

属性情報を含まないID付きPOSデータに対する 顧客アプローチの提案（事例研究）

森角 亮太*¹, 朝日 弓未*²

Proposal of Customer Approach to ID with POS Data That Does Not Include the Attribute Information

by

Ryota MORIZUMI*¹ and Yumi ASAHI*²

(received on Mar.31, 2016 & accepted on Jul.22, 2016)

あらまし

近年、小売業では従来のPOSシステムに会員の属性情報を組み合わせた顧客ID付きPOSシステムが導入されたことにより、従来のPOSシステムでは不可能であった時系列での購買行動を追跡することが可能となり、細分化したアプローチを行い、顧客との強固な関係を構築している。一方で小規模な企業ではシステムを構築するコストや個人情報の流出のリスクなどを負担できない。しかしながら、このような大規模な会員制度とまではいかないまでも会員制度を導入し、顧客の購買履歴のみでも追跡しようとする試みも行われている。本研究では実際に某スーパーマーケットの属性情報を持たないID付きPOSデータを分析し、顧客に対して細分化されたアプローチを提案する。

Abstract

In recently, in the retail, it has been introduced POS-system which is added customer information. As a result, the retail became able to chase buying behavior of customer. The retail is building a strong relationship with customers by being fragmented approach. On the other hand, for the small businesses it can't bear cost to build the system and risk of leakage of personal information. However, it have been made to try to also tracked only at the purchase history of the customer by Introducing a membership system, not to be large scale systems. In this research, an object of the present invention is to propose an example of a fragmented approach to the customer by analyzing the ID with POS data that does not actually have the attribute information of the phrase supermarket.

キーワード: ID付POSデータ, 時間帯クラスタリング, 購買行動分析, 来店頻度

Keywords: POS data with ID, time zone clustering, buying behavior, visit frequency

1. はじめに

近年、小売業では従来のPoint Of Sales (POS) システムに会員カードの情報を組み合わせた顧客ID付きPOSシステムが導入されている。顧客IDがPOSデータに付与されることにより、顧客別の購買履歴を収集し、従来のPOSシステムでは不可能であった時系列での購買行動を追跡することが可能になった。更にはこの顧客IDに年齢、性別、家族構成、住所等のより詳細な属性情報を紐付けることで顧客に対し、より細分化したアプローチを行い、顧客との強固な関係を構築している¹⁾。

これらの属性情報を取得することにより、細分化された

アプローチが可能になるわけであるが、一方でこれらの個人情報の提供に慎重になる消費者は少なくない²⁾。また、これらの情報は店頭などで記入してもらう必要があるが、現場の負担も問題になっている。最近では、後日インターネット等で登録するシステムを導入する企業も見られるが、システムの構築などが必要であり、地方スーパーなどの比較的規模の小さい企業では導入が難しい。さらには、情報流出のリスクも問題になっている。これらの詳細な属性情報は蓋然性が高い情報であり、情報の流出は企業の信用を大きく失うことになる。情報流出のリスクに対応するためのセキュリティコストも規模の小さい企業にとっては大きな負担となる。

このように顧客ID付きPOSシステムを活用することにより、細分化されたアプローチが可能になる一方で、システムの構築や情報流出のリスクなど様々なコストやリスクの負担が必要となる。したがって、顧客ID付きPOSシステムが導入できるのはこれらのコストやリスクが負担出来るだけの十分な企業体力を持つ大規模な企業に限定されてしまうのが現状である。しかしながら、このような詳細な属性を取得する大規模な会員制度とまではいかないまでも会員制度を

*1 情報通信学研究科 情報通信学専攻 修士課程
Graduate School of Information and Telecommunication
Engineering, Course of Information and
Telecommunication Engineering, Master's Program

*2 情報通信学部 経営システム工学科 教授
School of Information and Telecommunication
Engineering, Department of Management Systems
Engineering, Professor

導入し、顧客の購買履歴のみでも追跡しようとする試みも行われている。

本研究ではこのような詳細な属性情報を持たないとするスーパーマーケットのID付きPOSデータの購買履歴を分析することで顧客を分類する。その結果から購買行動や顧客属性を推定することで顧客に対して細分化されたアプローチを提案することを目的とする。

2. 使用データ概況

本研究で使用するデータは経営科学系研究部会連合協会主催平成26年度データ解析コンペティションにおいて全日本食品株式会社から提供された2013年7月1日～2014年6月31日までの1年間のスーパーマーケットの顧客ID付きPOSデータである。本研究では期間内に会員カードを提示して購買した顧客を対象とし、対象店舗は関東にある5店舗である。

