慶應義塾大学学術情報リポジトリ
Keio Associated Repository of Academic resouces

Title	造花SPA企業P社へのID-POSデータ分析に基づく戦略提案
Sub Title	
Author	今井, 華子(Imai, Hanako) 井上, 哲浩(Inoue, Akihiro)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2020
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2020年度経営学 第3687号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002020-3687

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程

学位論文（2020　年度）

論文題名

造花 SPA 企業 P 社への ID-POS データ分析に基づく戦略提案

主　査	井上 哲浩　教授
副　査	林　高樹　教授
副　査	山本　晶　准教授
副　査	

氏　名	今井　華子

論 文 要 旨

所属ゼミ	井上哲浩研究会	氏名	今井華子

（論文題名）

造花 SPA 企業 P 社への ID-POS データ分析に基づく戦略提案

（内容の要旨）

本研究では、造花の SPA 企業である P 社の ID-POS データを用いた顧客分析と戦略提案を行った。

P 社は専門的商材である花材資材の SPA 企業である。しかし、近年の増収減益の財務状況、売上の流通チャネルへの依存、社内の DX 推進の遅れなどの全社的課題により、顧客マネジメントの強化を求められていた。

本研究では、協同研究の了承の元、P 社より ID-POS データの提供を受けた。分析対象としたのは 2018 年 1 月 1 日から 2019 年 12 月 31 日までの 2 年分の約 197 万レコードの購買データである。これらは、P 社の自社小売店舗の売上データである。具体的な分析方法だが、まず分析の準備フェーズでは購買データ、商品マスタ、顧客マスタを用いて、データウェアハウスを構成した。顧客ごとに購買傾向を集計し、購買金額の個人内シェアを算出し、データウェアマートに整えた。変数として主に着目したのは商品分類の中分類である。

分析フェーズでは、顧客のセグメンテーションを行った。まず、顧客を購買金額によってランク分けする。動的な優良化顧客を捉えるため、「顧客の購買金額の 2018 年から 2019 年の変化」に着目し、時間軸を加えた分類を行った。

分析の成果は大きく分けて２つある。一点目が、顧客の中分類別購買金額を元に、因子分析・クラスター分析の手法を用いて、「アートフラワー購買型セグメント」「ドライフラワー購買型セグメント」「ディスプレイグッズ型」という３セグメントを見出した点。二点目に、セグメントごとに顧客の優良化要因とその促進要因を特定した点である。顧客の優良化要因の特定にロジスティック分析を、顧客優良化の促進要因の特定に重回帰分析を用いた。例えば、「アートフラワー購買型セグメント」の優良化要因は、中分類の「フラワー自社」「ドライフラワー」「花器自社」「花器他社」「フラワー他社」であった。さらに、「花器自社」に最も影響を与える促進要因は「一伝票当たりの購買点数」であった。

分析結果を基に、P 社へ具体的な戦略提案を ROI 計算と共に行った。「まとめ購買のセールスプロモーション」行い、顧客の優良化率を高めようというものである。

本研究を通し、ID-POS データから顧客分析を行い、有用な分析結果を得ることが出来た。今後の課題は、経営課題解決のための様々なイシューの設定と定性情報の取得である。それらによって、さらに有用な仮説立案と戦略提案が出来ると考える。

目次

第１章　研究の目的 1
1.1　研究の背景と問題意識 1
第２章　Ｐ社について 2
2.1　Ｐ社概要 2
2.2　製品・商材特性と事業特性 5
2.3　会員類型 11
2.4　外部環境 12
2.5　経営課題 13
第３章　先行研究 14
3.1　顧客マネジメント 14
3.2　関係性マーケティング 15
3.3　関係性マーケティング手法 16
第４章　使用データについて 18
4.1　データ概要 18
4.1.1　商品カテゴリー中分類 19
4.2　分析フロー 20
4.2.1　準備フェーズ 20
4.2.2　使用変数について 21
4.2.3　分析フェーズ 22
4.3　分析方法 22
4.3.1　因子分析 22
4.3.2　クラスター分析 24
4.3.3　ロジスティック回帰分析 25
4.3.4　重回帰分析 26
第５章　Ｐ社の顧客分析 27
5.1　セグメント 27
5.1.1　顧客のランク分け 27
5.1.2　比較グループの変更 39
5.1.3　因子得点によるセグメント分け 45
5.1.4　顧客のランク分け２ 55
5.2　優良顧客化要因の分析 58
5.3　優良顧客化促進要因の分析 63
第６章　Ｐ社への戦略提案 69
6.1　戦略と戦術の示唆 69

6.2　研究の限界 74

第1章　　研究の目的

本章では、本研究を実施する目的とその意義について整理する。

1.1 研究の背景と問題意識

今回、研究対象としたP社は筆者の父が共同経営する、造花のSPA企業である。筆者は今後事業承継を予定しているため、現在学んでいる経営学の知識を有効に活用としたいと思い、研究対象とした。

問題意識の最も大きなものとしては、リテールトランスフォーメーションが急速な勢いで全世界的に進んでいる。デジタルデバイスの普及、消費者のEC習熟度向上、越境ECの拡大などを背景に、EC市場は拡大の一途をたどっている。2019年の国内雑貨・家具・インテリア領域におけるEC化率は25%、年平均成長率は8.5%(2014年から2019年)となっている。（経済産業省 2019）P社の売上におけるWeb関連購買は低くとどまっている一方、競合の花材資材のオンライン市場は目に見えた急拡大をしている。P社でもECサイトの強化やビックデータの利活用などといったDX推進の声が高まっているものの、社内でのDXの推進度は低い状態である。

P社の直営店の顧客の特徴として、本社店舗のある神奈川県の顧客の利用率が高く、店舗から地理的に離れるほど、利用率が低下する特徴があった。この問題を解決するためにも、店舗から離れた顧客にも利用してもらえるような、オンライン購買システムの敷設が事業拡大のためには必須である。最終的には、オンライン購買とオフラインでの購買体験をシームレスに感じてもらえるよう、購買体験を統合的にデザインしていく。すなわち、起点となるデータをもとに、個々人の体験を連続的に捉え、それぞれのエンカウンターの機会に1to1志向の対応を提供する。オンライン、オフライン両方を連続的な購買体験を顧客に提供し、他社との差別化を図る。このように、P社の経営陣には、プロダクトとサービスを一貫したサービスのパッケージとして消費者に提供することで、他社との差別化を図り、顧客を増やしたいという思いがあった。

第2章　　P 社について

本章では、研究対象の P 社について、会社概要から経営課題までを整理する。

2.1 P 社概要

P 社は、1969 年に現 K 社長の実家を間借りする形で創業された。はじめは、有り物の造花のフラワーアレンジメントを町の理髪店や、薬局などにレンタルする事業であった。高度経済成長期の波に乗り事業は発展し、次の事業として造花などのディスプレイ資材の販売事業に進出した。1986 年には、自社製造を手掛けるべく、香港に海外法人を設立し、自社工場の運営を開始した。現在は中国国内に複数の拠点を持ち、年間約 1000 コンテナの製品を製造している。

現在での事業内容は、大きく４つに分かれる。すなわち、

１．ディスプレイグッズ・造花の生産および輸入・卸販売。

２．商品の企画開発およびディスプレイ提案

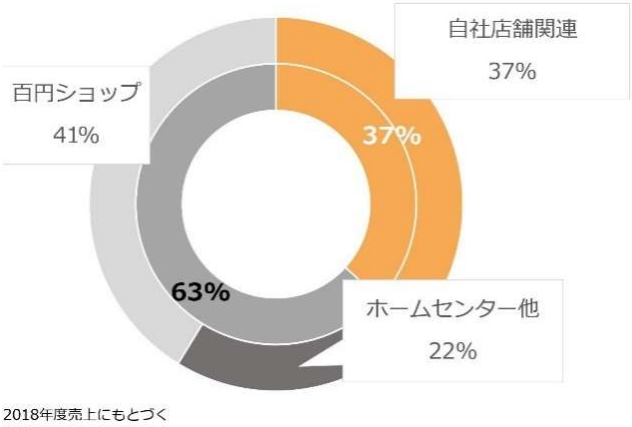
３．スクール事業。ディスプレイクリエイターの養成

４．OEM 生産

以上の４つである。造花・ディスプレイ分野に関して、製造販売から、製品を使った施工サービス、ディスプレイ関連技術者の教育事業と全方位的に事業展開としている点が特徴である。

数ある事業の中でも中核事業となるのは、製造販売事業である。ホームセンターやスーパー、百円均一ショップなどの小売業者に対して卸販売を行っている。中でも 1980 年代後半に誕生し、その後訪れるデフレを背景に人気の小売業態となった百円均一ショップへの販売量は連続して上昇しており、P 社の卸事業の中でも大きな割合を占める。図表 2.1 は 2018 年度の売上構成をチャネル別に集計したものである。63％が対流通販売、37％が自社店舗関連の販売によるものである。現在、売上の過半数を占めるのは、対流通企業に対する販売だが、流通業者を通じた販売は利益率が圧迫される傾向にある。

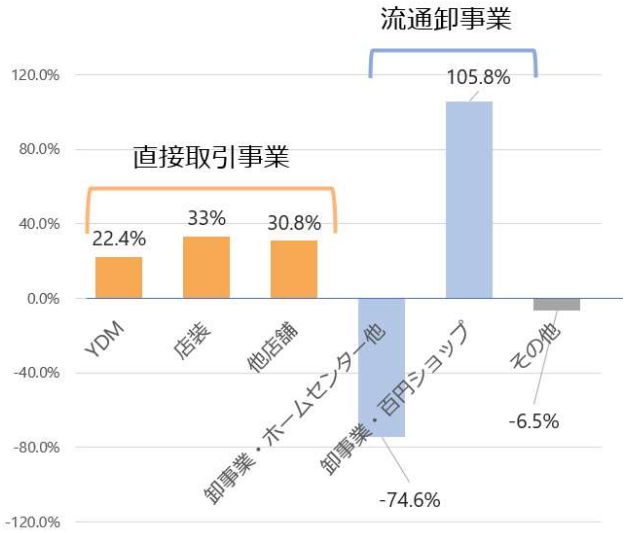
図表 2.1 チャネル別売上構成



出所：筆者作成。

一方で、自社の直営店を通じた販売では値付けや物流費用の面から、利益率のコントロールが容易である。チャネル別経常利益率を見てみると、直接取引事業は、関連事業がすべてプラスに転じているのに対して、流通卸事業では、ホームセンター部門において、大きく利益率を下げてしまっている。流通卸事業では、その時期に販売力のある小売業事業者の業績に左右されるため、安定的でないのだ。そのため、販売力のある小売事業者をフォローしていくことは戦略重要だが、小売業態全般のビジネスモデルが変化していく渦中にあり、不確実性は増している。そのため、より利益の確実性を高めるためにも、自社から直販できるチャネル強化を重要視している。

図表 2.2　チャネル別利益率

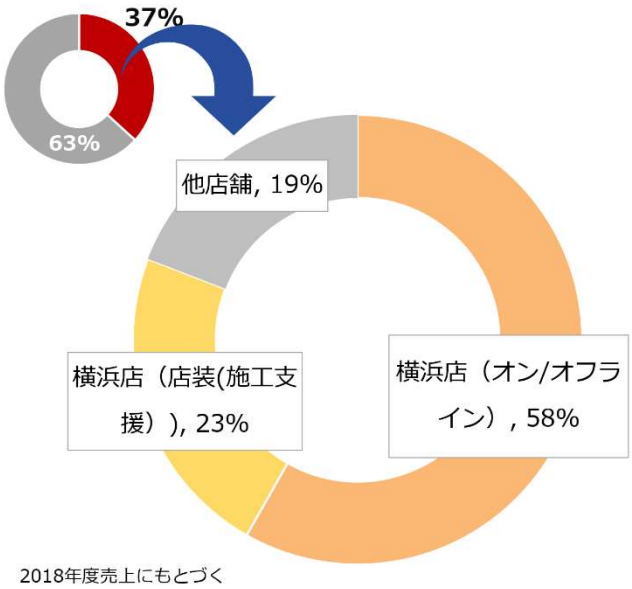


出所：筆者作成。

さらに、確実性の点に加え、直営店ではマーケティング施策の幅が広がるため、より積極的に販売力を高めていける可能性が出てくる。卸事業では最終顧客の顔が見えず、ニーズ把握やインサイトの調査が困難なため、最終顧客とのコミュニケーションやユーザーのニーズに即した商品開発を行うのに適していない。しかし、直接取り引きのあるユーザーに対しては、デジタルマーケティングでマーケティングコストを低減しながら、様々なアプローチが可能だ。例えば、数ヶ月取引履歴がない顧客にのみに値引きのプロモーションを提示すれば、自社のコストを最小限に抑えながら、休眠顧客化を防ぐことができるだろう。

P 社の売上の全体の 37%にあたる直接取引事業の内訳を見ていこう。およそ 80%を占めるのは、横浜にある本店に紐づく売上である。さらに全体の 23%が完全に BtoB タイプの事業の店装支援の事業となっている。この事業では、P 社の営業担当が顧客に対してきめ細かく対応するので、施工を含めた提案サービスである。一方、本店関連の売上のほとんどは、顧客が自分に必要なものを直接来店もしくは Web/FAX などから購買する顧客層から来ている。残りの 19%は自社運営 1 店舗とフランチャイズ 4 店舗とから成る売上である。FC 店舗が本社と契約金を支払い、本社が屋号、資材などを提供するという仕組みである。

図表 2.3 自社直接取引売上内訳



出所：筆者作成。

2.2 製品・商材特性と事業特性

P 社の主力製品は自社製造している造花である。造花を見慣れない読者も多いと思う。造花について、簡略に説明したい。造花はその名の通り、生花を模して造られるイミテーションの花のことである。例えば、赤いバラの花を思い浮かべてほしい。造花の場合、とげのある緑の茎の部分はプラスチック、赤い花びらや、葉は布でできている。それぞれの部品は別々に作られており、プラモデルのように組み合わせられてできている。実際の製造工程ではできる限り機械化がされているが、最後の組み合わせの工程は機械化が難しく、現在もほとんどが人の手で行われている。

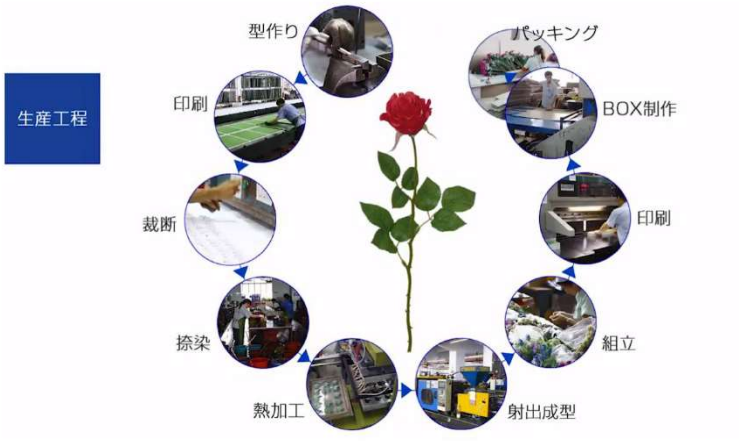
図表 2.4　造花のサンプル写真

出所：フラワーデザイン資材 2019。

造花のパーツとなる、プラスチックや布の形成に欠かせないのが金型である。花の種類は何千種とあるし、さまざまなサイズに対応するため、結果的に数万種類の型が必要となる。造花というものが世に登場した当初には一目で造花とわかるチープな作りも多かったが、今では造花も進化し、生花と見紛う商品が増えている。造花の生産工程は十工程にわかれる。造花の品質のキーとなるのは、花びらの色を決める捺染過程である。よりリアルな色合いを出すには、繊細な色づかいやグラデーションの表現など高い染色技術力が求められる。しかし、布への染色は、気温、湿度などの諸条件に左右されるため、難易度が高い。造花の製造は、生活雑貨品の中では製造が比較的難しく、高い専門性と経験が求められる領域の製品といえる。印刷機を一つ買って、明日から工場をスタートさせようというような気軽な参入は極めて難しい。そのため、世界的に見ても、他業界より工場数が限られている。とりわけ、国内競合では大規模製造機能を内製化した企業は他になく、経験を積んだ工場と工員は、P 社の競争優位の一つである。

なお、造花はアートフラワー、アーティフィシャルフラワーとも呼ばれている。本稿の後半では、社内の呼び方にならいアートフラワーと呼ぶことが多くなるが、呼び方の違いだけであって、まったく同じものである。

図表 2.5 造花の生産工程



出所：P 社 Web ページ。

次に、造花の商品としての特性について見ていく。

造花の特長は以下の通りである。

１．　長い間楽しめる

２．　加工が容易で、アレンジの自由度が高い

３．　衛生的

４．　丈夫で、保存や管理しやすい

５．　大きなアレンジメント、施工やディスプレイに適している。

1 本単位で販売される造花は、1 本だけで使われることは滅多にない。通常、様々な種類の造花や、グリーンの資材と組み合わせて、アレンジメントを構成する要素となる。生花は花の大きさや重さで、アレンジメントに制限があるが、造花は人工物なので、アレンジのバリエーションが多彩だ。例えば、花を天井から無数に吊り下げたいとか、受付に巨大なモニュメントのようなアレンジメントを作りたい場合、造花であれば、かなり簡単に作ることができる。一方、生花で実現しようとすると、水はどのように確保するのか、茎の部分の長さが足りなくて、固定ができないなど、解決困難な問題が発生するのが容易に想像出来るであろう。さらに、長期保存が可能、耐久性がある、ドレスを汚すことがないなどの理由から、ウェディングブーケにも用いられている。アレルギーを引き起こす心配もないので、クリニックや病院などで好んで用いられることもある。

丈夫な作りのため、様々な加工や、繰り返し利用にも耐える。ラメを吹きかけたり、つるしたり、固定したり、作り手が思いのままの表現が出来る。そもそもの造花も、実際にない色を作り出すことも可能であるし、開発段階から自由度の高い花材であると言えるだろう。

図表 2.6　造花の使用例 1 ：大型アレンジメント

出所：Instagram アカウント atelier_tamaco。

図表 2.7　造花の使用例 2：ウェディングブーケ

出所：Instagram アカウント Matricaria flowers。

図表 2.8　造花の使用例 3：壁面グリーンディスプレイ

出所：P 社 Web ページ。

こうして作られたアレンジメントは、一過性で鑑賞される生の花束に比べ、当然ながら半永久的に楽しむことが可能だ。メンテナンスフリーで長期間楽しむことができる。気に入ったらいつまででも飾っておけるし、季節ごとに保管して繰り返し利用することもできる。この特性から、商店のディスプレイなどでは生花より好んで用いられる場合が多い。生花や観葉植物に比較して、導入・管理コストを大きく削減することが出来る。

自社製の造花の売上シェアは 18%であり（2019 年）社内の全商品を商品群別に分類した「中分類」の中では全体で 2 位のシェアとなっている。なお、1 位は後ほど触れるドライフラワーのグループである。シェアでは 2 位だが、利益率が最も高く、商品開発から活用提案までの仕掛けを一連に設計出来る自社製造のフラワー群は、最も重要な商品群である。

P 社の商品でもうひとつ特筆すべき商品は、プリザーブドフラワーである。2019 年の対売上比でみると、約 27.8%を占める、全商品中のうち、最も大きな売上を上げる重要商品群である。（厳密にはこのグループには昔からあるタイプのドライフラワーも含められるが、主な売上はプリザーブドフラワー由来である。）プリザードフラワーは従来タイプのドライフラワーのように、実際の生花を乾燥させたものである。異なる点は、特殊な溶液を加工に用いる点だ。溶液には染色剤も含まれているため、鮮やかな色に着色できる。感触は柔らかで、リアルな造形が特徴で、3 年ほど楽しめる。1991 年にフランスのヴェルモント社が開発し、世界に広まった。プリザーブドフラワーフラワーブームが 1990 年代前半にあり、ブーム後も、カテゴリーとして着実な地位を築き、2009 年度の国内末端市場規模は 52 億円であった。これは花き業界全体の規模の 1 兆円からすると、約 0.5%にと小さく感じるが、一つの技術の登場が十数年で市場を作り出したという点では特筆に値する。現在では選択肢も増え、日本のメーカーのもの、コロンビアやエクアドルからの輸入品など様々なメーカ

