員の接客態度がしっかりしていた	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
28 レジ対応がスピーディーで待つことがなかった	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5

2つのドラッグストアの満足度合に、あえて順位をつけるとどうなりますか。満足しているドラッグストアから1、2の番号をつけてください。なお、行ったことのないドラッグストアがある場合は、行ったことのあるドラッグストアを「1」、行ったことのないドラッグストアを「2」にしてください。

	マツキヨ	アマノ
2つのドラッグストアの満足度の順位		

以上で終了です。ご協力ありがとうございました。