データはシステム年月日、販売時刻、顧客CODE (CD)、POS大分類CD、POS大分類名、POS中分類CD、POS中分類名、JANCD、商品名、規格、販売売上、数量、レジ番号、レシート番号で構成されている。会員数は21,713名であった。ただし、今回提供された会員データには会員ID以外の性別や年齢などの属性情報は一切含まれていない。

続いてデータ構造を確認するために、基礎集計を行う。年間来店回数について集計を行った。集計の結果、実に40%が対象期間内に1回の購買のみという結果（Fig.1）となり、データの大半が利用頻度の低い顧客で構成されていることが判明した。

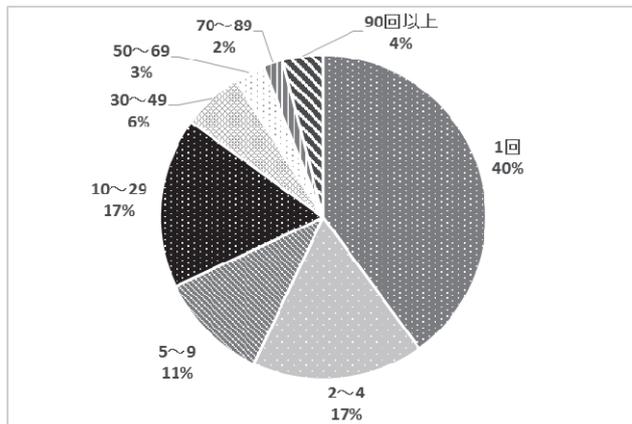


Fig.1 The annual visit number of times

3. 分析の概要

本研究ではまず、月間平均来店回数と来店月数を基準に顧客の絞り込みを行った。次に分析対象顧客に対して曜日や時間帯による行動分析を行った。最後に時間帯によるクラスターごとの購買品目や購入金額の違いについての分析³⁾を行い、それぞれのクラスターに適したアプローチの提案を行う。

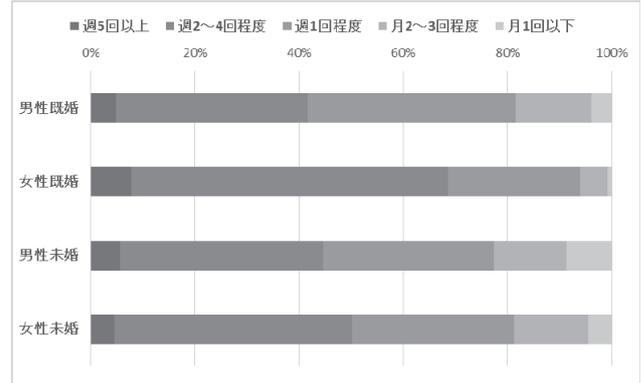


Fig.2 Visit frequency of most use to supermarket³⁾

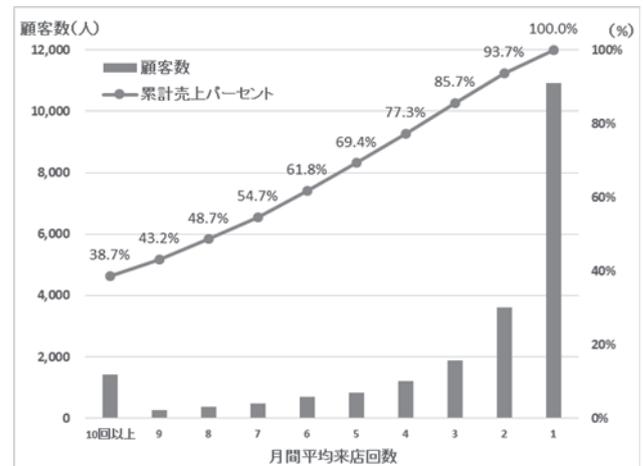


Fig.3 Customer number of average monthly visits number of times and the cumulative purchase amount