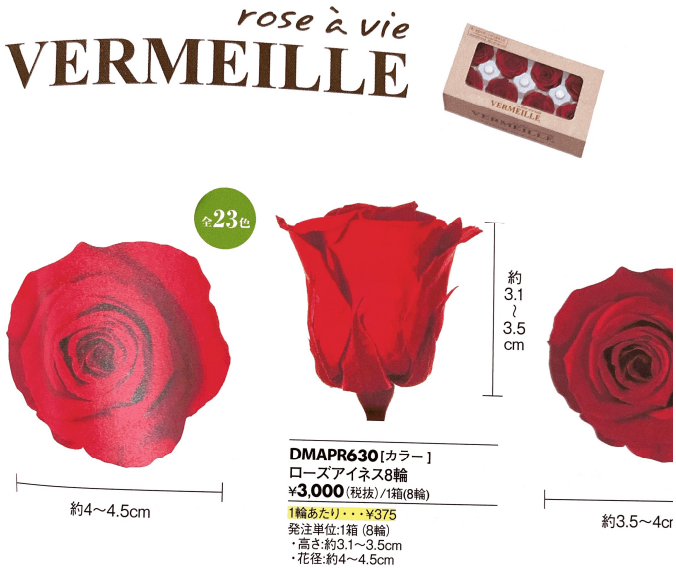
ーから販売されている。

株式会社矢野経済研究発行の『フラワー&グリーンビジネス白書　2010 年版』によるとプリザーブドフラワーの特長は、

・長い間美しい花の姿を楽しめる
・生花のようなみずみずしさとソフト感
・色数が豊富でニュアンスカラーも登場
・クラフト的な装飾と相性がよい

などが挙げられる

図表 2.9 プリザーブドフラワーのサンプル写真



出所：フラワーデザイン資材 2019。

造花とプリザーブドフラワーは生花の欠点を補った花材という共通点を持つが、それぞれ得意な分野が異なるため、メリットデメリットを整理しておこう。

共通するメリットは、

・長期間楽しめる
・加工が可能である

点である。

プリザーブドフラワーと比較した造花のメリット/デメリットは、

・主役級の花に加えて、サブのグリーンや花を足すことで、材料費を抑えられる
・ステム（茎）が長いので、大型のアレンジメントに適している
・壊れにくいので、レンタルやディスプレイ資材として安心して使用できる

等の点である。

造花と比較したプリザーブドフラワーのメリット/デメリットは、

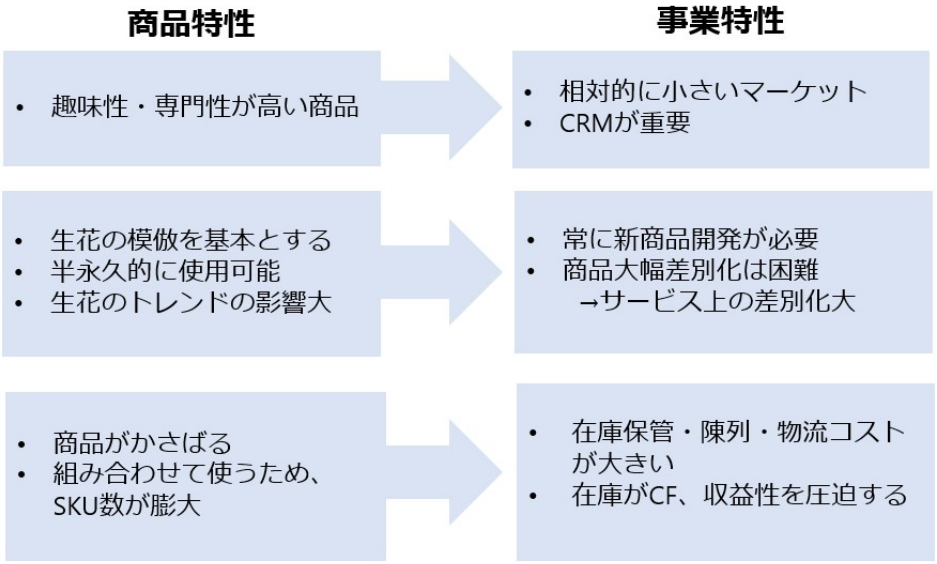
・よりリアルな質感を楽しめる
・花の部分のみで、ステムがないため、小さいアレンジメントに適する
・花弁のみで作品を構成するため、材料費が高額になりやすい
・花の種類が限られている（バラ、アジサイ、ガーベラ、ファラリス、モス等が中心）
・繊細な取り扱いが要求される。湿気や直射日光に弱い、色落ちしやすい、壊れやすい。
等の点である。

P 社の主力商品の特性を見てきたが、こうした商品特性から考えられる事業特性をまとめたのが図表 2.10 である。まず 1 点目である。商品がフラワーアレンジメント資材を中心としている以上、趣味利用や、商業施設や住空間でのディスプレイ資材として利用される等、利用シーンの特殊性が高い。専門商材であるが故、相対的に必要とする人が少なく、市場規模としては小型である。しかし、ニーズのある顧客は繰り返し購買をする傾向にあるため、顧客マネジメントが重要になってくるだろう。

２点目は、花材資材の具体的な商品属性に関わる問題である。生花のトレンドの影響を受ける点、半永久的に繰り返し使用できる点などが、商品開発における差別化可能性を押し下げている。

３点目は、商品の物理的属性に関したものである。商品自体がかさばる、また組み合わせて使うため、品ぞろえの幅を深くとる必要があり、SKU が膨大となる。結果として、陳列コスト、在庫管理コスト、物流コストなどが増大する。

図表 2.10 商品特性からみる P 社の事業特性



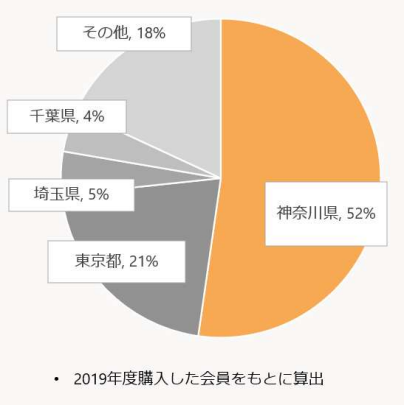
出所：筆者作成。

2.3 会員類型

P 社では、会員制をとっており、会員の方のみに販売をしている。会員種別は 3 種類である。「販売を目的として仕入れ」する顧客をブルー会員、「販売を目的としない仕入れ」する顧客をホワイト会員、個人利用の顧客をアルテミス会員と読んでいる。

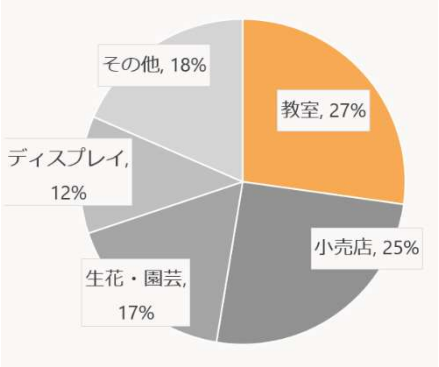
ブルー会員は、フラワーアレンジメント教室や、ディスプレイを請け負う施工業者などで、価格は上代の最大 50%引きになる。ホワイト会員は、レストラン、不動産業者など自社事業にディスプレイ商材を必要とする事業者で、価格は上代の最大 30%引きになる。アルテミス会員は一般客のため、上代の 10%引き程度で購買ができる。それぞれの対売上比率は、93%、3%、4%となっている。

図表 2.11　ブルー会員　在住地内訳



出所：筆者作成。

図表 2.12　ブルー会員　業種内訳



出所：筆者作成。

2.4 外部・内部環境

P 社の内部・外部環境について見ていこう。図表 2.13 は P 社の内部・外部環境に加え、取りうる戦略を検討した SWOT 分析である。

図表 2.13　クロス SWOT 分析

▼外部環境 ▶内部環境	Strength • 実店舗を運営 • オフラインチャネルシェア高 • 会員約1万人 • 自社生産～販売 • 商品開発力／デザイナー人材	Weakness • 直接販売、地域以外で弱い。神奈川県在住顧客比率52% • アナログ&属人的オペレーション • 最終ユーザーとの接点が少ない • オンライン店舗の差別化が出来ていない
Opportunity • 消費者の住空間関心高 • 消費者の手作り文化市場拡大 • ホビー需要高 • ハンドメイドEC市場急速拡大 • シェアエコノミー進展 • AR/５G等テクノロジー革命 • アジア市場の成長	SO戦略／積極攻勢 • CRM強化。アップセル • リアル店舗における接客の強みとテクノロジーの機会を融合させた購買体験を他社に先駆け提供する	WO戦略／弱点強化 • デジタルトランスフォーメーションを進める • オンライン販売を強化し、地理的制約を受けない売上を作る • 最終ユーザーとの接点作り・ID取得
Threat • 人口減少による国内市場縮小 • 当該市場EC化率加速（EC化率25%インテリア、年成長率8%） • 生花小売／ロジ革命で手軽に • ディスプレイ方法のデジタル化 • 競争のグローバル化	ST戦略／差別化 • 日本のデザイン力を武器に、海外で付加価値商品を販売する	WT戦略／防衛 • 神奈川県シェアの地盤固め

出所：筆者作成。

これらの種々の要素のうち、最も大きな外部環境変化は EC 市場規模の急速な拡大である。2019 年の段階で雑貨・家具・インテリア領域における EC 化率は 25%、年平均成長率は 8.5%(2014 年から 2019 年)となっている。(経済産業省 2019) 造花資材市場でもオンラインに特化した「はなどんや アソシエ」をはじめ、大小さまざまなオンライン商店が出店し、取扱量は年々増加している。また、BtoC 市場だけでなく、「ミンネ」「Etsy」などのハンドメイドの CtoC オンラインプラットフォームも盛況だ。2017 年度のホビー白書によると、オンラインハンドメイド市場は 2014 年の 35 億円から 2017 年の 165 億円とおよそ 5 倍に拡大している。背景には、デジタルのインフラ整備の普及だけでなく、顧客の消費スタイルの変化がある。ユーザーとして消費するだけだった顧客が、趣味の延長として生産も行うプロシューマ型タイプへと移行しているのだ。働き方改革で副業が推奨されており、収入源の複数化の手段として選ばれるという側面もあるだろう。

P 社の内部資源を検討した図が、図表 2.14 である。P 社のサプリチェーン上の強みは、製

造を内製化している点である。

図表 2.14 VRIO 分析

	V	R	I	O	
1. 商品開発	○	○	△	△	トップデザイナーと共同開発。自社工場と日本オフィスの阿吽の呼吸で、サンプルのスピード作成も可能
2. 製造	○	○	○	○	自社工場を持ち、コスト競争力がある
3. 販売	○	○	○	×	オフライン実店舗での接客から、顧客の変化を感じ取り、商品開発に活かすことが出来る。一方、売れ行き予測やワントゥワンマーケティングの仕組みが確立されていない

出所：筆者作成。

2.5 経営課題

P 社が早急に取り組むべき財務上の課題として、利益率の改善がある。利益率低下の主な要因は、売上の約 6 割を占める卸事業における、売上減少による粗利益率の悪化である。国内の卸事業のマーケットトレンドは、取引先の小売店舗の売り場減少や、国内市場の人口減少などの原因によって縮小傾向にある。したがって、会社全体の利益率の改善のためには、売上の約 4 割を占める自社直営店舗販売

を拡大する必要がある。

また、P 社の事業特性であるリピート顧客の重要性にかんがみると、改善には、「自社直接取引チャネルにおいて、利益率のよい優良顧客の増大」が必要である。一般にパレートの法則では、上位２０％の顧客が売上の８０％を生み出していると言われている。さらに、上位２０％の顧客が企業全体の収益の８０％を生み出し、その収益の半分は下位３０％の利益性のない顧客へのサービスで失われているという。（Blattberg 2001）顧客の分析を行い、優良顧客を特定し、適切な経営資源配分を行うことで効率的なマーケティング施策を実行でき、収益性の改善が見込める。

具体的な顧客分析をどのように進めるかだが、P 社では自社直営店における全購買のデータを ID-POS データとして収集している。この内部資源であるデータからデータベースを作成し、購買データ、購買データを分析することで、改善するためのマーケティング施策への示唆が得られると考える。

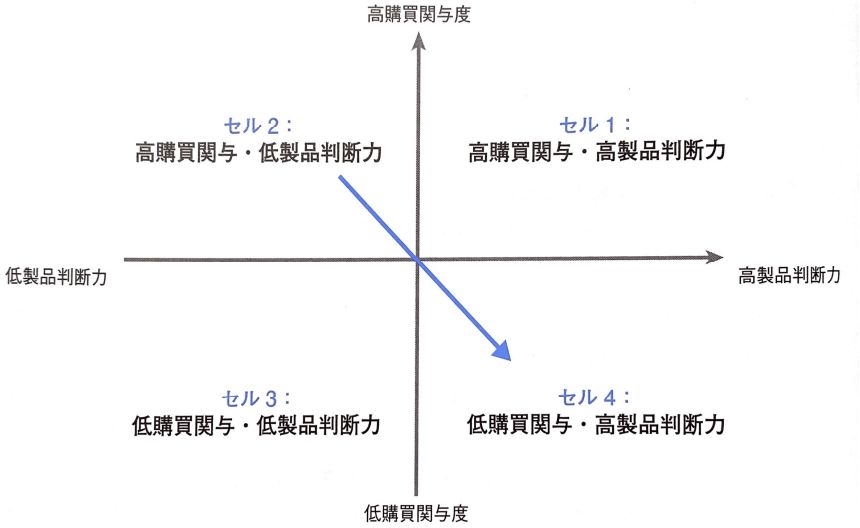
第3章　　先行研究

本章では、本研究を実施するにあたり、先行研究を整理する。

3.1 顧客マネジメント

企業の戦略において、顧客マネジメントが重要視されてきたのは、世界的には 1970 年代であるが、日本の実務ベースで広く論じられるようになったのは、1990 年代に入ってからである。当時、長期に渡る景気の停滞で、供給が需要を上回る自体が生じていた。平たく言えばそれまでの「作れば売れる」という時代から、消費者の選別眼は厳格化し、マーケティングの良し悪しが業績格差に直結するようになった。流通の主要なチャネルがメーカー系列店による囲い込みチャネルから、オープンチャネルに中心を移した。専門量販店や総合量販店の新規参入が相次ぎ、メーカーの商品しか取り扱わなかった系列流通業者も他社商品を扱わなければいけなくなった。こうした変化は、消費者の商品知識が増え、メーカー系列店の得意とする、きめ細やかな商品説明等の人的販売サービスへのニーズが減ったことを背景としている。消費者は、より安く、より深い品揃えの量販店での購買を好むようになっていった。

図表 3.1 消費者の購買性質の変化

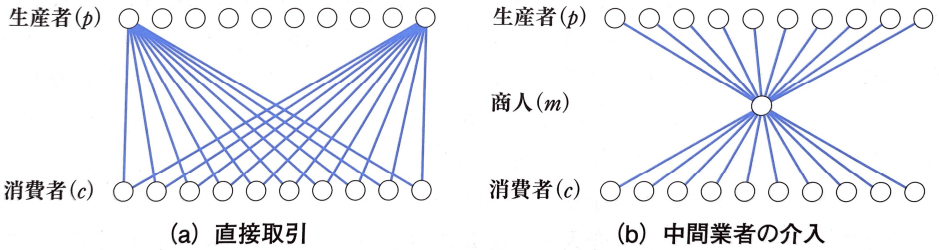


出所：池尾、井上（2008）。

こうした流通構造の変化の結果、力を持つようになったのは小売業者であった。図表 3.2 では構造をイメージで図示している。生産者と消費者をつなぐ中間業者である彼らが果たした役割は大きく分けて 3 点ある。1 点目は生産と消費の間の乖離を埋めたこと。2 点目は、取引数削減原理による効率改善。3 点目に取引先探索と交渉過程の効率化である。消費

者側から見ると、彼らのような中間業者は探索コストの削減を実現し、利便性向上に大きく貢献した。しかし、ここでの問題は、量販店の品揃えが同質化してしまえば、顧客はどこで買っても同じということになってしまうということである。品揃えがほとんど同じでも、顧客に選んでもらうには、どうしたらよいのか。そうした状況を背景に、顧客のロイヤリティを最大化しようという視点が生まれ、関係性マーケティングの概念が生まれてきた。

図表 3.2 流通構造の変化



出所：池尾、井上（2008）。

3.2 関係性マーケティング

関係性マーケティングは、1990 年代後半にネット販売の急成長とともに注目をされ、アメリカで発展してきた。「顧客と個々の取引をバラバラのものと考えるのではなく、超規定・安定的な取引関係を持つこと」の重要性を掲げ、ロイヤリティや顧客エクイティ等を論点とした議論を中心に展開してきた概念である。ペパーズとロジャーズによると、ワン・トゥ・ワンマーケティングの枠組みは以下の 4 点からなっている。

(1) 見込み客と顧客を特定する。

(2) (1)顧客のニーズ (2)自社にとっての顧客価値という観点から顧客を分類する。

(3) 一人ひとりのニーズについての知識を向上させ、さらに強力なリレーションシップを構築するために、顧客と交流する。

(4) 各顧客に向けて製品、サービス、メッセージをカスタマイズする。

(1)の購買顧客特定のフェーズで、革新的な役割を果たすのが、ID-POS（ID-Point of Sales）である。POS は小売店の購買情報をデータシステムによって管理する方法で、日本では 1980 年代頃から普及した。レジにおける生産性の向上や、在庫管理、売れ筋商品の分析などマーケティング意思決定に有益な情報を収集できるとして、いつ、どこで、何を買ったかという単発の購買データを扱う。ID-POS データはそれに加え、顧客の個別識別が可能である。そのため、顧客単位での購買行動が補足できる。どのくらいの頻度で来店があるか、そして顧客エクイティの計算も可能にしたのである。

3.3 関係性マーケティング手法

現代の関係性マーケティングにおいて、ID-POS データが大きな役割を果たすことを前節で言及したが、実際に ID-POS データを用いたマーケティング手法はどのようなものだろうか。

まず、関係性マーケティングを施行した場合の、顧客側のメリットを確認しよう。(池尾、井上　2008）によれば、個別対応により顧客の享受するメリットは、ニーズに合った品ぞろえ、買い物候補の提案、併売リストの提示などによる、探索・選択努力の軽減である。また、中間業者の品揃えをすることによって、商品とのマッチングがスムーズ化し、顧客がマッチングへの信頼感を高めることが出来、ひいては中間業者そのものへの信頼感を醸成することが出来る。ただし、購買関与度の高い顧客は、買い回りコストが非常に低いため、探索・選択コストの軽減が全ての顧客のメリットにならないことには注意が必要だ。

小売業者側では、上述した個別対応を可能にするほかに、顧客ニーズの正確な把握とニーズに合った商品調達、すなわち新製品・PB 商品の開発などをスムーズ化が可能だ。

さて、小売業者がどのように顧客の情報と個別購買情報である POS を結び付けるかというと、独自の決済カードやポイントシステムの導入が代表的である。顧客の情報には、年齢、性別、住所、会員歴、誕生日等のデータが含まれるだろう。一方、POS データには、商品のカテゴリー、単価、割引率、販売店、販売時間等が含まれる。具体的にこれらの情報を分析して有用な情報を取り出すことをデータマイニングと呼ぶ。

