

顧客セグメントに基づくサービス利用形態の分析

早稲田大学 原 友美, 東京大学 川中 孝章, 早稲田大学 大野 高裕,

An Analysis of Purchasing Behavior Base on Customer Segmentation Using Self-Organizing Map

Waseda Univ. Tomomi HARA, The University of Tokyo Takaaki KAWANAKA, Waseda Univ. Takahiro OHNO

1 はじめに

近年, 消費者のライフスタイルは多様化しており [1], 顧客一人ひとりのライフスタイルの違いが日常の購買行動に表れていると考えられる. また, 多様化する消費者の価値観に対し, 従来のマスマーケティングが通用しなくなり, 顧客分析を踏まえたターゲティングの重要性が増している.

そこで本研究では, 顧客の購買行動について, 購買の多様性と商品購買傾向に関する 2 つの概念に基づく指標を取り入れ, 2 つの指標と購買行動の関係を明らかにする. また, 上記の 2 つの指標により顧客をクラスタリングし, ライフスタイルに関する分類結果を導入したモデルを構築することで, セグメント単位でのプロモーションの可能性を検証する.

2 従来の研究と問題点

新美ら [2] では, Deep Neural Network を用いて, オムニチャネルにおける顧客行動の「多様性」を考慮した場合に, 将来の購買行動の予測精度が向上する可能性を検証している. 顧客の行動の多様性とは, 顧客が Web 上で閲覧または購買した商品ジャンルの幅広さや特定のジャンルへの依存度を指す. 顧客 k の購買された商品カテゴリの多様性は, 経済指標である HHI (フィンダー・ハーシュマン指数) を用いて,

$$HHI_k = \sum_{i=1}^{n_k} s_{ik}^2 \quad (1)$$

と表している. ただし, n_k は顧客 k の購買した商品カテゴリ数, s_{ik} は当該顧客 k の購買全体に占めるカ

テゴリ i の割合である.

新美ら [2] では, 多様性変数を導入した場合に, 導入していない場合に比べて予測精度が向上していることから, 多様性が購買行動を説明する要因となっていると示唆している. しかし, 具体的にライフスタイルの多様性が購買行動に対してどのような影響を与えているかについては明らかにされていないため, 企業のターゲティングに活かすことが難しいという問題点がある.

3 提案モデル

3.1 概要

本研究では, 顧客のライフスタイルに関する変数として, 購買金額の多様性と, 最大金額カテゴリの 2 つの指標を用意した. はじめに, これらを説明変数とし, 購買金額を目的変数とする購買行動モデルを構築する (モデル 1). その上で, これら 2 つの指標を用いて自己組織化マップによる顧客のクラスタリングを行い, 分類結果を顧客のライフスタイルに関するセグメント属性として導入した購買行動モデルを構築する (モデル 2).

3.2 購買金額の多様性について

本研究では, 顧客の多様性を表す指標として, 購買金額の多様性を用意した. これは, 商品をカテゴリに分類した際の, 商品カテゴリ間の購買金額のばらつきを表したものであり, 新美ら [2] の研究で用いられた HHI を参考に, 次のように定義した.

$$Diversity_k = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \left(\frac{s_{kj}}{s_k} \right)^2} \quad (2)$$

ただし, n は店舗の商品カテゴリ数, s_{kj} は顧客 k のカテゴリ j における総購買金額, s_k は顧客 k の商品全体の購買金額を表している.

3.3 最大金額カテゴリについて

本研究では顧客の商品購買傾向を表す指標として, 最大金額カテゴリを定義する. これは「どの商品カテゴリに最もお金をかけているか」を表す指標で, 顧客の購買金額のカテゴリ構成比率が最大となる商品カテゴリを表す質的変数である.

3.4 顧客のクラスタリングについて

本研究では, 顧客の多様性を考慮したセグメントに基づく購買行動の分析を行うために, 顧客のセグメント分類を行う. 本研究ではどのような顧客セグメントが存在しているか未知の状態であることから, クラスタリング手法として自己組織化マップを利用する.

4 検証

本研究では, スーパーマーケットにおける ID 付き POS データを用いる. サンプルは 2001 年 1~6 月に利用した顧客 2300 人である. また, 本研究で使用する商品のカテゴリは, 商品 ID から売り場による分類を行い, チルド売り場商品をカテゴリ 1, 常温売り場商品をカテゴリ 2, 冷凍売り場商品をカテゴリ 3, 消耗品をカテゴリ 4 とした. 顧客全体の総購買金額の平均は 65,092 円であった. 購買金額の多様性と最大金額カテゴリを組み込んだ購買行動モデル 1 の構築結果を表 1 に示す. また, クラスタリングにより得られた顧客の所属セグメントを用いた購買行動モデル 2 の構築結果を表 2 に示す.

5 考察

モデル 1 では, 導入した変数がどれも有意水準 5% を満たしたことから, 顧客の購買金額の多様性および最大金額カテゴリは総購買金額を説明する要因として有意であると言える. また, $Diversity$ の標準偏回帰係数から, 顧客の購買金額の多様性は総購買金額に正の影響を与えると考えられる. $Diversity$ の値が大きいとは, 顧客が 1 つの店舗で複数の売り場の商品を満遍なく購買しているということである.

表 1 モデル 1 構築結果

	標準偏回帰係数	$Pr(> t)$	
切片	0.000	1.000	
Diversity	0.283	0.000	***
x_1	0.119	0.038	*
x_2	0.159	0.006	**
x_3	-0.055	0.012	*

表 2 モデル 2 構築結果

	標準偏回帰係数	$Pr(> t)$
切片	0.000	1.000
group ₁	0.355	0.280
group ₂	0.072	0.160
group ₃	0.371	0.270
group ₄	-0.006	0.830
group ₅	0.095	0.380

これより, 店舗内で幅広い購買を行う顧客ほど, 総購買金額が大きくなると考察できる.

顧客のクラスタリング結果は, $Diversity$ の値の大きさや最大金額カテゴリによって 6 つのグループに全顧客が分類されたが, グループによって人数に大きな差が出た. また, クラスタリング結果を用いたモデル 2 ではどの変数も有意水準を満たさなかった. 原因としては, クラスタリングの段階でグループ間の人数に大きな偏りが出たことが挙げられる.

6 おわりに

本研究では, 購買履歴データから顧客の購買金額の多様性と最大金額カテゴリが総購買金額に与える影響を明らかにした. その結果, 顧客の購買行動をライフスタイルの視点から考察することができた. 今後は, 顧客のライフスタイルに関するクラスタリングの精度向上のためのデモグラフィック属性との融合が望まれる.

参考文献

- [1] 木島豊希: “2020 年のスーパーマーケット業界の課題と展望に関する調査研究”, 流通情報, Vol. 43, No. 5, pp. 40-58 (2012)
- [2] 新美潤一郎, 星野崇宏: “顧客行動の多様性変数を利用した購買行動の予測”, 人工知能学会, No. 32, pp. 1-9 (2017)