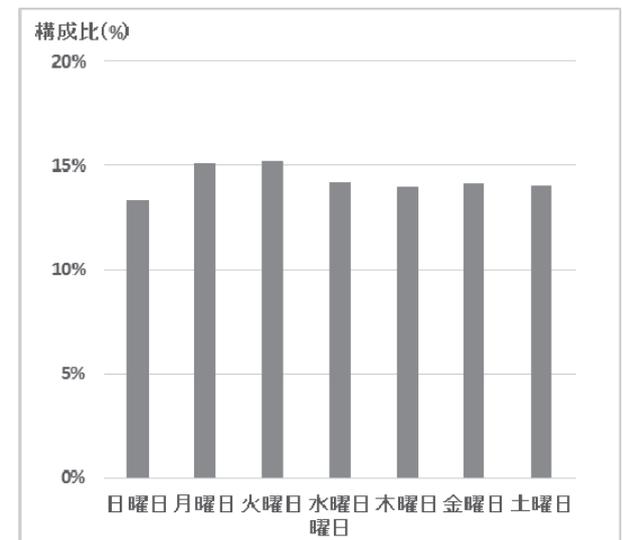


Fig.4 By day of the week of coming to the store configuration ratio³⁾

4. 分析対象顧客の選定

顧客を選定する基準として総購入額や来店回数がしばしば用いられる。前者は店舗の売上に対する貢献度を計る際

Table 1 Time zone average purchasing the number of per capita of each cluster

	クラスタ1 (午前型)	クラスタ2 (昼型)	クラスタ3 (午後型)	クラスタ4 (夕方型)	クラスタ5 (夜型)	クラスタ6 (無特徴型)
人数	96	256	228	266	591	2804
9:00	50.2	4.7	5.7	3.5	1.8	3.6
10:00	74.1	14.6	9.6	5.0	2.4	5.6
11:00	29.6	43.7	15.7	8.5	3.9	7.6
12:00	13.9	42.7	12.3	8.6	4.9	6.8
13:00	11.9	18.6	17.4	5.4	4.1	5.4
14:00	11.6	9.3	27.1	5.6	3.7	5.6
15:00	14.4	8.7	37.4	8.0	3.9	6.3
16:00	11.2	8.9	45.9	18.3	5.9	7.7
17:00	8.3	8.8	19.4	56.6	10.7	8.2
18:00	6.1	5.8	8.3	35.6	25.1	5.9
19:00	4.5	4.2	4.6	10.8	27.1	3.5
20:00	3.0	1.7	3.5	5.1	21.1	2.4
21:00	0.1	0.1	1.2	0.1	0.5	0.2

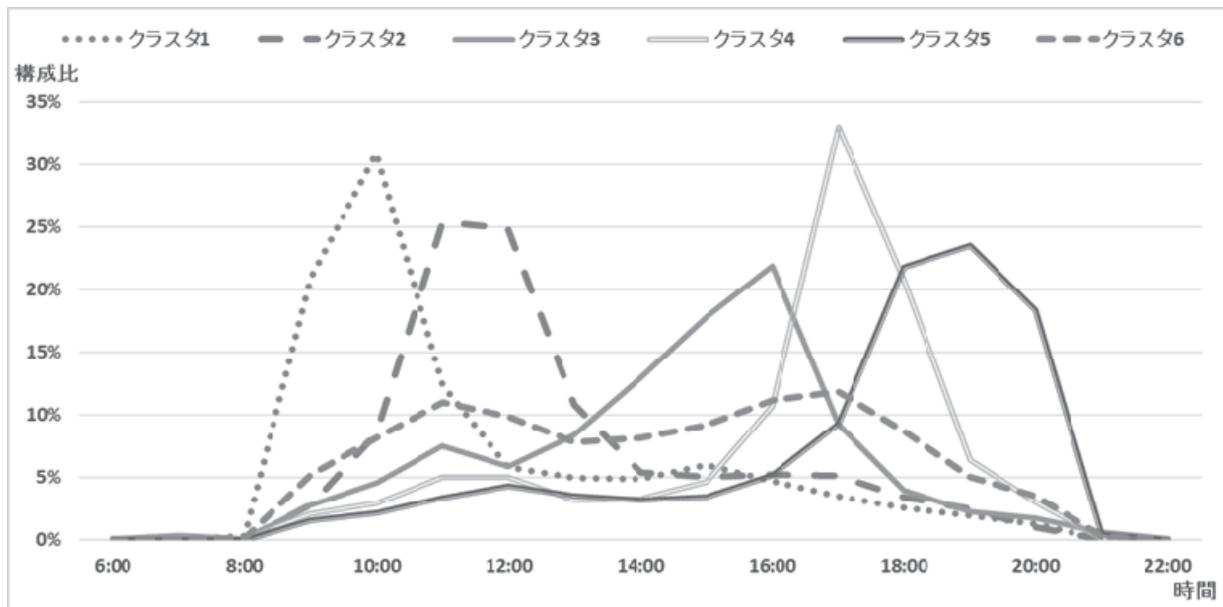


Fig. 5 Time zone configuration ratio of the cluster

に有効であるが、単身者などの1回あたりの購入額が少ない顧客の場合、来店回数が多い常連客であっても見逃す恐れがある。後者の場合、来店回数が高い常連客を含むことができるが、逆に購入金額が少ない顧客も来店回数が多ければ含まれるため、売上に対する貢献度は必ずしも高いとは言えない。本研究では顧客に対し、細分化されたアプローチを提案することを目的とする点や分析には一定以上の来店回数が必要となるため、来店回数を基準に顧客の絞り込みを行った。