データマイニングの活用例は多岐にわたる。図表 3.3 は池尾、井上（2008）による活用例である。どのような分析手法を選ぶかは、マーケティング課題に合わせて変わってくる。

図表 3.3　データマイニングの活用例

マーケティング課題	データマイニング例
セグメンテーション	事前に設定された変数でグループ化 事後的にグループ化
ターゲティング	チェリーピッカーの識別 有望な新規顧客の識別 囲い込み： 　既存顧客の維持 　購買単価の向上 　ロイヤリティのアップ 　離脱の防止
ポジショニング	マーケット・バスケット分析 　クロスセル、アップセル 　同時購買・反復購買分析 価格弾力性分析 レコメンデーション

出所：池尾、井上（2008）より筆者作成。

同著では、アスクル・データの例を引きながら、データ分析の手順を示している。まずは、購買履歴を顧客別のデータに変換する。この際、集計期間と商品レベルの設定に注意する。さらに、マーケティング課題によって問いを立てていく。ここでは、例えばマーケティ

ング課題を個々の既存顧客の購買金額の維持・拡大とおいてみよう。すると、購買金額の大きい顧客と小さい顧客の間で何が異なるかを明らかにする必要があるだろう。さらにこの問いを具体的に考え、仮説を立てる。例えば、「ある顧客の現在の購買行動は、過去に特定の品目を購買して、満足したり、満足しなかったりした結果である可能性が大きい。」とする。それをデータ上で置き換えて考えてみると、「4 期において購買金額が大きいのは、3 期においてどのような特性の購買を行った顧客なのであろうか。」という具体的な問いが立てられる。この問いをデータ分析の一手法である重回帰で分析しようとすると、4 期における購買金額を従属変数に、3 期における種々の購買特性を独立変数にし、影響関係を読み取ることが出来るのだ。

このように、データマイニングにあたっては、マーケティング課題を立て、それに具体的な問いと仮説の検証で裏付けを与え、意思決定に役立てるという目的意識が重要になる。

第4章　　使用データについて

本章では、本研究で使用したデータ概要と分析手法について整理する。

4.1 データ概要

P 社より ID-POS データ、顧客データベース、商品データベースの提供いただいた。

ID-POS データの内訳は、期間が 2018 年 1 月～2019 年 1 月～12 月の 2 年間分である。購買人数は 2018 年は購買顧客 9904 人、2019 年が 9785 人であった。購買データは 2018 年が 1,003,523 件、2019 年が 971,097 件であった。なお、データの項目は、伝票番号、顧客 ID コード、商品コード、単価、数量、金額、納品区分、受注方法等となっている。

顧客データベースは、顧客数約 7 万人からなっており、データの項目は顧客 ID コード、事業タイプ、入会日、住所、会員種別（ブルー/ホワイト/アルテミス）、掛け率等となっている。

商品データベースは、商品数約 15 万件からなっており、データの項目は商品コード、単価、仕入原価、粗利率、中分類コード、小分類コード、スタイルテーマ、カラー等となっている。

4.1.1　　商品カテゴリー中分類

説明変数として用いた、中分類について説明したい。P 社の全商品を 24 種類に分類した分類を中分類と読んでいる。さらにその下には小分類項目があるが、小分類だと分類が数百に及ぶ。分析では大きな方向性を見ていきたいため、中分類を説明変数として使用した。

図表 4.1 商品カテゴリー中分類表

中分類	内容
1_フラワー自社	自社製造のアートフラワー
2_フラワー他社	他社製のアートフラワー。グリーンが多め
3_グリーン	他社製のフェイクグリーン
4_ドライフラワー	プリザーブドフラワー、ドライフラワー
5_花器自社	自社製造の花器
6_花器他社	他社製造の花器
7_バスケット自社	自社製造のバスケット
8_バスケット他社	他社製造のバスケット
9_リボン・ラッピング	リボン、ラッピング用品、ふさなど
10_FD資材	オアシス、ノリ、テープなど
11_雑貨・企画品	
12_クリスマス	クリスマス関連商品
13_ディスプレイ雑貨（他社）	他社製のディスプレイ雑貨
14_正月	正月関連商品
15_ディスプレイ雑貨	
16_書籍	フラワーアレンジメントに関する雑誌・書籍
17_フェイクフード	フェイクのフルーツや野菜
18_その他	送料/講習会/会員カード
19_施工・アレンジ	
20_季節商品	ハロウィンなどの季節関連商品
21_大型・環境演出商材	
22_設備資材	大型ラック、包装商品など
99_レンタル	

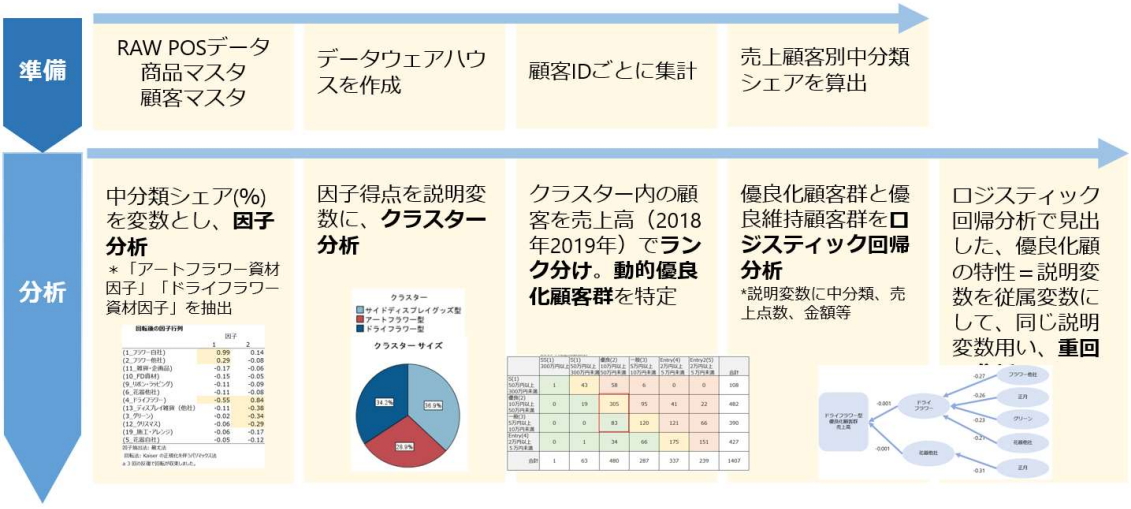
出所：筆者作成。

本研究では、中分類に関連した変数を多数作成・使用している。中分類ごとの購買金額の合計、購買金額を対数変換したもの、購買金額の分布から基準を定め、ランク分けしたもの、2018 年から 2019 年にかけての変化量、中分類を使用用途によって作成した合成変数等である。

4.2 分析フロー

分析フローは図表 4.2 のとおりである。なお、フロー全行程において IBM SPSS Statistics26 を用いて行った。順を追って説明する。

図表 4.2 分析フロー図



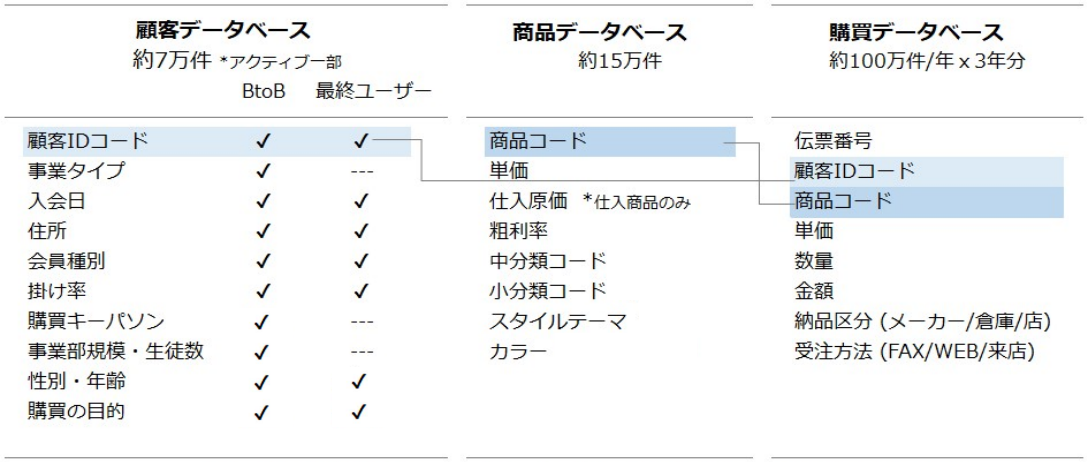
出所：筆者作成。

4.2.1 準備フェーズ

これらの３つデータベースを顧客 ID、商品コードでリレーショナルに関連付け、データウェアハウスの構築を行った。データウェアハウスの構成を示したのが図表 4.3 である。次に、データを顧客 ID ごとに集計した。データウェアハウスの状態だと、購買時の 1 商品あたりが 1 ケースとなっていたので、さらに集計をすすめ、1 ケースで一顧客に関するデータがまとまるようにした。

顧客に関して集計を行ったデータは、年間購買金額、年間売上頻度、中分類別の売上高と個人内シェア等である。

図表 4.3　　データウェアハウス構成



出所：筆者作成。

データウェアハウスはレコード数、カラム数共に膨大で、目的の分析を実際にすすめていくにはデータ量が多すぎる。そこで、顧客 ID に関する情報が 1 レコードにまとまるように集計をした。分析に直接かかわらない項目を削除し、分析に必要な変数を作成したりして、新たにデータマートを作成した。

4.2.2　　使用変数について

本研究での分析で使用した説明変数には以下がふくまれる。

・年間購買金額
・年間購買頻度
・中分類売上高
・売上変動額
・中分類顧客内シェア
・1 回あたりの購買点数
・受注方法
・まとめ購買（中分類数種から成る合成変数）
・伝票数
・入会してからの日数

等である。それぞれの分析に対して有効な変数を選択している。複数の候補が存在する場合有意な結果を得られるよう、探索的に分析を行った。

4.2.3 分析フェーズ

さて、データマートを整え、いよいよ分析に入る。分析の工程は 5 段階に分かれる。

(1)まず、中分類の購買の個人シェアにもとづき、因子分析を行う。因子分析の因子数を検討し、採用する因子の数値から、因子に名前をつけた。顧客それぞれに、２つの因子の因子得点を計算した。

(2)次に、因数得点を説明変数に指定し、クラスター分析を行った。数千のデータのクラスター分析のため、SPSS の Two Step クラスター分析を用いた。クラスター数の検討検討を行った。

(3)クラスター別に顧客のランク分けを行い、グループ化を行った。

(4)続いて、ランク別グループの中から２つの顧客グループを選択し、ロジスティック回帰分析した。

(5)最後に、ロジスティック回帰分析で出来たモデルで有意な結果が出た変数に影響を与える要素を突き止めるため、有意な変数に対して、重回帰分析にかけた。

以上が分析のフローである。

4.3 分析方法

当節では、分析で使用した分析手法について説明する。

4.3.1 因子分析

因子分析とは、複数の観測変数の背後に、潜在的に含まれている共通した要因（因子）を見つけ出すことを目的とした分析手法である。（村瀬、高田、廣瀬 2007）多変量データの情報を少数の因子で表現して、問題を整理するので、消費者のライフ・スタイルやブランド・イメージの分析、マーケティングにおけるセグメンテーションなどの幅広い用途で用いられてきた。朝野によると、「産業界における因子分析の利用度は極めて高く、利用頻度は多変量解析全体の 3 割くらいを閉めるのではないか、と思われる。」というほど、便利で多岐にわたる用途に使いやすい分析方法である。（朝野 2000）

因子分析の基本モデルは、次のように示される。

$$X_{ji} = a_{j1}F_{1i} + a_{j2}F_{2i} + \cdots + a_{jm}F_{mi} + a_{js}S_{ji} + a_{je}E_{ji}$$

ここで、X_{ji}: ケースiに対する変数jに対する観測値

F_{mi}: ケースiに対する第m共通因子の因子得点

S_{ji}: ケースiに対する特殊因子jの因子得点

E_{ji}: ケースiに対する誤差jの因子得点

a_{jm}: 変数jに対する第m共通因子の因子負荷量

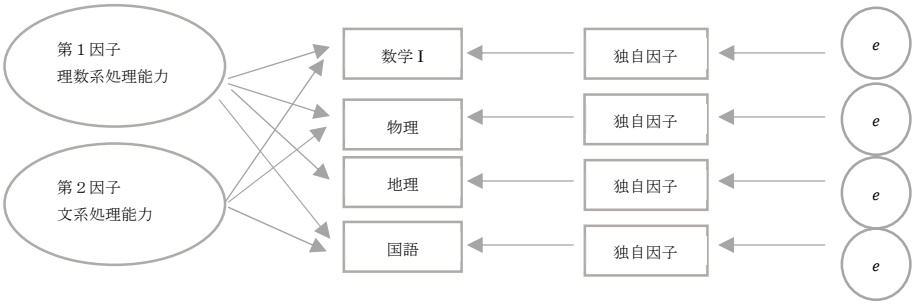
a_{js}: 変数jに対する特殊因子の因子負荷量

a_{je}: 誤差eに対する因子負荷量

モデル式で確認できるように、因子分析における観測変数X_{ji}は共通因子と特殊因子、誤差の部分にわけられる。例えば、観測値を個別科目の点数、因子を理数系処理能力と文系処理能力とすると、式の内訳は以下のようになる。さらに式をイメージ化したものが図表 4.4 である。

数学 I ＝理数系処理能力の因子負荷量 * 理数系処理能力の因子得点
＋文系処理能力の因子負荷量 * 文系処理能力の因子得点
＋特殊因子の因子負荷量 * 特殊因子の因子得点＋誤差eに対する因子負荷量
* 誤差eに対する因子得点

図表 4.4　因子分析のイメージ



出所：筆者作成。

因子分析は、この基本モデルに従い、以下のような手順で計算される。

(1) 相関行列の計算
(2) 因子負荷量の推定
(3) 因子数の決定
(4) 因子軸の回転
(5) 因子得点の推定

手順は、（村瀬、高田、廣瀬 2007）（朝野 2000）を基に筆者作成。

まずは、(1)相関行列と(2) 因子負荷量の推定について見ていこう。それぞれの因子と、観測変数の相関行列によって、因子負荷量を測定していく。因子負荷量とは、因子と各変数の関連の強さ（相関関係 r）のことである。先ほどの例だと、理数系処理能力から個別科目に伸びる矢印の影響力にあたる。なお、F、S、E などの因子は標準化、すなわち平均 0 、分散 1 となっている。観測された変数の値も、同じ人物の科目別得点となるので、これも標準化されており、相関係数 r を導き出すことが出来る。因子を抽出する方法には最尤法を採用した。最尤法は、モデルの適合度を最大化するよう要因負荷を求める方法である。

ここでは、因子分析にとって重要な共通性の概念を説明するために、よく使われる主因子

法を用いて、抽出の手順を説明する。主因子法は、因子負荷量の二乗和（因子寄与）を最大にするように、反復推定により因子負荷量を求める因子の抽出方法である。固有値とは、回転前の因子が持つ説明力（全観測変数の分散のうち因子で説明できる分散の量）であって、この固有値の分散を因子ごとに集計したものを共通性とよぶ。第 j 変数の全分散のうち、共通因子が寄与（説明）しているかを示している。当然因子数が多ければ多いほど、寄与確率は高くなるが、因子があまりに多くなってしまうと因子分析自体の意味がなくなってしまうため、因子の数は一定の数にとどめたい。何個目までを因子として採用するかを判断するのに役立つのが、固有値の推移を折れ線グラフにしたスクリープロットである。この折れ線の角度が急になっている部分は、その因子の寄与率が大きいところであり、なだらかになっている部分は寄与率が低い部分である。

次に、手順(4)の因子軸の回転についてである。因子分析において、ある因子に対して影響が強い変数は、第一因子を 1 軸、第二因子をもう一軸に取った散布図に図示したとき、の軸に近いところに表示される。より多くの変数が軸の近くに配置されるよう、原点を起点に因子軸の回転を行う。この回転法には様々な方法があるが、今回採用したのはバリマックス法である。この手法は 1 軸、2 軸のそれぞれの軸の方向に分散を計測し、それぞれの因子負荷量の分散が最大化するものをよしとする方法である。

最後に、各レコードに共通因子の得点を算出する（手順(5)）この因子得点新たな量的変数として、分析に使用する。

4.3.2 クラスター分析

クラスター分析とは、観測されたデータを一定のルールに従って分類する手法である。ロジスティック回帰分析も分類の手法であったが、クラスター分析では、商品カテゴリーで花＝１、グリーン＝２といったカテゴリー変数でも分類できる点が異なる。売上高やパーセンテージなど量的に変化する変数だけならば、線形回帰モデルを基にしたロジスティック回帰分析が適しているが、カテゴリー変数を含む場合は、線形回帰を用いることは適切でない。

クラスター分析とは、SPSS のクラスター分析のコマンドの一つである。具体的には、２段階の手続きを踏んで、クラスターを算出する。

（１）各ケースを処理する中で複数のプレクラスターを作る。

距離を指標に、あるケースを直前のケースに融合すべきかの判断を１つ１つ行っている。距離の指標は、間隔尺度/非尺度ならばユークリッド距離。名義尺度・/順位尺度なら対数尤度(log-likelihood)が用いられる。

（２）（１）で作成したプレクラスターを用いて、通常の階層的なクラスター分析を行う。クラスター数の決定には、AIC（赤池情報量基準）と BIC（シュワルツのベイズ情報量基準）がよく用いられる。

AIC の計算方法は、

$$AIC = G^2 - 2 \times df$$

である。尤度比カイ二乗を自由度によって調整した指標である。この値が小さいモデルを最適として選択する、また、AIC はG^2の大きさがクロス表の総度数に影響されることから、BIC ではそれを調整している。

$$BIC = G^2 - (\ln N) \times df$$

AIC と同じく、BIC も値が小さいほど良い。（村瀬、高田、廣瀬 2007）

4.3.3 ロジスティック回帰分析

ロジスティック回帰分析とは、確率を求める数理モデルである。分類に用いられることが多い。変数 Y の取りうる値によって、Y が特定のカテゴリーに属する確率をモデル化する。Y の取りうる値は０と１の間の数値である。なぜなら、確率を求めているため、ある事象の確率が１００％以上というのも、０％未満というのもありえないからだ。よって、ロジスティック関数は、常に S 字型の曲線をなす。

ロジスティック関数の基本モデルは、次のように示される。

$$p(X) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 X}}$$

上記のロジスティック関数を用いてモデル化する。モデルへの当てはめは最尤法を用いる。

SPSS におけるロジスティック回帰の変数選択の方法であるが、以下の７つの中から選択できる。それは、

(1)強制投入法
(2)ステップワイズ法：条件付
(3)ステップワイズ法：尤度比
(4)ステップワイズ法：WALD
(5)変数減少法：条件付
(6)変数減少法：尤度比
(7)変数減少法：WALD

である。これらは大きく３つに大別できる。強制投入法、変数増加法/ステップワイズ法、変数減少法である。強制投入法はステップワイズ法を実施せず、全独立変数で回帰分析を行う。変数増加法もしくはステップワイズ法は、最初に目的変数に「単独で」最も寄与している説明変数を探し出して選択し、あとは逐次、変数の追加と除去を繰り返す方法である。変数減少法は、最初にすべての説明変数を用いたロジスティック回帰を実施して、つぎに、その中で、目的変数に最も寄与していない変数を１つ選び出して除去し、あとは逐次、除去と追加を繰り返す方法である。減少法と呼んでいるが、実際には減増される。