「スーパーマーケット白書2014」の「消費者アンケート2013」⁴⁾によれば、消費者の多くが、複数のスーパーマーケットを利用すると回答しており、その中でも最も利用するスーパーマーケットの来店頻度は週一回程度以上と回答した消費者が男性女性、既婚未婚を問わず8割以上を占めていることから (Fig.2)、月間平均来店回数が4回以上の顧客を分析対象とした。また、今回の使用データにおける月間平均来店回数に対する購入金額についても確認した。(Fig.3)⁵⁾その結果、4回以上の顧客で累積購入金額の77%を占めていることから本基準を採用した。なお、月間平均来店回数については、年間来店回数を来店月数で割ったものを月間平均

来店回数とした。さらに、分析に十分な購買回数を得るために来店月数が今回の提供期間である1年の半数以上に当たる6ヶ月以上の顧客に絞り込みを行った。絞り込みの結果、分析対象顧客は4,241名となった。

5. 顧客の行動分析

5.1 曜日による分類

最初に顧客の曜日による分類を行う。まず、全顧客の来店回数を曜日ごとに集計し、曜日によって来店回数に違いがあるかを確認した。結果をFig.4に示す。その結果、各曜日とも15%前後の比率となり、曜日による違いは全く見られなかった。全日本食品では顧客に対して個別にクーポンを配信するシステムを導入しており、特売日等の設定をしていないことも影響していると見られる。次に、顧客ごとに各曜日の来店比率を算出し、来店曜日に特徴があるかを確認した。その結果、いずれかの曜日の比率が50%を超える顧客は全体の2%であった。さらに、閾値を40%、30%と下げて確認したが30%であっても該当する顧客は全体の10%程度と曜日による特徴は見られなかった。さらにK-means法によるクラス

タ分析を試みたが、ギャップ統計量⁶⁾が現実的なクラスタ数を示さなかった。この結果からも来店する曜日に対して特徴がないことを支持する結論を得た。

5.2 時間帯による分類

次に時間帯による分類を行う。分類を行うためにまず、顧客ごとに1時間ごとの来店回数を集計を行った。その後、この1時間ごとの来店回数を変数としてK-means法によるクラスタ分析を行った。分析にはR3.2.1を使用した。クラスタの数についてはギャップ統計量を参考に実際の結果の解釈のしやすさから6個に設定した。結果をTable 1, Fig.5に示す。クラスタの解釈について説明する。クラスタ1は午前10時頃にピークが来ていることから「午前型」、クラスタ2については12時頃にピークが来ていることから「昼型」、クラスタ3については14時頃から16時のピークに向かって徐々に増加していることから「午後型」、クラスタ4については17時にピークが来ていることから「夕方型」、クラスタ5については19時台にピークが来ていることから「夜型」、クラスタ6については全時間帯に渡って平均来店があるため「無特徴型」とそれぞれ名づけた。

分析の結果、購買の時間帯に明らかな特徴の見られるクラスタ5つと特徴がほとんど見られないクラスタ1つの計6つのクラスタに分類された。各クラスタの構成比を見てみると実に66%がクラスタ6の「無特徴型」に分類されており、顧客の多くが、特定の時間帯に来店しているわけではないことが判明した。しかし、その一方でクラスタ6以外のクラスタの様には数は決して多くないものの明らかに来店時間が決まっている顧客がいることも判明した。

6. 時間帯クラスタによる購買行動分析

6.1 時間帯クラスタごとの購買行動

前節で定義された時間帯クラスタを元に顧客の購買品目や購入金額に違いについての分析を行った。

購買品目の項目には提供データ内のPOS大分類名を使用した。大分類の項目と、中分類の項目についてはTable 2に示す。

購買品目の構成比と年間購入金額（Table 3）の各クラスタの違いについて考察する。まず、クラスタ1の「午前型」について考察する。特徴としてはまず年間の購入金額が全クラスタの中で最も多いことがあげられる。さらに青果、鮮魚などの生鮮食品の割合も最も高くなっている。これらに対し、惣菜などの割合は低くなっている。以上の特徴などと後述するクラスタ3の「午後型」が子供を抱える主婦層であると推測されたことからクラスタ1の「午前型」は比較的年齢層が高い主婦層が多いのではないかと推測される。