条件付、尤度比、WALD は追加や除去の基準となる統計量の求め方の違いをあらわす。尤度比の場合、追加と除去の基準はp値＝0.2 である。p＜0.2 で追加、p＞0.2 で除去される。

また、ここで述べた変数選択の方法は、次項で扱う重回帰分析でも同様の方法で選択可能である。ただし、条件付・尤度比・WALD の統計基準はロジスティック回帰と COX 回帰のみで使用される。

4.3.4 重回帰分析

重回帰分析とは、単回帰分析が１つの変数を用いるのに対して、複数の変数を用いて行う回帰分析である。単回帰分析、重回帰分析の基本モデル（母回帰モデルもしくは母回帰式）を以下に記す。

単回帰分析　$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon$

重回帰分析　$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \ldots + \beta_k X_k + \varepsilon$

ここで、βは母回帰変数（偏回帰係数）、αは定数項（切片）、εは残差項（誤差項）である。

回帰モデルでは、観察された標本から、これら式のパラメータ（$\beta, \beta_1, \beta_2, \ldots, \alpha$）を推定する。パラメータの推定には通常最小二乗法を用いる。この方法では、残差の平方和が最小になるよう、パラメータの推定が行われる。

仮に、一つの被説明変数Y、k*この説明変数*$X_i X_2, \ldots, X_k$からなるデータが N ケース得られたとすると、個々のケースの値Y_iを現す式は以下のようになる。（母集団ではなく、標本の場合は記号a, bを用いる。）

標本回帰式　$Y_i = a + b_1 X_{i1} + bX_{i2} \ldots + b_{ik} X_{ik} + e_i$

反対に、説明変数から被説明変数の予測値を求める式は次のようになる。

標本予測式　$\acute{Y}_i = a + b_1 X_{i1} + bX_{i2} \ldots + b_{ik} X_{ik}$

単回帰と異なる重回帰分析における注意点は、重回帰分析の偏回帰係数が説明変数X同士の相関に依存するという点である。

第5章　　P 社の顧客分析

本章では、どのような分析工程を経て、どのような分析結果を得たかについて述べる。

5.1 セグメント

5.1.1　　顧客のランク分け

まず、P 社の顧客分析にあたって、顧客を購買金額別にランク分けした。さらに、今回分析対象としたいのは静的な優良顧客でなく、動的な優良顧客のため、ランク分けに時間軸を追加した。すなわち、1 年目のランクが 2 年目にどう変化したのかを含めてランク分けを行った。それをまとめたのが、図表 5.1 である。縦軸に 2018 年度の購買金額を基準としたランク分け、横軸に 2019 年度の購買金額を基準としたランク分けをしている。例えば、2018 年の年間購買金額が 10 万円以上 10 万円未満だった顧客のランクは“一般”である。一般の項目の行には 4 つグループ（セル）があるが、その中のどのグループになるかは、2019 年度に購買した金額による。例えば、その顧客の購買金額が 10 万円以上 1000 万円未満だった場合、2019 年のランクは“優良”となる。そうすると、2018 年の一般と 2019 年の優良がぶつかるセル、つまりグループ 10 に属することになる。図表 5.1 のグループ 10 には、232 名の顧客が分類されている。

図表 5.1　　ランク分け表　2018 年&2019 年連続購買全顧客

T2　2019年(N=4946)

T1 2018年 (N=9794)	S(1) 1000万円以上 12	優良(2) 10万円以上 827	一般(3) 10万円未満 1714	Entry(4) 5万円以下 2393
S(1) 1000万円以上 17	1 12	2 5	3 0	4 0
優良(2) 10万円以上 1038	5 0	6 1194	7 245	8 166
一般(3) 10万円未満 2521	9 0	10 232	11 285	12 356
Entry(4) 5万円以下 6218	13 0	14 130	15 241	16 1263

出所：筆者作成。

分析では、一般から優良化した顧客群と一般から 2 年目も一般のままだったグループを

比較する。前者を一般優良化群、後者を一般維持群と呼ぶこととする。図表 5.1 内の赤枠で囲まれているのがその２つのグループで、グループ 10 が一般優良化群、グループ 11 が一般維持群である。分析方法には、ロジスティック回帰分析を用いて、優良化する顧客の特徴を分析した。

図表 5.2　2018 年&2019 年連続購買 全顧客対象
ロジスティック回帰分析　正誤表

観測			予測 dyG1819 10	予測 dyG1819 11	正解の割合
ステップ 3	dyG1819	10	45	187	19.4
		11	40	245	86.0
	全体のパーセント				56.1

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.3　2018 年&2019 年連続購買 全顧客対象
ロジスティック回帰分析 方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 18	sumフラワー自社	-.00004	.000	4.175	1	.041	1.000
	sumグリーン	-.00007	.000	3.132	1	.077	1.000
	sumドライフラワー	-.00004	.000	5.475	1	.019	1.000
	sum書籍	-.00079	.000	2.786	1	.095	.999
	定数	.49977	.119	17.677	1	.000	1.648

a. ステップ 1: 投入された変数 f2018, sumフラワー自社, sumフラワー他社, sumグリーン, sumドライフラワー, sum花器自社, sum花器他社, sumバスケット他社, sumリボン・ラッピング, sumFD資材, sum雑貨・企画品, sumクリスマス, sumディスプレイ雑貨（他社）, sum正月, sumディスプレイ雑貨（自社 ヨー, sum書籍, sumフェイクフード, sumその他, sum施工・アレンジ, sum季節商品, sum設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.2 正誤表によると、正誤の確率が 56.1％と低いこと、図表 5.3 の方程式中の変数の有意確率が 0.05 以上の変数が 4 個中 2 個含まれているため、このモデルを採用しなかった。

そこで、次に分析に追加したのが、顧客のセグメントをさらなる細分化である。P 社の中では顧客を商品の用途別に区分したグルーピングを用いて、マーケティング施策を立てている。そこで、筆者も用途別区分を用いて、全顧客を細分化してみることとした。有効な結果が導出出来れば、実際のマーケティング施策を実施するときに、実務の現場で親和性が高いのではないかと考えたからだ。

用途別区分には大きく分けて、（1）ディスプレイ、（2）教室、（3）再販と３つに分かれる。（1）ディスプレイは、商品をディスプレイに用いる施工業者、飲食店、不動産業者等である。（2）教室はフラワーアレンジメント等の教室である。（3）再販は商品に加工を加えず、そのまま販売する小売店等である。2019 年に購買した顧客の内訳は（1）ディスプレイが 2552 人で約 26%、（2）教室が 4695 人で約 51%、（3）再販が 1723 人で約 18%、その他が 466 人で約 5%となっている。ただし、この区分の注意点は顧客の職種から用途を予測して大別したものであり、実態を完全に反映しているわけではないということである。例えば、顧客の登録名が教室であるから、ディスプレイ用途に使っていないとは限らない。登録名や職種こそ、教室となっていても、実際のところ、企業から大型フラワーアレンジメントの依頼を受け、納品をしている教室の先生方も多い。その場合は、教室とディスプレイと 2 つの用途を持っているにもかかわらず、教室に分類にされている。実際には、このような例も高く存在していると推測される。しかし、すべての顧客の実態を逐一把握するのは困難であるため、意思決定の方向性を判断するために、実務ではこの区分が使用されている。

さて、この区分を用いて、再びの動的優良顧客を特定するためのランク分けを行った。３つの区分ごとに３つの表を得た（図表 5.4、図表 5.9、図表 5.13）。この時、各グループの人数を適正化するため、基準となる購買金額に区分ごとに調整を加えた。ロジスティック回帰分析をする際、２つの比較するグループの人数が著しく異なると、分析に有意な結果が得られない可能性が高いためである。図表 5.4 の（1）ディスプレイの場合、図表 5.1 のランク分け表と比較すると、ランク分け基準を Entry の顧客グループの基準を 5 万円未満から 2 万円未満に、一般の顧客グループの基準を 10 万円以上から 8 万円以上へと変更している。

図表 5.4 用途別区分ランク分け表　（1）ディスプレイ

T2　2019年

T1 2018年	S(1) １０００万円以上	優良(2) 8万円以上	一般(3) 8万円未満	Entry(4) 2万円以下
S(1) １０００万円以上	1 3	2 2	3 0	4 0
優良(2) 8万円以上	5 0	6 357	7 93	8 48
一般(3) 8万円未満	9 0	10 99	11 219	12 158
Entry(4) 2万円以下	13 0	14 198	15 449	16 926

グループ人数適正化のため、Entry を 2 万円未満、一般を 8 万円以上で計算

出所：筆者作成。

行った分析は、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち用途別区分が（1）ディスプレイとなった顧客を対象とした。その結果を図表 5.5、図表 5.6 にまとめる。

図表 5.5　用途別区分（1）ディスプレイ顧客 対象
ロジスティック回帰分析　正誤表

観測			予測 "T顧客群_1819年" 10	11	正解の割合
ステップ 16	"T顧客群_1819年"	10	8	91	8.1
		11	1	218	99.5
	全体のパーセント				71.1

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.6　用途別区分（1）ディスプレイ顧客 対象
ロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 16	4_18年sum_ドライフラワー	-.00008	.000	2.800	1	.094	1.000
	8_18年sum_バスケット他社	.00034	.000	2.903	1	.088	1.000
	9_18年sum_リボン・ラッピング	-.00027	.000	2.371	1	.124	1.000
	10_18年sum_FD資材	.00042	.000	4.292	1	.038	1.000
	15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー	-.00089	.001	2.926	1	.087	.999
	17_18年sum_フェイクフード	-.00044	.000	1.733	1	.188	1.000
	定数	.82564	.128	41.325	1	.000	2.283

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_18年sum_フラワー自社, 2_18年sum_フラワー他社, 3_18年sum_グリーン, 4_18年sum_ドライフラワー, 5_18年sum_花器自社, 6_18年sum_花器他社, 7_18年sum_バスケット自社, 8_18年sum_バスケット他社, 9_18年sum_リボン・ラッピング, 10_18年sum_FD資材, 11_18年sum_雑貨・企画品, 12_18年sum_クリスマス, 13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_18年sum_正月, 15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_18年sum_書籍, 17_18年sum_フェイクフード, 18_18年sum_その他, 19_18年sum_施工・アレンジ, 20_18年sum_季節商品

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.6 の方程式中の変数の有意確率が 0.05 以上の変数が多数となったため、このモデルを採用しなかった。

新たな変数に 2018 年と 2019 年の中分類別購買金額の変量の変数を作成し、再度ロジスティックを行った。

図表 5.7　用途別区分（1）ディスプレイ 対象
ロジスティック回帰分析　正誤表

	観測		予測 "T顧客群_1819年" 10	11	正解の割合
ステップ 13	"T顧客群_1819年"	10	27	72	27.3
		11	2	217	99.1
	全体のパーセント				76.7

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別と 2019 年の中分類別購買金額の変量、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表　5.8　用途別区分（１）ディスプレイ顧客 対象
ロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 13[a]	頻度_18年id別	.0908	.055	2.771	1	.096	1.095
	4_変量_ドライフラワー	-.0001	.000	5.709	1	.017	1.000
	8_変量_バスケット他社	-.0002	.000	4.386	1	.036	1.000
	12_変量_クリスマス	.0001	.000	3.287	1	.070	1.000
	14_変量_正月	.0004	.000	4.421	1	.036	1.000
	15_変量_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー	-.0003	.000	2.515	1	.113	1.000
	18_変量_その他	-.0001	.000	1.920	1	.166	1.000
	20_変量_季節商品	.0008	.000	2.467	1	.116	1.001
	22_変量_設備資材	.0377	45.243	.000	1	.999	1.038
	定数	.7212	.228	10.009	1	.002	2.057

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_変量_フラワー自社, 2_変量_フラワー他社, 3_変量_グリーン, 4_変量_ドライフラワー, 5_変量_花器自社, 6_変量_花器他社, 7_変量_バスケット自社, 8_変量_バスケット他社, 9_変量_リボン・ラッピング, 10_変量_FD資材, 12_変量_クリスマス, 13_変量_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_変量_正月, 15_変量_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_変量_書籍, 17_変量_フェイクフード, 18_変量_その他, 19_変量_施工・アレンジ, 20_変量_季節商品, 22_変量_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別と 2019 年の中分類別購買金額の変量、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表　5.8 の方程式中の変数の有意確率が 0.05 以上の変数が多数となったため、このモデルを採用しなかった。

さらに、今度は用途別区分（２）教室について見ていく。図表 5.1 のランク分け表と比較すると、図表 5.9 ではランク分け基準を、Entry の顧客グループの基準を 5 万円未満から 2 万円未満に、一般の顧客グループの基準を 10 万円以上から 7 万円以上へと変更している。

図表 5.9 用途別区分ランク分け表（２）教室

T1 2018年 ＼ T2 2019年	S(1) １０００万円以上	優良(2) 7万円以上	一般(3) 7万円未満	Entry(4) 2万円以下
S(1) １０００万円以上	1 1	2 0	3 0	4 0
優良(2) 7万円以上	5 0	6 874	7 275	8 153
一般(3) 7万円未満	9 0	10 171	11 337	12 399
Entry(4) 2万円以下	13 0	14 197	15 503	16 2055

グループ人数適正化のため、Entry を 2 万円未満、一般を 7 万円以上で計算

出所：筆者作成。

次に、これらの 2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち用途別区分が（２）教室の顧客を対象として、ロジスティック回帰分析を行った。その結果を図表 5.10、図表 5.11 にまとめる。

図表 5.10　用途別区分（２）教室　対象
ロジスティック回帰分析　正誤表

ステップ 19	dyG_1819	10	9	162	5.3
		11	5	332	98.5
	全体のパーセント				67.1

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.11　用途別区分（２）教室 対象
ロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 19	7_18年sum_バスケット自社	-.0003	.000	6.026	1	.014	1.000
	8_18年sum_バスケット他社	.0002	.000	4.529	1	.033	1.000
	17_18年sum_フェイクフード	-.0006	.000	3.967	1	.046	.999
	定数	.6784	.102	43.914	1	.000	1.971

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_18年sum_フラワー自社, 2_18年sum_フラワー他社, 3_18年sum_グリーン, 4_18年sum_ドライフラワー, 5_18年sum_花器自社, 6_18年sum_花器他社, 7_18年sum_バスケット自社, 8_18年sum_バスケット他社, 9_18年sum_リボン・ラッピング, 10_18年sum_FD資材, 11_18年sum_雑貨・企画品, 12_18年sum_クリスマス, 13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_18年sum_正月, 15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_18年sum_書籍, 17_18年sum_フェイクフード, 18_18年sum_その他, 20_18年sum_季節商品, 22_18年sum_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.11 で方程式中の変数は、有意確率は 0.05 以下になったものの、図表 5.12 の正誤確率が 67.1%と低いので、このモデルを採用しなかった。

次に行った分析では、先ほどの分析で使用していた独立変数の 2018 年中分類購買金額を 2018 年と 2019 年の中分類購買金額の変量に変更して分析した。

図表 5.12　用途別区分（２）教室　対象
ロジスティック回帰分析　正誤表

観測			予測 dyG_1819 10.00	11.00	正解の割合
ステップ 19	dyG_1819	10.00	74	97	43.3
		11.00	18	319	94.7
	全体のパーセント				77.4

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別と 2019 年の中分類別購買金額の変量、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.13　用途別区分（２）教室 対象
ロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 19[a]	1_変量_フラワー自社	-.00005	.000	11.286	1	.001	1.000
	4_変量_ドライフラワー	-.00008	.000	36.750	1	.000	1.000
	7_変量_バスケット自社	.00012	.000	8.327	1	.004	1.000
	定数	1.12351	.116	94.450	1	.000	3.076

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_変量_フラワー自社, 2_変量_フラワー他社, 3_変量_グリーン, 4_変量_ドライフラワー, 5_変量_花器自社, 6_変量_花器他社, 7_変量_バスケット自社, 8_変量_バスケット他社, 9_変量_リボン・ラッピング, 10_変量_FD資材, 12_変量_クリスマス, 13_変量_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_変量_正月, 15_変量_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_変量_書籍, 17_変量_フェイクフード, 18_変量_その他, 19_変量_施工・アレンジ, 20_変量_季節商品, 22_変量_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別と 2019 年の中分類別購買金額の変量、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.12 の正誤確率が 77.4％と低くかったため、このモデルを採用しなかった。

さらに、用途別区分（３）再販について見ていく。図表 5.1 のランク分け表と比較すると、図表 5.13 ではランク分け基準を、ランク分け基準を Entry の顧客グループの基準を 5 万円未満から 2 万円未満に、一般の顧客グループの基準を 10 万円以上から 7 万円以上へと変更している。

図表 5.14 用途別区分ランク分け表（３）再販

T2 2019年

T1 2018年	S(1) １０００万円以上	優良(2) 7万円以上	一般(3) 7万円未満	Entry(4) 2万円以下
S(1) １０００万円以上	1 6	2 2	3 0	4 0
優良(2) 7万円以上	5 0	6 485	7 98	8 59
一般(3) 7万円未満	9 0	10 64	11 86	12 105
Entry(4) 2万円以下	13 1	14 133	15 165	16 519

グループ人数適正化のため、Entry を 2 万円未満、一般を 7 万円以上で計算

出所：筆者作成。

次に、これらの 2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち用途別区分が（３）再販の顧客を対象として、ロジスティック回帰分析を行った。その結果を図表 5.15、図表 5.16 にまとめる。

図表 5.15　用途別区分（３）再販　対象

ロジスティック回帰分析　正誤表

観測			dyG_1819 10.00	dyG_1819 11.00	正解の割合
ステップ 3	dyG_1819	10.00	10	54	15.6
		11.00	0	86	100.0
	全体のパーセント				64.0

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.16　用途別区分（3）再販　対象

ロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 3	頻度_18年id別	-.031	.098	.097	1	.755	.970
	1_18年sum_フラワー自社	-.009	3.316	.000	1	.998	.991
	2_18年sum_フラワー他社	.045	7.291	.000	1	.995	1.046
	4_18年sum_ドライフラワー	-.001	.569	.000	1	.998	.999
	5_18年sum_花器自社	-.049	12.699	.000	1	.997	.952
	6_18年sum_花器他社	-.024	5.772	.000	1	.997	.976
	7_18年sum_バスケット自社	.037	9.423	.000	1	.997	1.038
	8_18年sum_バスケット他社	-.005	4.037	.000	1	.999	.995
	9_18年sum_リボン・ラッピング	-.007	3.454	.000	1	.998	.993
	10_18年sum_FD資材	.004	3.877	.000	1	.999	1.004
	11_18年sum_雑貨・企画品	.005	1.954	.000	1	.998	1.005
	12_18年sum_クリスマス	.037	7.054	.000	1	.996	1.038
	13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）	.001	1.059	.000	1	.999	1.001
	15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー	.157	65.513	.000	1	.998	1.169
	17_18年sum_フェイクフード	-1.110	470.378	.000	1	.998	.329
	18_18年sum_その他	.011	6.634	.000	1	.999	1.011
	20_18年sum_季節商品	.017	10.901	.000	1	.999	1.017
	22_18年sum_設備資材	.832	186.217	.000	1	.996	2.298
	定数	.405	.379	1.143	1	.285	1.500

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_18年sum_フラワー自社, 2_18年sum_フラワー他社, 3_18年sum_グリーン, 4_18年sum_ドライフラワー, 5_18年sum_花器自社, 6_18年sum_花器他社, 7_18年sum_バスケット自社, 8_18年sum_バスケット他社, 9_18年sum_リボン・ラッピング, 10_18年sum_FD資材, 11_18年sum_雑貨・企画品, 12_18年sum_クリスマス, 13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_18年sum_正月, 15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 17_18年sum_フェイクフード, 18_18年sum_その他, 20_18年sum_季節商品, 22_18年sum_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.16 方程式の変数の有意確率が 0.05 以上となったので、このモデルを採用しなかった。