次に、クラスタ2「昼型」について考察する。特徴としてはまず、年間購入金額がクラスタ5の「夜型」に次いで低いことがあげられる。また、惣菜の構成比が全クラスタ内で最も高い。クラスタ2「昼型」は昼に購買のピークを迎えることから、昼食を購入しているのではないかと考えられる。さらに、青果や鮮魚の構成比もクラスタ1の「午前型」同様高い。以上の特徴からクラスタ2の「昼型」は高齢者層が多いので

Table 2 Details of the items and the large classification

大分類	中分類
青果	野菜、果物、青果テナント、青果その他
精肉	牛肉、豚肉、鶏肉、加工肉、精肉その他
鮮魚	鮮魚、刺身、塩干、鮮魚その他
惣菜	惣菜、自家製惣菜、惣菜テナント、惣菜その他
加工食品	練製品、日配、冷食、アイス、加工食品テナント、日配その他
パン	パン、米飯調理パン、生菓子、パンテナント、パンその他
乳卵	牛乳、酪農品、タマゴ
一般食品	調味料、乾物、麺類、嗜好品、飲料、缶詰、食品その他
菓子	菓子、珍味、菓子テナント、菓子その他
雑貨	洗剤、香粧品、家庭用品、衛生品、雑誌、ペットフード、書籍、雑貨テナント、雑貨その他
酒類	清酒、ビール、洋酒、焼酎、酒テナント、酒その他
たばこ	タバコ
米	米、雑穀その他
医薬品	医薬品、医薬品その他
化粧品	化粧品、化粧品その他
その他	生花、非課税品、サービス、カタログ販売、その他

はないかと推測される。

クラスタ3の「午後型」について考察する。特徴としては購買項目の構成比や年間購入金額はクラスタ1の「午前型」とほぼ同様であることがあげられる。しかし、クラスタ1とは青果や鮮魚の割合が低下し、精肉の割合が増加している点が異なる。これらの特徴や時間帯のピークが午後であることなどから、主婦層が中心であると推測されるがその中でも比較的幼い子供を抱える主婦層が多いのではないかと推測される。

クラスタ4「夕方型」について考察する。特徴としては惣菜の構成比が最も低いことがあげられる。この時間帯であれば夕食用に惣菜の構成比が増加すると考えられることからこれは意外であった。これに対し、酒類の構成比が最も高い。これらの構成比や購入金額から特定の顧客層を推測することができなかった。したがって、様々な顧客層が混在しているのではないかと考えられる。

クラスタ5の「夜型」について考察する。特徴としては年間購入金額が購買時間帯に特徴が見られたクラスタ1からクラスタ5の中で最も少ない点があげられる。また、青果、精肉、鮮魚が全クラスタで最も低い構成比となっている。これに対し、惣菜や一般食品、酒類などの構成比が高くなっている。以上の結果から仕事帰りの単身者などが中心に構成されているのではないかと推測される。

最後に、クラスタ6の「無特徴型」について考察する。特徴としては年間購入額が最も少ない点が挙げられる。購買品目の構成比に関しては菓子や乳卵の構成が全クラスタ内で最も高いという特徴は見られたものの、6割以上が分類されたクラスタということもあってか平均的な構成比である項目が多数であった。

6.2 無特徴型クラスタの購買分析

前節において購買時間帯に特徴がみられたクラスタにおいてはある程度、購買項目や購入金額に違いが見られた。し

Table 3 Configuration people annually purchase price of the goods item of per capita of each cluster

	クラスタ1 (午前型)	クラスタ2 (昼型)	クラスタ3 (午後型)	クラスタ4 (夕方型)	クラスタ5 (夜型)	クラスタ6 (無特徴型)
人数	96	256	228	266	591	2804
青果	16.7%	15.8%	14.8%	14.2%	12.3%	15.8%
精肉	4.6%	4.2%	5.2%	5.2%	4.1%	4.3%
鮮魚	4.4%	4.0%	4.0%	3.6%	3.1%	3.2%
惣菜	11.4%	15.9%	11.7%	10.1%	13.7%	10.8%
加工食品	14.8%	13.3%	14.5%	13.7%	12.6%	13.7%
パン	7.3%	7.4%	7.0%	6.8%	6.5%	7.3%
乳卵	10.4%	10.6%	10.8%	10.4%	10.3%	12.3%
一般食品	16.1%	15.7%	15.7%	15.4%	17.4%	16.4%
菓子	6.3%	6.1%	6.1%	6.3%	8.1%	8.3%
雑貨	1.9%	2.4%	2.4%	1.9%	1.5%	1.9%
酒類	3.4%	3.1%	6.1%	10.3%	8.2%	4.6%
たばこ	2.5%	1.3%	1.3%	1.7%	2.0%	1.1%
米	0.1%	0.2%	0.2%	0.3%	0.2%	0.2%
医薬品	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
化粧品	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
その他	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.1%	0.1%
年間購入金額	254,478	174,301	216,944	181,625	115,739	73,826

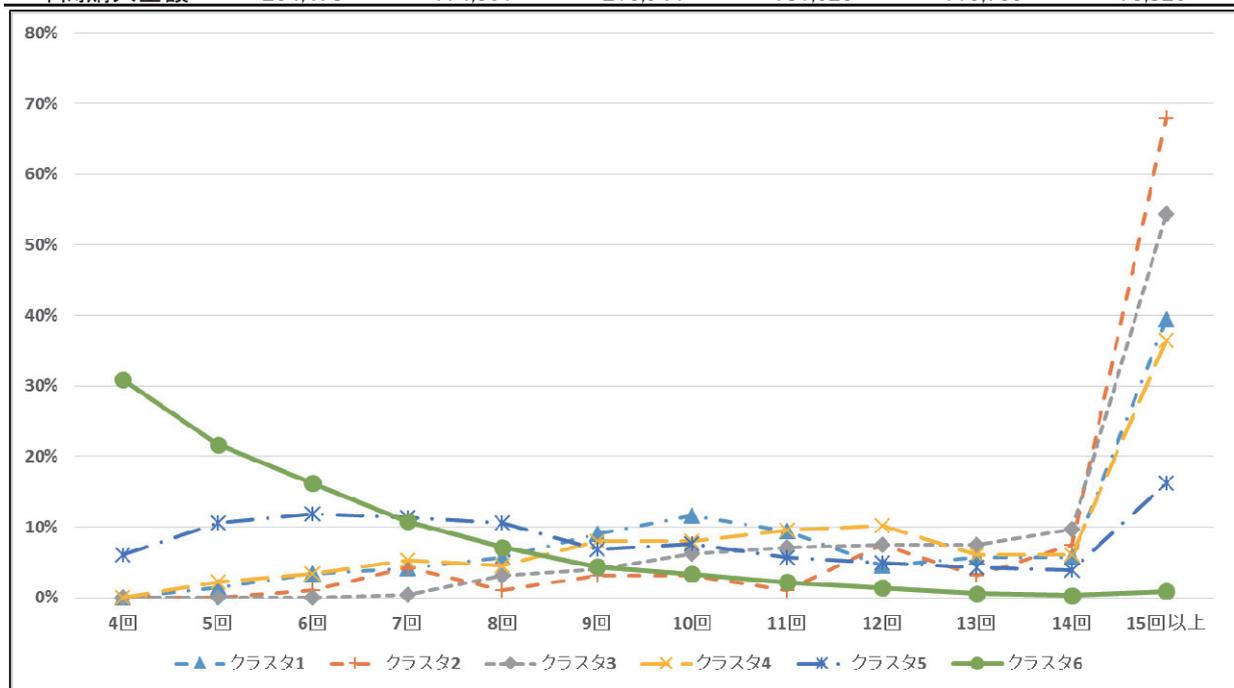


Fig.6 Average monthly visit frequency ratio of each cluster

かし無特徴型と定義したクラスタ6については、特徴的な差は見ることができなかった。クラスタごとの月間平均来店回数比率を確認してみると (Fig.6) ,クラスタ1~5については15回以上が最多であるが、クラスタ6については4回などの月間来店回数が少ない比率が高い。したがって、クラスタ6は月間来店回数が少ない顧客が数多く含まれるために特徴が顕著に表れなかったと考えられる。

そこで、前章で分類したクラスタ6に対して、大分類の購入比率を変数として再度K-means法によるクラスタ分析を行い、無特徴型の月間来店回数が少ない顧客と多い顧客との分類が可能かを確認した。クラスタ数の決定にはギャップ統計量を用い、クラスタ数を5つに設定した。その結果を

Table 4に示し、それぞれのクラスタを考察する。

クラスタ6-1について考察する。特徴としては、人数が最大のクラスタであり、かつ年間購入金額が圧倒的に少ない点あげられる。このクラスタによってクラスタ6の年間購入金額が他のクラスタよりも少なくない点あげられる。このクラスタによってクラスタ6の年間購入金額が他のクラスタよりも少なくなっていた原因と考えられる。また、月間平均来店回数に関しても、分析対象で最小となる4回がこのクラスタ内の43%を占めており、このことから来店回数が少ない顧客のクラスタであることがわかる。購買品目の構成比に関しては特に惣菜などの構成比が大きい。