次に行った分析では、先ほどの分析で使用していた独立変数の 2018 年中分類購買金額

を 2018 年と 2019 年の中分類購買金額の変量に変更して分析した。その結果を図表 5.17、図表 5.18 にまとめる。

図表 5.17　用途別区分（３）再販 対象
ロジスティック回帰分析　正誤表

	観測		予測 dyG_1819 10.00	11.00	正解の割合
ステップ 16	dyG_1819	10.00	23	41	35.9
		11.00	7	79	91.9
	全体のパーセント				68.0

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別と 2019 年の中分類別購買金額の変量、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.18　用途別区分（３）再販 対象
ロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 16	4_変量_ドライフラワー	-.0001	.000	3.234	1	.072	1.000
	6_変量_花器他社	-.0002	.000	3.332	1	.068	1.000
	7_変量_バスケット自社	.0002	.000	3.712	1	.054	1.000
	12_変量_クリスマス	-.0008	.000	3.688	1	.055	.999
	16_変量_書籍	.0023	.001	2.451	1	.117	1.002
	18_変量_その他	-.0002	.000	1.050	1	.305	1.000
	定数	.6262	.194	10.413	1	.001	1.870

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_変量_フラワー自社, 2_変量_フラワー他社, 3_変量_グリーン, 4_変量_ドライフラワー, 5_変量_花器自社, 6_変量_花器他社, 7_変量_バスケット自社, 8_変量_バスケット他社, 9_変量_リボン・ラッピング, 10_変量_FD資材, 12_変量_クリスマス, 13_変量_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_変量_正月, 15_変量_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_変量_書籍, 17_変量_フェイクフード, 18_変量_その他, 19_変量_施工・アレンジ, 20_変量_季節商品, 22_変量_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と一般維持顧客群（11）である。なおエンコードにより dyG1819 を、11=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別と 2019 年の中分類別購買金額の変量、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.17 の正誤表より、正誤確率が 68.0％と低いので、このモデルを採用しなかった。。

5.1.2　比較グループの変更

これまでは一般優良化グループ（グループ 10）と一般維持グループ（グループ 11）の比較をしていきたが、思うような良い結果を得られなかった。そこで、比較グループの変更を試みた。新しい比較グループでは一般優良化群（グループ 10）と優良維持群（グループ 6）を比較していく。図表 5.19 において、赤枠で囲ってある部分がその 2 グループである。

図表 5.19 用途別区分ランク分け表　（1）ディスプレイ（再掲）

T2 2019年

T1 2018年	S(1) １０００万円以上	優良(2) 8万円以上	一般(3) 8万円未満	Entry(4) 2万円以下
S(1) １０００万円以上	1 3	2 2	3 0	4 0
優良(2) 8万円以上	5 0	6 357	7 93	8 48
一般(3) 8万円未満	9 0	10 99	11 219	12 158
Entry(4) 2万円以下	13 0	14 198	15 449	16 926

出所：筆者作成。

次に行った分析では、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち用途別区分が(1)ディスプレイの顧客を対象とした。さらにその中で、グループ 10 の一般優良化群、グループ 6 の優良維持群を従属変数としてロジスティック回帰分析を行った。従属変数は一般優良化群を 1、優良維持群を 0 とエンコードした。独立変数には 2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度を用いた。変数の選択方法には、変数減少法ステップワイズ（尤度比）を使用した。その結果を図表 5.20、5.21 にまとめた。

図表 5.20　用途別区分（1）ディスプレイ 対象
新比較グループ選択によるロジスティック回帰分析　正誤表

観測			dyG_1819 6	dyG_1819 10	正解の割合
ステップ 22	dyG_1819	6	331	26	92.7
		10	61	38	38.4
	全体のパーセント				80.9

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と優良維持顧客群（6）である。なおエンコードにより dyG_1819 を、6=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（尤度比）を採用した。

図表 5.21　用途別区分（1）ディスプレイ 対象
新比較グループ選択によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 22	頻度_18年id別	-.23302	.041	32.837	1	.000	.792
	3_18年sum_グリーン	-.00004	.000	3.689	1	.055	1.000
	定数	.57326	.232	6.089	1	.014	1.774

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_18年sum_フラワー自社, 2_18年sum_フラワー他社, 3_18年sum_グリーン, 4_18年sum_ドライフラワー, 5_18年sum_花器自社, 6_18年sum_花器他社, 7_18年sum_バスケット自社, 8_18年sum_バスケット他社, 9_18年sum_リボン・ラッピング, 10_18年sum_FD資材, 11_18年sum_雑貨・企画品, 12_18年sum_クリスマス, 13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_18年sum_正月, 15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_18年sum_書籍, 17_18年sum_フェイクフード, 18_18年sum_その他, 19_18年sum_施工・アレンジ, 20_18年sum_季節商品, 21_18年sum_大型・環境演出商材, 22_18年sum_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と優良維持顧客群（6）である。なおエンコードにより dyG_1819 を、6=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（尤度比）を採用した。

図表 5.21 の方程式中の変数では、依然として有意でない変数があるものの、図表 5.20 の正誤表によると、正誤率が一般優良化群と一般維持群を対象としていた前項と比較して、80.9％と良好になっている。

続いて、用途別区分ランク分け表（2）教室のセグメントについて見ていく。

図表 5.22 用途別区分ランク分け表　（２）教室（再掲）

T2　2019年

T1 2018年	S(1) １０００万円以上	優良(2) 7万円以上	一般(3) 7万円未満	Entry(4) 2万円以下
S(1) １０００万円以上	1 1	2 0	3 0	4 0
優良(2) 7万円以上	5 0	6 874	7 275	8 153
一般(3) 7万円未満	9 0	10 171	11 337	12 399
Entry(4) 2万円以下	13 0	14 197	15 503	16 2055

出所：筆者作成。

次に、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち用途別区分が（２）教室の顧客を対象とした。その結果を図表 5.23、5.24 にまとめた。

図表 5.23　用途別区分（２）教室 対象
新比較グループ選択によるロジスティック回帰分析　正誤表

観測			予測 dyG_1819 6	10	正解の割合
ステップ 18	dyG_1819	6	839	35	96.0
		10	122	49	28.7
	全体のパーセント				85.0

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と優良維持顧客群（6）である。なおエンコードにより dyG_1819 を、6=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.24　用途別区分（２）教室 対象

新比較グループ選択によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 18	頻度_18年id別	-.20378	.033	38.228	1	.000	.816
	1_18年sum_フラワー自社	-.00002	.000	4.038	1	.044	1.000
	4_18年sum_ドライフラワー	-.00002	.000	6.234	1	.013	1.000
	10_18年sum_FD資材	-.00005	.000	3.498	1	.061	1.000
	18_18年sum_その他	.00005	.000	5.434	1	.020	1.000
	定数	.74133	.215	11.924	1	.001	2.099

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_18年sum_フラワー自社, 2_18年sum_フラワー他社, 3_18年sum_グリーン, 4_18年sum_ドライフラワー, 5_18年sum_花器自社, 6_18年sum_花器他社, 7_18年sum_バスケット自社, 8_18年sum_バスケット他社, 9_18年sum_リボン・ラッピング, 10_18年sum_FD資材, 11_18年sum_雑貨・企画品, 12_18年sum_クリスマス, 13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_18年sum_正月, 15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_18年sum_書籍, 17_18年sum_フェイクフード, 18_18年sum_その他, 19_18年sum_施工・アレンジ, 20_18年sum_季節商品, 22_18年sum_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と優良維持顧客群（6）である。なおエンコードにより dyG_1819 を、6=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

続いて、用途別区分ランク分け表（３）再販のセグメントについて見ていく。

図表 5.25 用途別区分ランク分け表　（３）再販（再掲）

T2　2019年

T1 2018年	S(1) １０００万円以上	優良(2) 7万円以上	一般(3) 7万円未満	Entry(4) 2万円以下
S(1) １０００万円以上	1 6	2 2	3 0	4 0
優良(2) 7万円以上	5 0	6 485	7 98	8 59
一般(3) 7万円未満	9 0	10 64	11 86	12 105
Entry(4) 2万円以下	13 1	14 133	15 165	16 519

出所：筆者作成。

次に、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち用途別区分が（３）再販の顧客を対象とし

た。さらにその中で、グループ 10 の一般優良化群、グループ 6 の優良維持群を従属変数としてロジスティック回帰分析を行った。

図表 5.26　用途別区分（３）再販 対象
新比較グループ選択によるロジスティック回帰分析　正誤表

			予測		
			dyG_1819		
	観測		6	10	正解の割合
ステップ 1	dyG_1819	6	481	4	99.2
		10	58	6	9.4
	全体のパーセント				88.7

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と優良維持顧客群（6）である。なおエンコードにより dyG_1819 を、6=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

図表 5.27　用途別区分（３）再販 対象

新比較グループ選択によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 1[a]	頻度_18年id別	-.302552	.068	19.855	1	.000	.739
	1_18年sum_フラワー自社	-.000021	.000	.468	1	.494	1.000
	2_18年sum_フラワー他社	.000035	.000	1.671	1	.196	1.000
	3_18年sum_グリーン	-.000097	.000	.316	1	.574	1.000
	4_18年sum_ドライフラワー	-.000016	.000	.641	1	.423	1.000
	5_18年sum_花器自社	-.000009	.000	.004	1	.947	1.000
	6_18年sum_花器他社	.000017	.000	.298	1	.585	1.000
	7_18年sum_バスケット自社	.000241	.000	.645	1	.422	1.000
	8_18年sum_バスケット他社	-.000014	.000	.024	1	.877	1.000
	9_18年sum_リボン・ラッピング	-.000126	.000	.422	1	.516	1.000
	10_18年sum_FD資材	.000011	.000	.575	1	.448	1.000
	11_18年sum_雑貨・企画品	-.000096	.000	1.119	1	.290	1.000
	12_18年sum_クリスマス	-.000053	.000	.203	1	.652	1.000
	13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）	-.000003	.000	.013	1	.909	1.000
	14_18年sum_正月	.000022	.000	.010	1	.920	1.000
	15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー	.000168	.000	2.123	1	.145	1.000
	16_18年sum_書籍	-.040452	.579	.005	1	.944	.960
	17_18年sum_フェイクフード	.000077	.000	.056	1	.814	1.000
	18_18年sum_その他	.000102	.000	1.670	1	.196	1.000
	19_18年sum_施工・アレンジ	.000020	.000	.015	1	.904	1.000
	20_18年sum_季節商品	.000019	.000	.456	1	.500	1.000
	22_18年sum_設備資材	-.014832	2.160	.000	1	.995	.985
	定数	.553686	.331	2.791	1	.095	1.740

a. ステップ 1: 投入された変数 頻度_18年id別, 1_18年sum_フラワー自社, 2_18年sum_フラワー他社, 3_18年sum_グリーン, 4_18年sum_ドライフラワー, 5_18年sum_花器自社, 6_18年sum_花器他社, 7_18年sum_バスケット自社, 8_18年sum_バスケット他社, 9_18年sum_リボン・ラッピング, 10_18年sum_FD資材, 11_18年sum_雑貨・企画品, 12_18年sum_クリスマス, 13_18年sum_ディスプレイ雑貨（他社）, 14_18年sum_正月, 15_18年sum_ディスプレイ雑貨（自社 ヨー, 16_18年sum_書籍, 17_18年sum_フェイクフード, 18_18年sum_その他, 19_18年sum_施工・アレンジ, 20_18年sum_季節商品, 22_18年sum_設備資材

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（10）と優良維持顧客群（6）である。なおエンコードにより dyG_1819 を、6=0 そして 10=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変

数減少法ステップワイズ（条件付き）を採用した。

以上、３つの用途区分別セグメントをそれぞれに分析を行ってきた。比較グループは一般優良化顧客と一般維持顧客より、一般優良化顧客と優良維持顧客を比較した方が、総じてより有意な結果が見られた。

しかし、正誤率が 80%台と低いため、顧客の購買データに基づいたセグメントを新たに導き出してはどうかと考えた。そこで、次項では因子分析を用いたセグメントを作成していく。

5.1.3 因子得点によるセグメント分け

前項では、用途別セグメントによる分析を試みたが、充分に優位な結果が見られなかった。そのため、全顧客に共通する何らかの値を用いて、顧客をセグメントできないかと考えた。そこで、筆者が注目したのが、個人別シェアである。購買金額のまま、各顧客間を比較しようとすると、年間 200 万円購買する顧客と年間 2 万円しか購買しない顧客を単純に比較することはできない。顧客の年間総合購買金額を 100%として、どの中分類を何%購買しているかをあらわす個人内シェアを算出すれば、購買金額が異なる顧客間での比較が可能となる。例えば、中分類アートフラワーを 50%くらい購買する顧客は年間購買金額が 200 万円であろうと、5 万円であろうと、造花を使ったフラワーアレンジメントを主の活動にしている可能性が高い、というように解釈できる。加えて、個人内中分類売上シェアを説明変数に因子分析を行い、共通因子を抽出した。共通因子の因子得点に基づき、クラスター分析を行うことで、実際の顧客の購買データにもとづいたセグメントを作成する。

まず、因子分析にあたり、年間購買金額が 300 万円以上の S ランク顧客、2 万円未満の顧客を分析から除いた。購買金額が極端に多かったり、少なかったりする顧客の購買行動は、そうでない顧客層と購買スタイルが異なると判断したためである。因子分析は対象の隠れた共通因子を見つけ出すという手法であるので、あまりに顧客同士の性質が異なる場合は、共通因子にノイズが混ざってしまう。実際には、2018 年に購買した 9903 人のうち、46 名が S ランク顧客、4098 人がエントリー顧客であった。よって、分析対象の年間購買金額 2 万円以上～300 万円の顧客は 5759 人となった。

さらに、全売上額のうち、2.3%以下しかシェアがない中分類は分析対象から除いた。詳しいシェアの内訳は、図表 5.28 を参照されたい。

図表 5.28　全売上額中に占める中分類別売上シェア

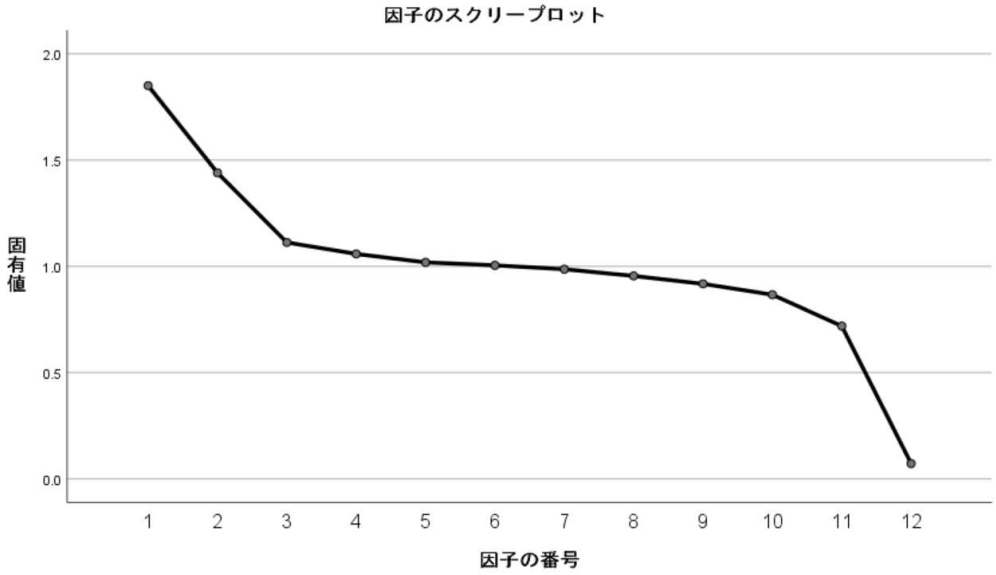
中分類	売上中シェア%	分析対象
4_ドライフラワー	27.76%	✓
1_フラワー自社	18.32%	✓
3_グリーン	7.37%	✓
19_施工・アレンジ	7.25%	✓
6_花器他社	6.33%	✓
10_FD資材	4.73%	✓
13_ディスプレイ雑貨（他社）	4.48%	✓
11_雑貨・企画品	4.39%	✓
2_フラワー他社	3.41%	✓
12_クリスマス	3.23%	✓
5_花器自社	2.50%	✓
9_リボン・ラッピング	2.47%	✓
18_その他	2.18%	
8_バスケット他社	2.11%	
15_ディスプレイ雑貨	1.29%	
14_正月	1.00%	
20_季節商品	0.59%	
17_フェイクフード	0.28%	
16_書籍	0.18%	
22_設備資材	0.08%	
99__レンタル	0.02%	
21_大型・環境演出商材	0.01%	
7_バスケット自社	0.00%	
25_欠損値入れ	0.00%	

出所：筆者作成。

説明変数を個人内中分類売上シェアとし、因子抽出法は最尤法を用いて因子分析を行った。結果を見ていく。

図表 5.29 のスクリープロットを確認すると、因子数３までは情報の減りが大きく、因子数４なだらかになっている傾向が見て取れた。因子数２と３で解釈可能性を比較し、因子数２で十分に説明が可能だと判断したため、因子数２を選択した。

図表 5.29 因子のスクリ―プロット



出所：筆者作成。

図表 5.30　説明された分散の合計

因子	初期の固有値			抽出後の負荷量平方和			回転後の負荷量平方和		
	合計	分散の %	累積 %	合計	分散の %	累積 %	合計	分散の %	累積 %
1	1.850	15.416	15.416	1.575	13.121	13.121	1.478	12.313	12.313
2	1.440	11.999	27.415	1.029	8.577	21.699	1.126	9.386	21.699
3	1.112	9.269	36.684						
4	1.058	8.818	45.503						
5	1.019	8.489	53.992						
6	1.005	8.371	62.363						
7	.986	8.219	70.582						
8	.955	7.958	78.540						
9	.918	7.647	86.187						
10	.866	7.219	93.407						
11	.719	5.992	99.399						
12	.072	.601	100.000						

因子抽出法: 最尤法

出所：筆者作成。

図表 5.30 で確認すると、第二因子までで 21.7%の説明されている。

回転後の因子行列をあらわしたのが図表 5.31 である。回転にはバリマックス法を用いた。因子負荷量をもとに、２つの因子の解釈を行った。特に負荷量が大きくなっている値に（±0.2 以上）色を付けてある。第一因子は、「フラワー自社（.99)」、「フラワー他社」、「ドライフラワー(-.55)」の負荷量が大きい。「フラワー自社」と「フラワー他社」はともにアートフラワーのことである。アートフラワーの購買金額が高いと、ドライフラワーの購買金額が低

くなる傾向がある。これらに共通しているのは「フラワーアレンジメント資材としての利用」である。中でも、アートフラワーの使用を中心に使用するフラワーアレンジメントの購買型あることから、「アートフラワー資材因子」と名付けた。

第二因子は、「ドライフラワー（.84）」、「ディスプレイ雑貨（他社）（-.38）」、「グリーン（-.34）」、「クリスマス（-.29）」とあり、資材としてのドライフラワー購買利用が共通項としてあるので「ドライフラワー資材因子」と名付けた。

図表 5.31　回転後の因子行列

	因子	
	1	2
(1_フラワー自社)	0.99	0.14
(2_フラワー他社)	0.29	-0.08
(11_雑貨・企画品)	-0.17	-0.06
(10_FD資材)	-0.15	-0.05
(9_リボン・ラッピング)	-0.11	-0.09
(6_花器他社)	-0.11	-0.08
(4_ドライフラワー)	-0.55	0.84
(13_ディスプレイ雑貨（他社）	-0.11	-0.38
(3_グリーン)	-0.02	-0.34
(12_クリスマス)	-0.06	-0.29
(19_施工・アレンジ)	-0.06	-0.17
(5_花器自社)	-0.05	-0.12