クラスタ6-2について考察する。特徴としては、年間購入金

Table 4 Configuration people annually purchase price of the goods item of per capita of each cluster

	クラスタ6-1	クラスタ6-2	クラスタ6-3	クラスタ6-4	クラスタ6-5
人数	1643	116	342	620	83
青果	13.8%	19.1%	8.9%	22.1%	7.9%
精肉	4.1%	4.9%	3.4%	5.2%	2.0%
鮮魚	2.9%	3.9%	2.4%	3.9%	2.0%
惣菜	12.9%	7.7%	15.0%	7.7%	7.7%
加工食品	12.7%	16.5%	11.0%	15.7%	9.0%
パン	7.7%	5.9%	8.5%	7.2%	2.9%
乳卵	13.1%	11.5%	8.6%	14.9%	6.2%
一般食品	15.1%	18.4%	25.1%	12.0%	12.8%
菓子	9.8%	6.3%	10.5%	6.7%	4.4%
雑貨	1.6%	2.2%	2.2%	1.9%	0.8%
酒類	4.7%	2.4%	2.7%	1.9%	40.9%
たばこ	1.4%	0.5%	1.5%	0.5%	3.1%
米	0.2%	0.3%	0.2%	0.2%	0.3%
医薬品	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
化粧品	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
その他	0.1%	0.2%	0.1%	0.1%	0.1%
年間購入金額	43,312	239,387	109,764	98,587	113,446

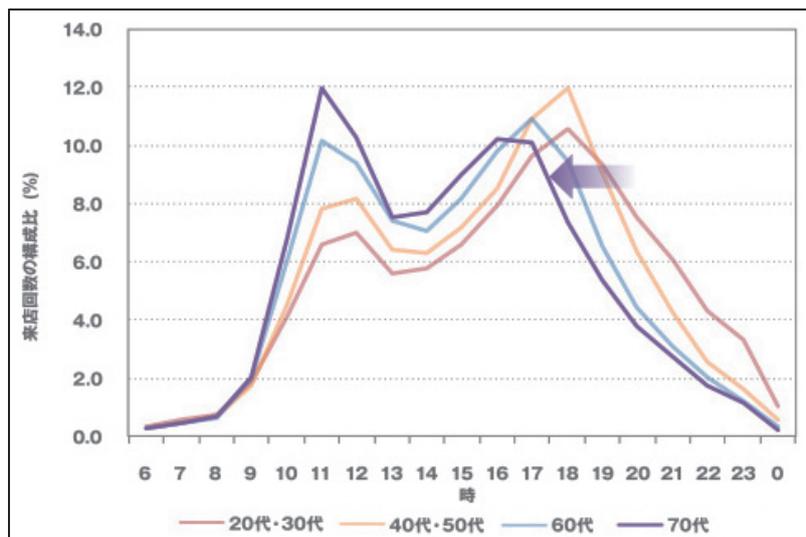


Fig.7 Age online component ratio⁵⁾

額が高く、金額ではクラスタ1やクラスタ3に匹敵する金額であることがあげられる。月間平均来店回数に関しても、8回～11回が中心である。購入金額の割に月間来店回数が少ないことから一回あたりの購入金額が高いと考えられる。また、構成比に関しても多少の違いはあるものの、クラスタ1やクラスタ3に近い構成比となっている。これらの点からまとめ買いをする主婦層ではないかと推測される。

クラスタ6-3について考察する。特徴としては、一般食品の構成比が25%であるという点があげられる。また青果、精肉、鮮魚の生鮮食品の構成比が低いことも特徴である。

クラスタ6-4について考察する。特徴としては生鮮食品の構成比が高く、惣菜の構成比が低い点があげられる。さらに年間購入金額は決して高くないため自炊中心の単身者ではないかと推測される。

クラスタ6-5について考察する。特徴としては酒類の構成比が圧倒的に高いことがあげられる。これらの商品に一般食品を組み合わせる購入している顧客層であると推測され

る。

6.3 まとめ

クラスタ1からクラスタ5までに関しては、それぞれのクラスタごとに購入金額や購入品目に特徴が見られ、またどのような顧客層のクラスタであるかをある程度推測することができた。

「60代・70代のQPRデータを用いたシニア層の購買行動分析」の時間帯別年齢層別の来店回数構成比⁷⁾によれば午前中から正午にかけて60代、70代の来店回数比率が多いことが示されている (Fig.7)。またクラスタ4の購買時間帯のピークである17時台は各年代の構成比の差が非常に小さく様々な顧客が介在していることを示している。以上のことからクラスタ1,2,4の推測が正しいことを裏付ける結果となった。