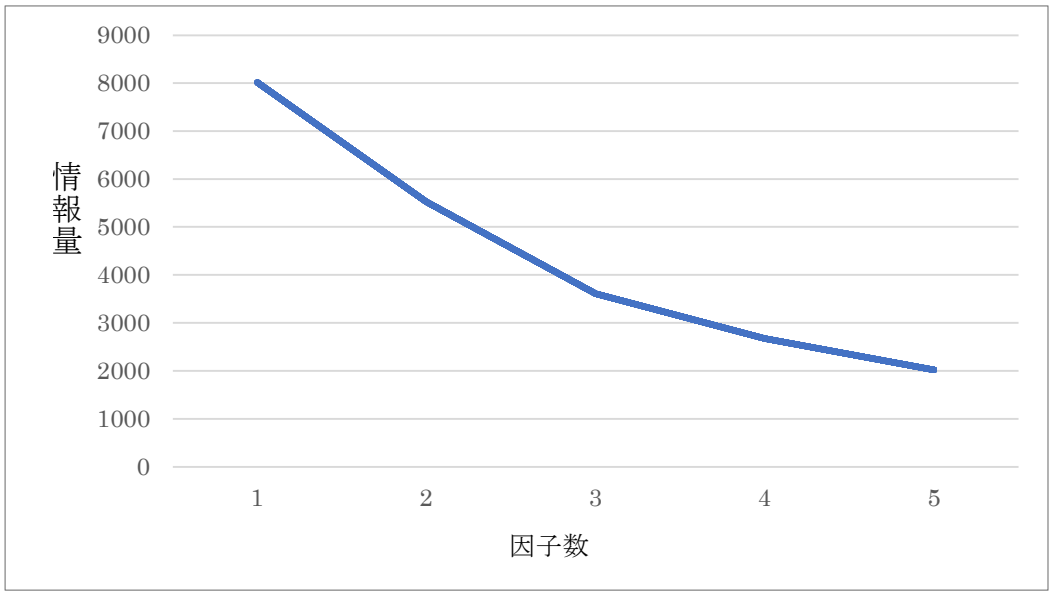
因子抽出法: 最尤法
回転法: Kaiser の正規化を伴うバリマックス法　　±0.2 以上
a 3 回の反復で回転が収束しました。

出所：筆者作成。

5.1.4　クラスター分析によるセグメント分け

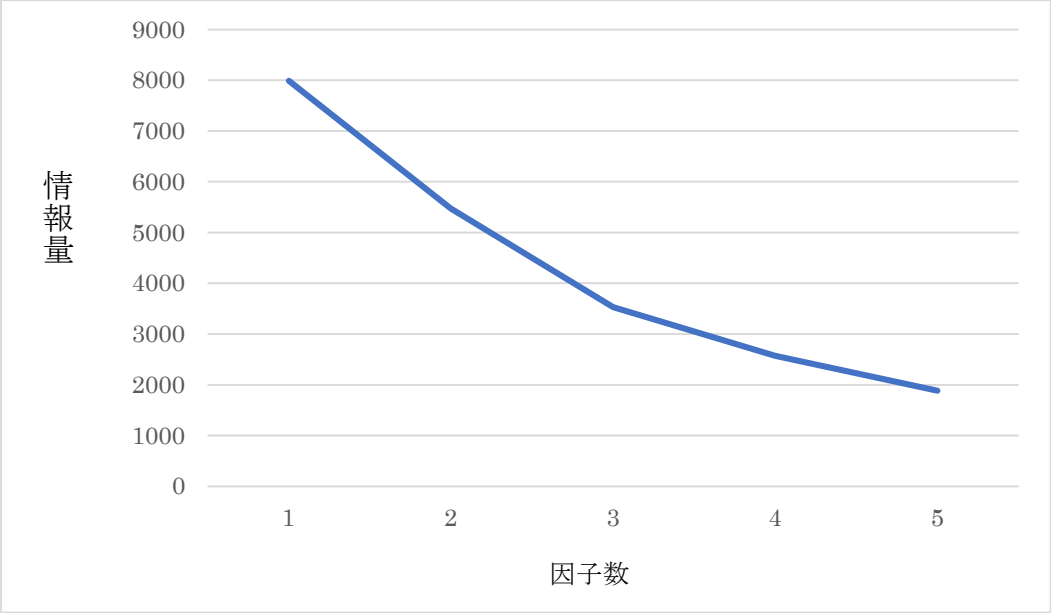
クラスター分析には SPSS の Twostep 分析を用いた。さらに、クラスターの数を決定するのに、BIC（シュワルツのベイズ情報量基準）と AIC（赤池情報量基準）を参照した。BIC と AIC のスクリープロットを図表 5.32、5.33 に示した。

図表 5. 32 BIC のスクリープロット



出所：筆者作成。

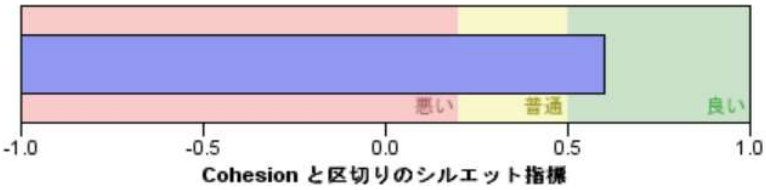
図表 5.33 AIC のスクリープロット



出所：筆者作成。

最終的に、クラスター数を 3 個に指定し、先ほど抽出した 2 つの因子「アートフラワー資材因子」と「ドライフラワー資材因子」の因子得点を変数として、Two-step クラスター分析を行った。

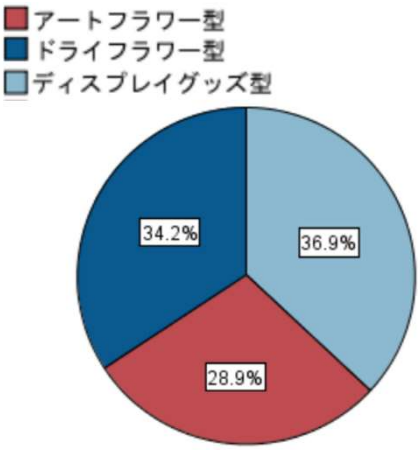
図表 5.34 クラスターの品質



出所：筆者作成。

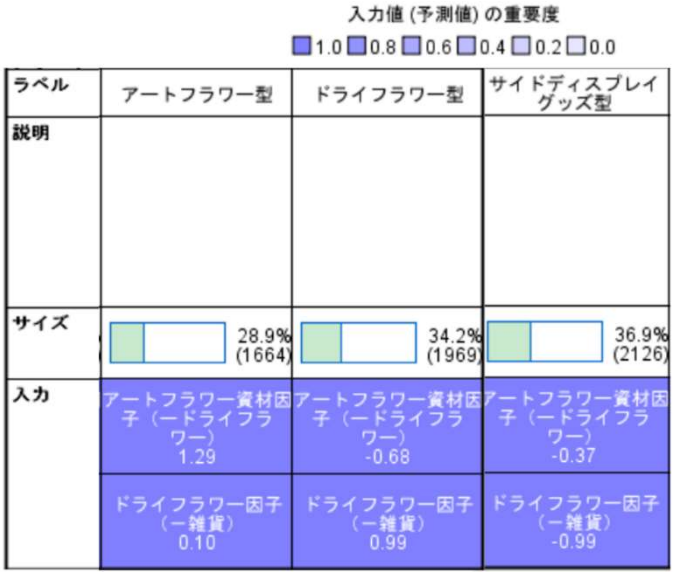
クラスターの品質は“良い”と評価された。

図表 5.35 クラスターの割合



出所：筆者作成。

図表 5.36 クラスター別因子の平均値



出所：筆者作成。

図表 5.36　クラスター別因子の平均値を確認したとこと、入力値である因子の重要度は２つとも等しく高く、変数選択に問題はなかった。

因子得点の分布と平均値を見ながら、クラスターごとに解釈を行った。図表 5.37 を見ると、1 つ目のセグメントは、アートフラワー資材因子が相対的に高く、ドライフラワー因子の因子得点の平均は 0.1 と低い。このことから、このセグメントは主にアートフラワーをフラワーアレンジメント用に購買し、ドライフラワーもわずかではあるが、購買していると解釈した。すると、このセグメントはアートフラワー主体のフラワーアレンジメントを主にしており、時折少量ドライフラワーを組み合わせることがあることから、「アートフラワー購買型セグメント」と名付けた。

２番目のセグメントはドライフラワー因子が 0.99 と高く、アートフラワー資材因子が-0.68 であった。このことからこのセグメントは主にドライフラワーによるフラワーアレンジメントを行っていると考え「ドライフラワー購買型セグメント」と名付けた。

最後に、３番目のセグメントでは、両因子がどちらもマイナスであった。アートフラワーもドライフラワーも買わないということになり、主に雑貨を購買している層であると解釈した。このセグメントを「ディスプレイグッズ型」と名付けた。

次に、各セグメントの基本統計を見て、特徴の理解に努めた。それをまとめたのが、図表 5.35 から 5.40 である。個人内シェアの平均があるが、アートフラワー購買型セグメントだと、全購買金額の約 45.5%を占めており、因子得点の解釈と一致している。ドライフラワーも同じようにセグメントの全購買金額の約 51.3%を占めていた。一方、ディスプレイグッズ購買型セグメント顧客は突出して購買される中分類がなく、特定のカテゴリーにかたよることなく満遍なく購買している。

図表 5.37　アートフラワー購買型セグメントの基本統計

	アートフラワー	
	2018年 売上高（円）	2018年 購買頻度（回）
有効度数	1,664	
平均値	157,179	9.5
中央値	71,785	6.0
標準偏差	255,003	12.4
最小値	20,020	1.0
最大値	2,891,899	229.0
セグメント全体	261,546,156	15724.8

業種別セグメント	度数（人）	パーセント
1_ディスプレイ	381	23
2_教室	833	50
3_再販	406	24
4_その他	44	3

出所：筆者作成。

図表 5.38　アートフラワー購買型セグメントの顧客別中分類売上シェア

	平均値	標準偏差
(1_フラワー自社)	45.6	17.8
(2_フラワー他社)	7.8	7.8
(4_ドライフラワー)	7.0	8.4
(3_グリーン)	5.2	8.5
(10_FD資材)	4.9	6.1
(6_花器他社)	4.2	6.3
(13_ディスプレイ雑貨（他社)	4.0	7.1
(11_雑貨・企画品)	3.9	6.1

出所：筆者作成。

図表 5.39　ドライフラワー購買型セグメントの基本統計

	ドライフラワー	
	2018年 売上高（円）	2018年 購買頻度（回）
有効度数	1,969	
平均値	152,886	8.6
中央値	70,396	6.0
標準偏差	275,937	9.3
最小値	20,000	1.0
最大値	2,724,963	109.0
セグメント全体	301,032,376	16,874.3

業種別セグメント	度数（人）	パーセント
1_ディスプレイ	185	9
2_教室	1,356	69
3_再販	401	20
4_その他	27	1

出所：筆者作成。

図表 5.40　ドライフラワー購買型セグメントの顧客別中分類売上シェア

	平均値	標準偏差
(4_ドライフラワー)	51.4	17.1
(1_フラワー自社)	7.8	8.1
(10_FD資材)	7.4	7.5
(11_雑貨・企画品)	6.9	8.8
(6_花器他社)	5.7	7.4
(9_リボン・ラッピング)	3.9	4.8
(13_ディスプレイ雑貨（他社)	2.7	5.6
(18_その他)	2.6	4.1

出所：筆者作成。

図表 5.41　ディスプレイグッズ購買型セグメントの基本統計

	サイドディスプレイ	
	2018年 売上高（円）	2018年 購買頻度（回）
有効度数	2,126	
平均値	157,340	7.0
中央値	58,510	4.0
標準偏差	325,730	12.0
最小値	20,036	1.0
最大値	2,959,520	204.0
セグメント全体	334,504,968	14924.5

業種別セグメント	度数（人）	パーセント
1_ディスプレイ	818	39
2_教室	854	40
3_再販	384	18
4_その他	70	3

出所：筆者作成。

図表 5.42　ディスプレイグッズ購買型セグメントの顧客別中分類売上シェア

	平均値	標準偏差
(13_ディスプレイ雑貨（他社）)	13.7	19.7
(3_グリーン)	12.1	23.8
(12_クリスマス)	8.9	18.2
(1_フラワー自社)	8.5	8.1
(10_FD資材)	7.4	12.9
(11_雑貨・企画品)	7.3	12.9
(4_ドライフラワー)	7.0	8.8
(6_花器他社)	6.2	11.2

出所：筆者作成。

クラスター分析によって出来たこれらのセグメントに対して、顧客分類、購買金額によるランク分けを行った。それによって出来た新しいランク分け表が図表 5.43、図表 5.44、図表 5.45 である。

図表 5.43　顧客ランク分け表　アートフラワー購買型セグメント

T2　2019年

T1 2018年	S(1) 100万円以上 300万円未満	優良(2) 15万円以上 100万円未満	一般(3) 5万円以上 15万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満
S(1) 100万円以上 300万円未満	1 8	2 23	3 4	4 0
優良(2) 15万円以上 100万円未満	5 10	6 229	7 120	8 13
一般(3) 5万円以上 15万円未満	9 0	10 83	11 253	12 149
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	13 0	14 14	15 87	16 175

出所：筆者作成。

図表 5.44　顧客ランク分け表　ドライフラワー購買型セグメント

T2　2019年

T1 2018年	S(1) 100万円以上 300万円未満	優良(2) 15万円以上 100万円未満	一般(3) 5万円以上 15万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満
S(1) 100万円以上 300万円未満	1 32	2 11	3 1	4 0
優良(2) 15万円以上 100万円未満	5 8	6 245	7 116	8 30
一般(3) 5万円以上 15万円未満	9 1	10 80	11 328	12 195
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	13 2	14 15	15 103	16 175

出所：筆者作成。

図表 5.45　顧客ランク分け表　ディスプレイグッズ購買型セグメント

T2　2019年

T1 2018年	S(1) 100万円以上 300万円未満	優良(2) 15万円以上 100万円未満	一般(3) 5万円以上 15万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満
S(1) 100万円以上 300万円未満	1 29	2 15	3 3	4 1
優良(2) 15万円以上 100万円未満	5 17	6 184	7 84	8 34
一般(3) 5万円以上 15万円未満	9 1	10 79	11 239	12 151
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	13 1	14 25	15 118	16 232

出所：筆者作成。

そして、この段階でこれらランク分けの基準を P 社の経営陣に提示したところ、ランク分けの基準となる購買金額の幅が広すぎるとのフィードバックを得、ランク分けを再度行うこととなった。

5.1.5　顧客のランク分けの基準の再選択

P 社からのフィードバックを受け、優良ランクの基準を 15 万円以上 100 万円未満から、10 万円以上 50 万円未満へと狭めた。ランクは全部で 5 段階とし、それぞれ(1)300 万円以上、(2)50 万円～300 万円未満、(3)10 万円以上 50 万円未満、(4)5 万円以上 10 万円未満(5)2 万円未満に分けた。さらに、表に色分けを加え、2 年目に顧客が優良化したのか、ランクを維持したのか、もしくはランクが下がったのかがわかりやすいように改良した緑色のセルはランクアップした顧客群顧客である、一方、赤色のセルはランクダウンした顧客、黄色のセルは 1 年目のランクを 2 年目も維持した顧客である。ここでは、それぞれ、維持顧客群、優良化顧客群、離脱顧客群と呼び、全体数をまとめた。2019 年は、約半数にあたる 3385 人がランクを 2 年目も維持している。優良化した顧客群は 3 つの顧客群のうち最も少なく、1331 人であった。対して、優良化顧客群の約 1.5 倍にあたる 1954 人がランクを 1 年目より落としている。

なお、2018 年、2019 年の年間購買顧客がどちらも 9000 人以上なのに対して、この表の N 数が 6670 人と少ないのは、この表が 2018 年、2019 年の連続購買データを持つ顧客のみを対象としているからである。残りの約 3000 人は 2019 年に購買をしなかった、もしくは 2019 年のみ購買した顧客である。

図表 5.46 は新しい顧客ランク基準の元、全顧客をランク分けしたものである。図表 5.47、

5.48、5.49 はぞれぞれ「アートフラワー購買型セグメント」、「ドライフラワー購買型セグメント」、「ディスプレイグッズ購買型セグメント」にランク分けしたものである。

図表 5.46　新顧客ランク分け表　全顧客

2019年顧客別購買金額

2018年顧客別購買金額	SS(1) 300万円以上	S(1) 50万円以上 300万円未満	優良(2) 10万円以上 50万円未満	一般(3) 5万円以上 10万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満	Entry2(5) 2万円以上 5万円未満	合計
SS(1) 300万円以上	34	11	1	0	0	0	46
S(1) 50万円以上 300万円未満	6	186	112	13	6	4	327
優良(2) 10万円以上 50万円未満	2	62	888	304	168	93	1517
一般(3) 5万円以上 10万円未満	0	8	254	368	399	244	1273
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	0	8	109	248	582	599	1546
Entry2(5) 2万円未満	0	2	64	117	451	1327	1961
合計	42	277	1428	1050	1606	2267	6670

離脱顧客群	1954
維持顧客群	3385
優良化顧客群	1331
その他（0）	3233
N＝	9903

出所：筆者作成。

図表 5.47　新顧客ランク分け表 アートフラワー購買型セグメント

2019年売上高顧客別

2018年売上高顧客別	SS(1) 300万円以上	S(1) 50万円以上 300万円未満	優良(2) 10万円以上 50万円未満	一般(3) 5万円以上 10万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満	Entry2(5) 2万円以上 5万円未満	合計
S(1) 50万円以上 300万円未満	1	43	58	6	0	0	108
優良(2) 10万円以上 50万円未満	0	19	305	95	41	22	482
一般(3) 5万円以上 10万円未満	0	0	83	120	121	66	390
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	0	1	34	66	175	151	427
合計	1	63	480	287	337	239	1407

離脱顧客群	維持顧客群	優良化顧客群	その他（0）	N＝
560	643	204	257	1664

出所：筆者作成。

図表 5.48　新顧客ランク分け表 ドライフラワー購買型セグメント

2018年売上高顧客別 ＼ 2019年売上高顧客別	SS(1) 300万円以上	S(1) 50万円以上 300万円未満	優良(2) 10万円以上 50万円未満	一般(3) 5万円以上 10万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満	Entry2(5) 2万円以上 5万円未満	合計
S(1) 50万円以上 300万円未満	2	68	29	6	4	4	113
優良(2) 10万円以上 50万円未満	1	29	247	75	61	43	456
一般(3) 5万円以上 10万円未満	0	6	76	112	121	100	415
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	0	4	44	96	232	243	619
合計	3	107	396	289	418	390	1603

離脱顧客群	維持顧客群	優良化顧客群	その他（0）	N＝
686	659	258	523	2126

出所：筆者作成。

図表 5.49　新顧客ランク分け表 ディスプレイグッズ購買型セグメント

2018年売上高顧客別 ＼ 2019年売上高顧客別	SS(1) 300万円以上	S(1) 50万円以上 300万円未満	優良(2) 10万円以上 50万円未満	一般(3) 5万円以上 10万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満	Entry2(5) 2万円以上 5万円未満	合計
S(1) 50万円以上 300万円未満	1	43	58	6	0	0	108
優良(2) 10万円以上 50万円未満	0	19	305	95	41	22	482
一般(3) 5万円以上 10万円未満	0	0	83	120	121	66	390
Entry(4) 2万円以上 5万円未満	0	1	34	66	175	151	427
合計	1	63	480	287	337	239	1407

離脱顧客群	維持顧客群	優良化顧客群	その他（0）	N＝
560	643	204	257	1664

出所：筆者作成。

5.2 優良顧客化要因の分析

前項では、優良顧客の再定義を行い、優良化顧客群とそうではない維持群を特定した。本項では、その 2 グループの違いを、ロジスティック回帰分析で分析する。

次の分析では、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち因子分析によるセグメントでアートフラワー購買型セグメントとなった顧客を対象とした。その結果を図表 5.50、5.51、5.52 にまとめた。

図表 5.50　新顧客ランク分け　アートフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　正誤表

観測			予測 dyG 15	予測 dyG 21	正解の割合
ステップ 16	dyG	15	301	4	98.7
		21	5	78	94.0
	全体のパーセント				97.7

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（21）と優良維持顧客群（15）である。なおエンコードにより dyG を、15=0 そして 21=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

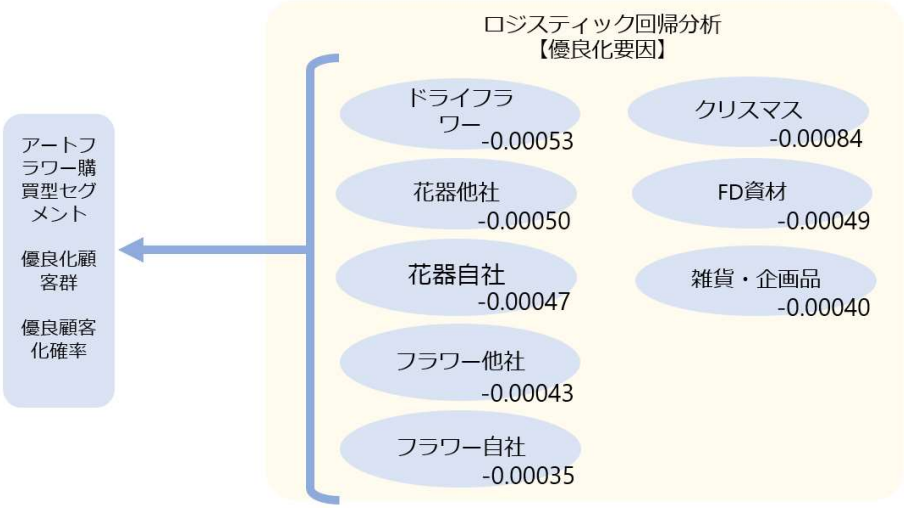
図表 5.51　新顧客ランク分け　アートフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 16[a]	mcl1_フラワー自社	-.00035	.000	13.471	1	.000	1.000
	mcl2_フラワー他社	-.00043	.000	9.722	1	.002	1.000
	mcl3_グリーン	-.00049	.000	8.004	1	.005	1.000
	mcl4_ドライフラワー	-.00053	.000	8.670	1	.003	.999
	mcl5_花器自社	-.00050	.000	9.404	1	.002	.999
	mcl6_花器他社	-.00047	.000	9.741	1	.002	1.000
	mcl10_FD資材	-.00049	.000	8.403	1	.004	1.000
	mcl11_雑貨・企画品	-.00040	.000	8.553	1	.003	1.000
	mcl12_クリスマス	-.00084	.000	8.951	1	.003	.999
	定数	34.29556	9.329	13.515	1	.000	784102465983081.1

a. ステップ 1: 投入された変数 購買点数一日当たり, 購買点数一伝票当たり, 購買金額一日当たり, 購買金額一伝票当たり, mcl1_フラワー自社, mcl2_フラワー他社, mcl3_グリーン, mcl4_ドライフラワー, mcl5_花器自社, mcl6_花器他社, mcl8_バスケット他社, mcl9_リボン・ラッピング, mcl10_FD資材, mcl11_雑貨・企画品, mcl12_クリスマス, mcl13_ディスプレイ雑貨（他社）, mcl14_正月, mcl15_ディスプレイ雑貨, mcl16_書籍, mcl17_フェイクフード, mcl18_その他, mcl19_施工・アレンジ, mcl20_季節商品, mcl22_設備資材

出所：筆者作成。

図表 5.52　新顧客ランク分け　アートフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数のイメージ



出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（21）と優良維持顧客群（15）である。なおエンコードにより dyG を、15=0 そして 21=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.50 の正誤表では、97.7%と高い正解率を示した。図表 5.51 の方程式中の変数では変数「グリーン」を除く 8 個の変数で有意確率が 0.05 以下だった。本研究では、このモデルを採用した。

続いて行った分析では、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち因子分析によるセグメントでドライフラワー購買型セグメントと　なった顧客を対象とした。その結果を図表 5.53、5.54、5.55 にまとめた。

図表 5.53 新顧客ランク分けドライフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　正誤表

	観測		予測 dyG 15	予測 dyG 21	正解の割合
ステップ 17	dyG	15	238	9	96.4
		21	10	66	86.8
	全体のパーセント				94.1

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（21）と優良維持顧客群（15）である。なおエンコードにより dyG を、15=0 そして 21=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

表 5.54　新顧客ランク分け　ドライフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 17[b]	mcl1_フラワー自社	-.00007	.000	5.159	1	.023	1.000
	mcl2_フラワー他社	-.00014	.000	5.058	1	.025	1.000
	mcl3_グリーン	-.00007	.000	29.525	1	.000	1.000
	mcl4_ドライフラワー	-.00007	.000	6.573	1	.010	1.000
	mcl6_花器他社	-.00008	.000	14.060	1	.000	1.000
	mcl8_バスケット他社	-.00005	.000	3.850	1	.050	1.000
	mcl9_リボン・ラッピング	-.00008	.000	8.647	1	.003	1.000
	mcl10_FD資材	-.00011	.000	13.505	1	.000	1.000
	mcl11_雑貨・企画品	-.00007	.000	8.356	1	.004	1.000
	mcl12_クリスマス	-.00006	.000	16.669	1	.000	1.000
	mcl13_ディスプレイ雑貨（他社）	-.00008	.000	28.360	1	.000	1.000
	mcl99_レンタル	-.00012	.000	.071	1	.790	1.000
	定数	6.47581	.957	45.797	1	.000	649.243

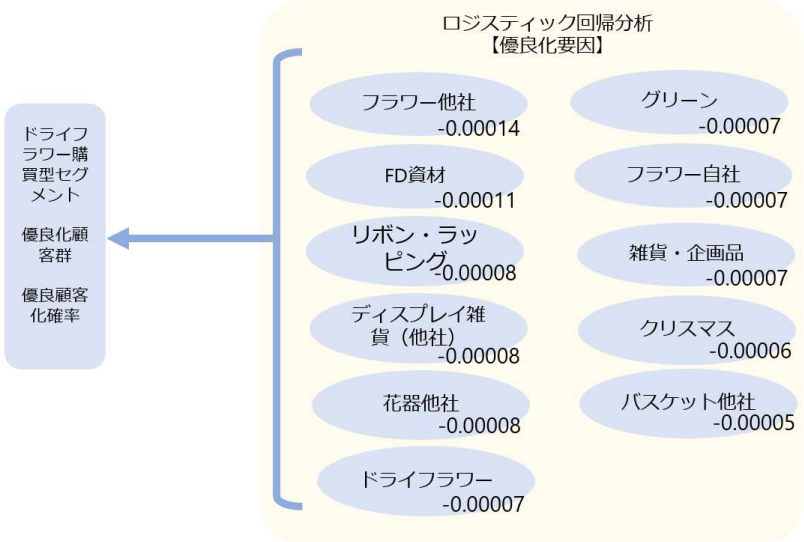
a. ステップ 1: 投入された変数 購買点数一日当たり, 購買点数一伝票当たり, 購買金額一日当たり, 購買金額一伝票当たり, mcl1_フラワー自社, mcl2_フラワー他社, mcl3_グリーン, mcl4_ドライフラワー, mcl5_花器自社, mcl6_花器他社, mcl8_バスケット他社, mcl9_リボン・ラッピング, mcl10_FD資材, mcl11_雑貨・企画品, mcl12_クリスマス, mcl13_ディスプレイ雑貨（他社）, mcl14_正月, mcl15_ディスプレイ雑貨, mcl16_書籍, mcl17_フェイクフード, mcl18_その他, mcl19_施工・アレンジ, mcl20_季節商品, mcl21_大型・環境演出商材, mcl22_設備資材, mcl99_レンタル

b. ステップ 17: 投入された変数 mcl99_レンタル

c. 最小有意変数を削除した結果、直前に当てはめられたモデルが得られたため、ステップワイズ プロシージャが停止しました。

出所：筆者作成。

表 5.55　新顧客ランク分け　ドライフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数のイメージ



出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（21）と優良維持顧客群（15）である。なおエンコードにより dyG を、15=0 そして 21=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.53 の正誤表では、94.1%と高い正解率を示した。図表 5.54 の方程式中の変数では 11 個の変数で有意確率が 0.05 以下だった。本研究では、このモデルを採用した。

続いて行った分析では、2018 年と 2019 年連続購買顧客のうち因子分析によるセグメントでディスプレイグッズ購買型セグメントとなった顧客を対象とした。その結果を図表 5.56、5.57、5.58 にまとめた。

図表 5.56 新顧客ランク分け　ディスプレイグッズ購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　正誤表

	観測		予測 dyG 15	予測 dyG 21	正解の割合
ステップ 17	dyG	15	334	2	99.4
		21	3	92	96.8
	全体のパーセント				98.8

a. カットオフ値は .500 です

出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（21）と優良維持顧客群（15）である。なおエンコードにより dyG を、15=0 そして 21=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.57 新顧客ランク分け　ディスプレイグッズ購買型セグメント 対象 15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数

		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)
ステップ 17[b]	mcl1_フラワー自社	-.001	.000	6.649	1	.010	.999
	mcl4_ドライフラワー	-.001	.000	7.428	1	.006	.999
	mcl6_花器他社	-.001	.000	6.477	1	.011	.999
	mcl8_バスケット他社	-.001	.000	7.428	1	.006	.999
	mcl9_リボン・ラッピング	-.001	.000	6.747	1	.009	.999
	mcl10_FD資材	-.001	.000	5.670	1	.017	.999
	mcl11_雑貨・企画品	-.001	.000	6.351	1	.012	.999
	mcl12_クリスマス	-.001	.000	6.487	1	.011	.999
	mcl13_ディスプレイ雑貨（他社）	-.001	.000	5.215	1	.022	.999
	mcl17_フェイクフード	-.002	.001	1.808	1	.179	.998
	定数	73.276	27.368	7.169	1	.007	6.658E+31

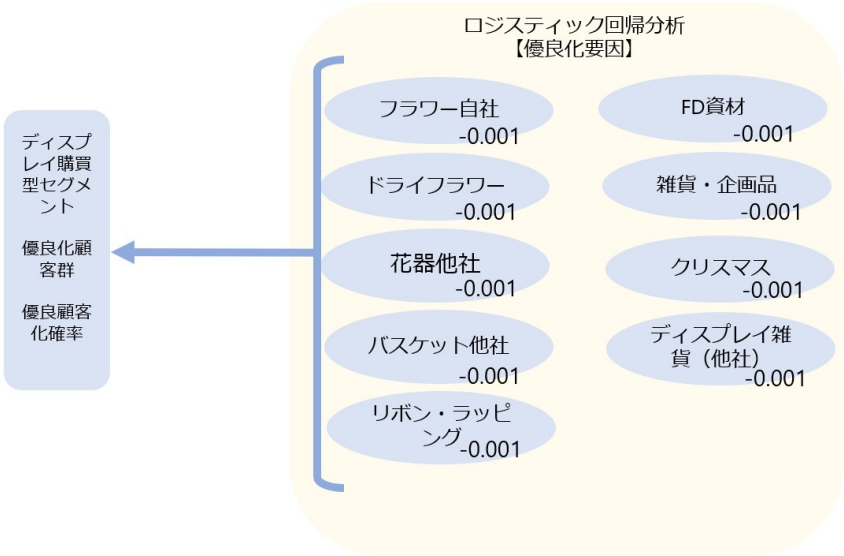
a. ステップ 1: 投入された変数 購買点数一日当たり, 購買点数一伝票当たり, 購買金額一日当たり, 購買金額一伝票当たり, mcl1_フラワー自社, mcl2_フラワー他社, mcl3_グリーン, mcl4_ドライフラワー, mcl5_花器自社, mcl6_花器他社, mcl8_バスケット他社, mcl9_リボン・ラッピング, mcl10_FD資材, mcl11_雑貨・企画品, mcl12_クリスマス, mcl13_ディスプレイ雑貨（他社）, mcl14_正月, mcl15_ディスプレイ雑貨, mcl16_書籍, mcl17_フェイクフード, mcl18_その他, mcl19_施工・アレンジ, mcl20_季節商品, mcl22_設備資材

b. ステップ 17: 投入された変数 mcl17_フェイクフード

c. 最小有意変数を削除した結果、直前に当てはめられたモデルが得られたため、ステップワイズ プロシージャが停止しました。

出所：筆者作成。

図表 5.58 新顧客ランク分け　ディスプレイグッズ購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数のイメージ



出所：筆者作成。

本モデルにおける従属変数はランク分け顧客グループ一般優良化顧客群（21）と優良維持顧客群（15）である。なおエンコードにより dyG を、15=0 そして 21=1 とした。また独立変数は、2018 年中分類別購買金額、2018 年購買頻度であり、変数選択方法として、変数減少法ステップワイズ（WALD）を採用した。

図表 5.56 の正誤表では、98.8%と高い正解率を示した。図表 5.57 の方程式中の変数では変数「フェイクフード」を除く 9 個の変数で有意確率が 0.05 以下だった。本研究では、このモデルを採用した。

5.3 優良顧客化促進要因の分析

前項では、どのような要因が優良化に必要なのか見た。本項では、顧客の優良化要因を促進する要素を特定するために、重回帰分析を行った。従属変数は、ロジスティック回帰分析で特定された、顧客優良化に有意な独立変数である。

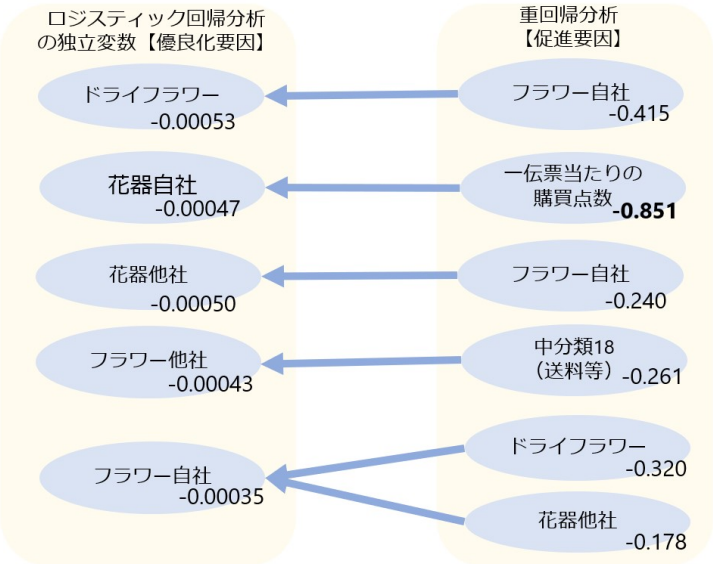
アートフラワー購買型セグメントを対象に行った重回帰分析を説明する。当セグメントでは、前項のロジスティック分析において、有意だった独立変数は 8 個だった。その 8 個の変数について、1 つずつ重回帰分析をしていく。重回帰分析で従属変数に指定した変数以外、前項のロジスティック分析で用いた独立変数をすべて重回帰分析の独立変数とし、重回帰分析を行う。その結果、重回帰の係数が“マイナス”になったものを抽出して、まとめたものが図表 5.59、結果を図示したものが図表 5.60 である。

図表 5.59　アートフラワー購買型セグメント 重回帰分析結果まとめ

従属変数	独立変数	β
フラワー自社	mcl4_ドライフラワー	-0.77
	mcl6_花器他社	-0.70
	購買点数一日当たり	78.18
	(定数)	37606.99
フラワー他社	mcl18_その他	-0.38
	(定数)	6431.25
ドライフラワー	mcl1_フラワー自社	-0.17
	(定数)	11788.58
花器自社	購買点数一伝票当たり	-34.57
	mcl18_その他	0.22
	購買金額一伝票当たり	0.10
	mcl20_季節商品	0.98
	(定数)	345.27
花器他社	mcl1_フラワー自社	-0.06
	(定数)	5199.14

出所：筆者作成。

図表 5.60　アートフラワー購買型セグメント
重回帰分析結果　促進要因のイメージ



出所：筆者作成。

分析の結果、アートフラワーセグメントの優良顧客化促進要因は、6 つの要因が見いだせた。図表 5.60 の右側列の部分にまとまっている。「フラワー自社」、「購買点数一伝票当たり」、「中分類 18（送料等）」、ドライフラワー」、「花器他社」である。まず注目したいのが。「購買点数一伝票当たり」の影響力の大きさを表す係数が—0.851 と 2 位より 2 倍以上の大きさを持っていることだ。また、「フラワー自社」は２つの中分類に影響力があり、さらに２つとも比較的影響力が高い。このことから、アートフラワー購買型セグメントの優良化顧客の促進要因は、自社製のアートフラワー購買に力を入れるべきなのがわかる。一方、このフラワー自社と負の相関関係にあるのが「ドライフラワー」、「花器他社」である。このカテゴリーは自社製のアートフラワーの購買金額を一時的に減らす作用がある。しかし、ある程度の量が併売されるのは確かであるので、アートフラワーに最も力を入れつつ。混合アイテムとして「ドライフラワー」」「花器他社」も販売する必要があるだろう。

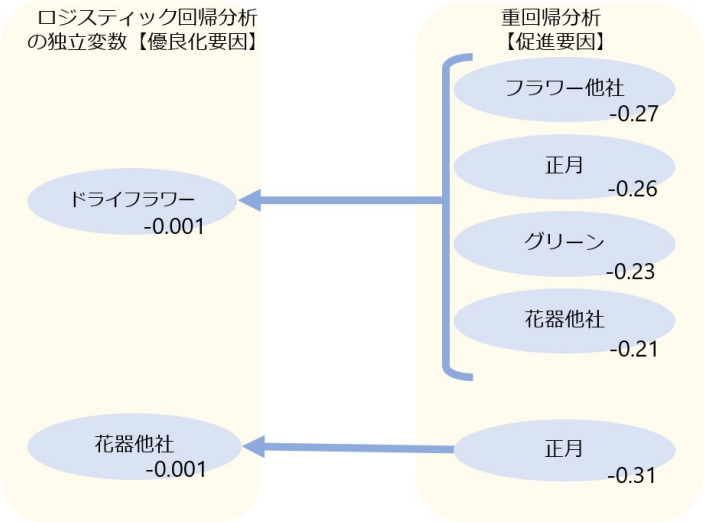
次に、ドライフラワー購買型セグメントを対象に行った重回帰分析を説明する。当セグメントでは、前項のロジスティック分析において、有意だった独立変数は 11 個だった。その 11 個の変数について、１つずつ重回帰分析をしていく。例えば「フラワー自社」を従属変数に、そのほかの中分類や、購買点数一伝票当たりといった、前項のロジスティック分析で用いた独立変数をすべて重回帰分析の独立変数とし、重回帰分析を行う。その結果、重回帰の係数が“マイナス”になったものを抽出して、まとめたものが図表 5.61、結果を図示したものが図表 5.62 である。

図表 5.61　ドライフラワー購買型セグメント 重回帰分析結果まとめ

従属変数	独立変数	β
ドライフラワー	フラワー他社	-0.27
	正月	-0.26
	グリーン	-0.23
	花器他社	-0.21
	(定数)	
花器他社	正月	-0.31
	(定数)	