クラスタ6に関しては全体の6割超と人数が多かったため、クラスタ6のみで再度クラスタ分析を行い、どのような特徴

があるかを確認した。その結果、年間購入金額が極端に低いクラスターや極端に高い構成比の項目をもつクラスターなど異なるクラスターが多く確認された。

7. 顧客へのアプローチの提案

顧客へのアプローチをクラスターごとに提案する。

クラスター1においては、比較的年齢層が高い主婦層が中心であると推定した。年間購入額も多いことなどから複数買うとお得になるまとめ買いのキャンペーンなどが挙げられる。

クラスター2においては、高齢者が中心であると推定した。このクラスターは惣菜の構成比が高いことに注目し、高齢者をターゲットとした惣菜の販売などが挙げられる。

クラスター3においては、幼い子供を抱える主婦層が中心であると推定した。幼い子供がいることを考慮すると調理にあまり時間をかけられないことが予想される。したがって、食材と炒め合わせるだけで簡単に調理ができる調味料などとのセット販売などが挙げられる。

クラスター4においては特定の顧客層を推定することができなかった。このクラスターは前述したように、夕食前の時間帯であるにも関わらず惣菜の構成比が決して高くない。したがって夕食に向けた惣菜の提案などが挙げられる。

クラスター5においては仕事帰りなどの単身者が中心であると推定した。このクラスターは惣菜に加え、酒類の構成比が高いことからお酒に合う惣菜の充実などが挙げられる。

クラスター6についてはクラスター6内で再度クラスター分析することにより、購買層の特定までには至らなかったが月間平均来店回数や購入金額による分類、購買項目の構成比から特徴を確認することができた。

クラスター6-1に関しては、定期的に来店をしているが月間来店回数が少ない上に、購入金額が少ないことから、顧客にとってサブのスーパーマーケットである可能性が高い。このような顧客に対しては来店回数の向上を目的として全日本食品が行っている会員ごとのクーポンに特価品など配信することなどが挙げられる。

クラスター6-2に対しては、来店時間が不規則なまとめ買いをする顧客であることから、1週間の献立の提案など考えられる。

クラスター6-3～6-5については特定の購入品目に大きく偏りがあるクラスターである。これらのクラスターに対しては、比率の高くない品目をクーポンとして配信することなどが挙げられる。

8. おわりに

本研究で使用したのは詳細な会員の属性情報を持たず、さらには同一店舗、同一日、同JANCDであっても販売価格が大きく異なるデータや数量等の商品規格が欠損しているデータが数多く含まれるデータであった。

このようなデータに対しても来店時間帯に対してクラスター分析を行うことによって一定の顧客の分類をすることができた。さらに、このクラスターごとで商品項目の構成比などに違いがあることがわかった。この各クラスターの特徴を鑑みて顧客に対して適切なアプローチをすることで売上の向上に貢献できると考えられる。

課題としてはデータ提供者に対して、研究成果のフィードバックを行うだけではなく、本アプローチを実際に顧客へ行き、提案した効果を得られるのかを検証することを今後検討したい。

参考文献

- 1) 守口剛：マーケティング・サイエンスにおける今後の研究の方向、オペレーション・ズリサーチ Vol.48, No.7, pp43-51, 2003
- 2) 内閣府大臣官房政府広報室：個人情報に関する世論調査 <http://survey.gov-online.go.jp/h18/h18-hogo/index.html>, 内閣府大臣官房政府広報室, 2015年7月21日参照
- 3) 久松俊道, 朝日弓未, 山口俊和：ドラッグストアのID付きPOSデータを用いた日用品購買パターンの比較分析, オペレーション・ズリサーチ Vol.157, No.2, pp13-19, 2012
- 4) 新日本スーパーマーケット協会：2014年版スーパーマーケット白書, 新日本スーパーマーケット協会, pp65-80, 2014
- 5) 飯塚久哲, 米村大介, 豊田英樹：顧客ランクによる行動分析, オペレーション・ズリサーチ Vol.48, No.2, pp22-27, 2003
- 6) Tibshirani, R., Walther, G., and Hastie, T.: Estimating the Number of Clusters in a Dataset via the Gap. Statistic, Journal of the Royal Statistical Society, Vol.63, No.2, pp.411-423 (2001)
- 7) 上田雅夫：60代・70代のQPRデータを用いたシニア層の購買行動分析, http://www.macromill.com/seminar/20130522_qpr/20130522_qpr.html, 株式会社マクロミル, 2015年7月21日参照