出所：筆者作成。

図表 5.62 ドライフラワー購買型セグメント
重回帰分析結果　促進要因のイメージ



出所：筆者作成。

分析の結果、ドライフラワーセグメントの優良顧客化促進要因は、5 つの要因が見いだせた。図表 5.62 の右側列の部分にまとまっている。「フラワー他社」、「正月」、「グリーン」、「花器他社」である。まず注目したいのが。「正月」カテゴリーの影響力の大きさである。促進要因として 2 度登場している事と、影響力を表す係数が最も高い—0.31、3 番目に強い－0.26 と高い水準である。これについては、筆者はよく理由がわからなかったのだが。P 社の営業担当に聞いたところ、近年、正月のアレンジメントが大ブームになっており、母の日よりも盛り上がっている。との情報を得て、腹落ちすることが出来た。

「ドライフラワー」の売上に貢献する促進要因は、グリーン、フラワー他社、花器他社である。よりリアルな表現を志向するドライフラワーのアレンジメントでは、一緒に使われる副資材もリアルなものが求められる。グリーン、他社製のフラワーなどは自社製造では作れないようなクオリティが高いものが多く、プリザーブドフラワーと相性がいいため、顧客に選ばれているのではないかとの仮説が導き出された。

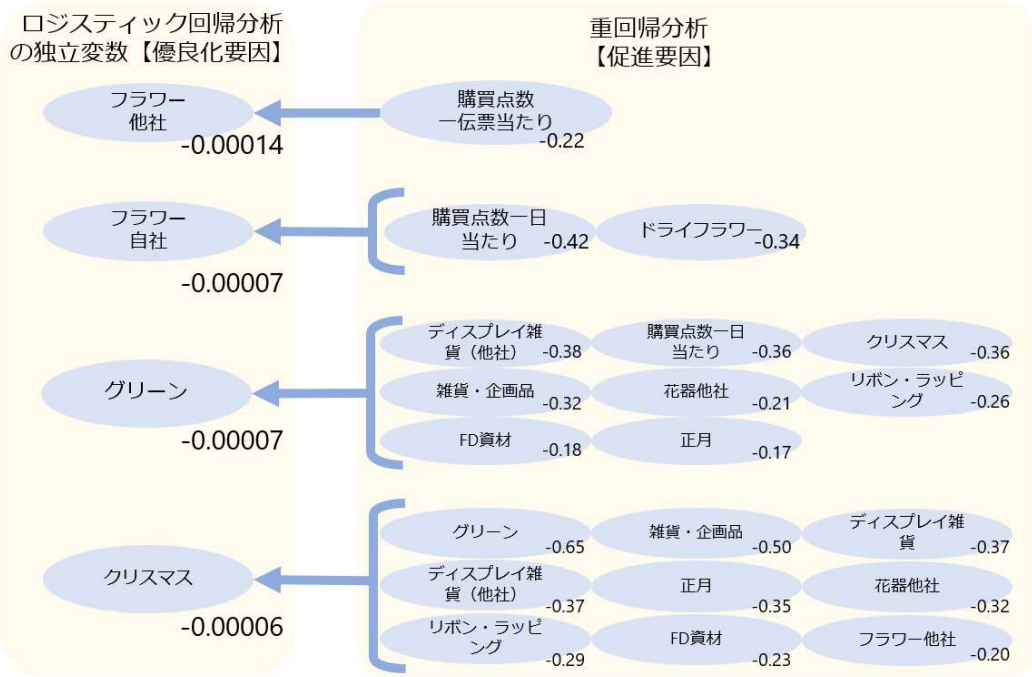
最後に、ディスプレイグッズ購買型セグメントを対象に行った重回帰分析を説明する。当セグメントでは、前項のロジスティック分析において、有意だった独立変数は 9 個だった。その 9 個の変数について、1 つずつ重回帰分析をしていく。例えば「フラワー自社」を従属変数に、そのほかの中分類や、購買点数一伝票当たりといった、前項のロジスティック分析で用いた独立変数をすべて重回帰分析の独立変数とし、重回帰分析を行う。その結果、重回帰の係数が“マイナス”になったものを抽出して、まとめたものが図表 5.63.、結果を図示したものが図表 5.64 である。

図表 5.63 ディスプレイグッズ購買型セグメント 重回帰分析結果まとめ

従属変数	独立変数	β
フラワー他社	購買点数一伝票当たり	-0.22
	(定数)	
フラワー自社	購買点数一日当たり	-0.42
	ドライフラワー	-0.34
	(定数)	
グリーン	ディスプレイ雑貨（他社）	-0.38
	購買点数一日当たり	-0.36
	クリスマス	-0.36
	雑貨・企画品	-0.32
	花器他社	-0.21
	リボン・ラッピング	-0.26
	FD資材	-0.18
	正月	-17
	(定数)	
クリスマス	グリーン	-0.65
	雑貨・企画品	-0.50
	ディスプレイ雑貨	-0.37
	ディスプレイ雑貨（他社）	-0.37
	正月	-0.35
	花器他社	-0.32
	リボン・ラッピング	-0.29
	FD資材	-0.23
	フラワー他社	-0.2
	(定数)	

出所：筆者作成。

図表 5.64 ディスプレイグッズ購買型セグメント
重回帰分析結果　促進要因のイメージ



出所：筆者作成。

分析の結果、ディスプレイグッズ購買型セグメントの優良顧客化促進要因は、複数の要因からなっていることがわかった。促進要因は図表 5.64 の右側部分にまとまっている。ぱっと見てすぐわかるように、促進要因が他セグメントに比べて、3~4 倍ある。ディスプレイグッズ購買型セグメント顧客の購買パターンがそれだけ多岐にわたっているのか、それとも顧客はみな同じように複数の促進要因で動いているかどちらかの可能性が高いだろう。

特筆すべきは、フラワー自社が促進要因に入っていないことで、最も利益率がよいカテゴリーが促進要因に入らないこのセグメントに対して、どのようなアプローチをとるべきなのか、検討が必要と思われる。

第6章　　P 社への戦略提案

本章では、5 章での分析結果を受けた戦略と戦術の示唆研究の限界について述べる。

6.1 戦略と戦術の提案

今回の分析結果、優良顧客化の要因とその促進要因を突き止めることが出来たため、その結果を用いて、戦略の提案を行う。

推定の結果、P 社においては独立変数の購買額の減少が、優良化確率にプラスの影響を与え、総売上額を高める可能性を示すことが出来た。以下では、独立変数の中分類別購買額の減少が、優良化確率をどの程度高め、その結果、どの程度売上および粗利益額貢献につながるかを検証していきたい。

「優良化確率」の予測モデルは下記となる。

$$p(X) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\cdot\cdot\cdot+\beta_p X_p}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\cdot\cdot\cdot+\beta_p X_p}}$$

ここで、$X_p(P = 1,2,3 \ldots)$ は商品の中分類別購買金、β は中分類購買金額の係数のパラメータ、っつ z

-----eは自然対数である。

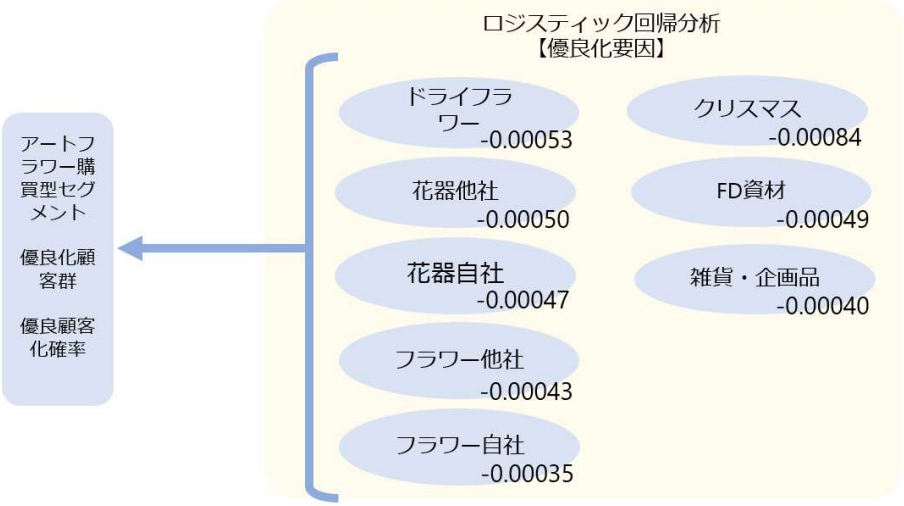
さらに、「優良化確率」の各変数の値を予測するモデルは下記となる。

$$\acute{Y} = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \ldots + \beta_p X_p$$

ここで、Ý は商品の中分類別購買金額の予測値、$X_p(P = 1,2,3 \ldots)$ は商品の中分類別購買金、一伝票あたりの購買点数。一伝票当たりの購買金額、一日当たりの購買点数、一日値の購買金額、β は変数 X の係数のパラメータ、α は定数項（切片）である。

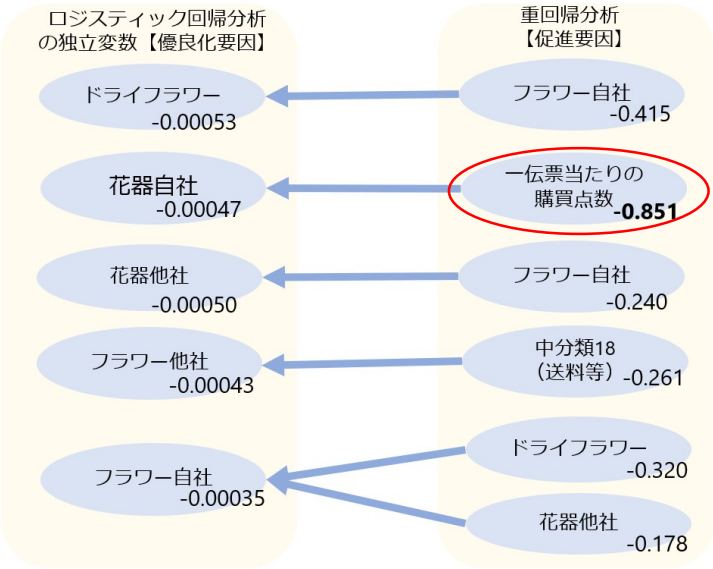
本項では、上記予測モデルにもとづき、「アートフラワー購買型セグメント」セグメントにおいて検証を行う。まず、第 5 章でどのような分析結果を得たか、結果をまとめた、図表 6.1 を再掲する。

図表 6.1 新顧客ランク分け　アートフラワー購買型セグメント 対象
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数のイメージ図（再掲）



出所：筆者作成。

図表 6.2 重回帰分析結果　アートフラワー購買型セグメント
15G&21G によるロジスティック回帰分析　方程式中の変数のイメージ図（再掲）



出所：筆者作成。

検証の流れは次の通りである。現在の優良化確率とシミュレーションの優良化確率を算出してその２つを比較し、優良化確率から純増売上・純増利益額を予測する。そして、優良化確率向上のための施策の費用を計算し、ROI を割り出す。

それにあたって、まずは現在の優良化確率を算出する必要がある。そのためには、優良化要因である中分類別購買金額を具体的に決定する必要がある。顧客ランク分けグループの

「一般優良化顧客群」の購買単価の平均値を元に値を設定した。すると、優良化確率のベースとなる線形結合値は、

34.30（切片）－0.00053×5000（ドライフラワー）＋－0.00050×1000（花器自社）＋－0.00047×2000（花器他社）＋－0.00043×5000（フラワー他社）＋－0.00035×30000（フラワー自社）＋9373（クリスマス）＋9625（グリーン）＋6844（FD 資材）＋7560（雑貨・企画品）＝0.243705

34.30（切片）－0.00053×5000（ドライフラワー）＋－0.00050×1000（花器自社）＋－0.00047×2000（花器他社）＋－0.00043×5000（フラワー他社）＋－0.00035×30000（フラワー自社）＋9373（クリスマス）＋9625（グリーン）＋6844（FD 資材）＋7560（雑貨・企画品）＝0.243705

となり、この線形結合値をロジスティック関数に当てはめると、

$$p(X) = \frac{e^{0.243705}}{1 + e^{0.243705}}$$

$$p(X) = 0.19595$$

と、現在の「優良化確率」が約 19.6%であることが示された。

検証では、プロモーションにより優良化促進要因「購買点数一伝票当たり」が刺激され、中分類別購買金額「500 円」となったと仮定する。すると、優良化確率のベースとなる線形結合値は、

34.30（切片）－0.00053×5000（ドライフラワー）＋－0.00050×500（花器自社）＋－0.00047×2000（花器他社）＋－0.00043×5000（フラワー他社）＋－0.00035×30000（フラワー自社）＋9373（クリスマス）＋9625（グリーン）＋6844（FD 資材）＋7560（雑貨・企画品）＝0.312923

となり、この線形結合値をロジスティック関数に当てはめると、

$$p(X) = \frac{e^{0.312923}}{1 + e^{0.312923}}$$

$$p(X) = 0.23834$$

となり、プロモーションによる「優良化確率」が 23.8%であることが示された。現在の優

良化確率とプロモーションを実行した場合の優良化確率の差は、

$$p(X) = 0.23834—0.19595$$
$$p(X) = 0.04239$$

となる。　上記により、プロモーションで中分類別購買金額「花器自社」を減少させることが出来れば、優良化確率を約 4.2%上昇させること出来るということが示された。

次に、この優良化により得られる純増売上および純増利益額を計算する。顧客の優良化確率上昇による純増売上は、セグメント人数と優良化確率と平均単価の積で求められる。

セグメント人数は、このモデルを得るために行ったロジスティック回帰分析の対象者全員である。すなわち、一般優良化顧客グループならびに優良維持群、308 人＋83 人＝388 人となる。図表 6.3 で該当のセグメントを赤枠で囲った。

図表 6.3　新顧客ランク分け表　アートフラワー購買型セグメント

		2019年売上高顧客別						
		SS(1) 300万円以上	S(1) 50万円以上 300万円未満	優良(2) 10万円以上 50万円未満	一般(3) 5万円以上 10万円未満	Entry(4) 2万円以上 5万円未満	Entry2(5) 2万円以上 5万円未満	合計
2018年 売上高顧客別	S(1) 50万円以上 300万円未満	1	43	58	6	0	0	108
	優良(2) 10万円以上 50万円未満	0	19	305	95	41	22	482
	一般(3) 5万円以上 10万円未満	0	0	83	120	121	66	390
	Entry(4) 2万円以上 5万円未満	0	1	34	66	175	151	427
	合計	1	63	480	287	337	239	1407

離脱顧客群	維持顧客群	優良化顧客群	その他（0）	N=
560	643	204	257	1664

出所：筆者作成。

次に、一般優良化セグメントの平均単価を記述統計から、77,718 円とした。よって、純増金額は、

388×0.043×77718＝1296647

1,296,647 円となる。さらに、一般優良化セグメントの平均粗利益率 41.3%を用いると、純増利益額が算出される。つまり、

1296647×0.413＝535515

となり、純増利益額は 535,515 円と示された。

次に、ROI の費用を計算する。先述のように「花器自社」における購買額を減少させるために、中分類「花器自社」の購買金額の促進要因である「購買点数一伝票当たり」という変数に刺激をあたえる施策を行った。この施策にかかる費用が、ROI の Investment に当たる。ここでは、「まとめ買いで 2%割引」になるセールスプロモーションを行うとする。プロモ―ション費用は、DM 発送費用と割引にかかる費用を足したものである。

DM の対象者は一般優良化群と優良維持群を合わせた 388 人である。メール、FAX、DM 等で送るセールスレターの平均発送費用を 25 円として、

388×25＝9700

となり、DM 発送にかかる合計発送費用は 9,700 円となる。

つぎに、プロモーションの割引費用を計算する。プロモーション全対象者 388 人のうち、この施策で新たに増加する優良化顧客数は、全対象者のうち優良化確率の差分をかけたものであるので、

388×0.043＝16.7

となり、四捨五入して、17 人となった。従来の優良化顧客 83 人に新しく優良化する顧客 17 人を足した、合計 100 人が一般優良化顧客セグメントに分類される。このセグメント全員が割引プロモーションを利用したとする。セグメント平均単価の 2%であるから、

100×77718×0.02＝155436

となり、割引費用は、155,436 円と計算された。よって、費用は上記の発送費用と割引費用を足して、

9700＋155436＝165136

費用総額は 165,136 円となった。

最後に、純増利益額を費用で割って、ROI 求める。その式を下に記す。

ROI ＝Return(純増利益額)/ Investment＝535,515/165,136=3.46

上記から、プロモーションの ROI は 3.46 と計算され、十分な Return を回収出来る施策であることが証明された。

6.2 研究の限界

本節では、本稿の限界について述べる。本稿では、P 社の経営課題を把握し、そのマーケティングに課題に即したデータマイニング分析方法により、優良顧客化の要因とその促進要因を特定した。そこから、P 社への戦略提案を行った。しかし、経営課題を利益率改善とおいているにもかかわらず、売上ベースでの分析となっているため、課題解決への貢献が間接的であった。

また、イシューとすべき問題は「優良顧客化率」以外にも多く存在する。例えば、顧客の離脱率をあらわすチャーンレート、入会以降の LTV なども経営課題の解決に重要な示唆を与えるだろう。経営課題に対して、様々な切り口から分析をする余地が残されている。

本稿の打ち手提案の部分では、実務に即した定性情報の不足から、提案のバリエーションに限りが出てしまった。筆者は、研究中に P 社の実務をよく知る人物にヒアリングを行い、出来る限り提案が効果的になるようにしたが、さらに顧客の定性的な実情を調査し認識できれば、より効果の高い戦略提案が出来ただろう。

最後に、筆者のデータマイニングスキルの不足から、データマイニングの手法が限られている点が挙げられる。

以上を踏まえて、今後はより企業の実情に精通した人物との協業や、筆者自身のデータマイニングのスキルセットの向上を課題としたい。

参考文献

Blattberg, R. C., and G. Gary (2001), *Customer equity: building and managing relationships as valuable assets*. Harvard Business School Press.

経済産業省（2019)「我が国経済社会の情報化・サービス化における基盤整備（電子商取引に関する市場調査)」。

株式会社ポピー(2018)『フラワーデザイン資材 2019』株式会社ポピー。

YOKOHAMA Display Museum　Web ページ YOUTUBE リンク
https://www.youtube.com/watch?v=SooOmx98wRc&feature=youtu.be（最終閲覧日：2020 年 12 月 31 日）

Instagram　ATELIER TAMAMO　2020 年 12 月 13 日投稿分
https://www.instagram.com/p/CIvJr3tFlAW/?igshid=ujcjehpeqj95（最終閲覧日：2020 年 12 月 31 日）

Instagram　造花ブーケと花雑貨 Matricaria flowers　2019 年 10 月 7 日投稿分
https://www.instagram.com/p/B3UIm4dhSDo/?igshid=lurlgvd58fkz（最終閲覧日：2020 年 12 月 31 日）

YOKOHAMA Display Museum ホームページ　事例より
http://www.displaymuseum.co.jp/tag/wallgreening（最終閲覧日：2020 年 12 月 31 日）

株式会社矢野経済研究所『フラワー＆グリーンビジネス白書　2010 年版』株式会社矢野経済研究所（発行)。

ホビー協会（2017),『ホビー白書 2017』ホビー協会。

池尾恭一、井上哲浩(2008)『戦略的データマイニング：アスクルの事例で学ぶ』 日経 BP 社。

フィリップ・コトラー、ケビン・レーン・ケラー(2014)『コトラー&ケラーのマーケティング・マネジメント』 丸善出版。

朝野熙彦（2018）『入門多変量解析の実際』 筑摩書房。

村瀬洋一、高田洋、廣瀬毅士（2007）『SPSS による多変量解析』オーム社。