

ロイヤルティプログラムが与える消費者行動への影響の分析

中里見 祐介[†] 生田目 崇[‡] 大竹 恒平[†]東海大学情報通信学部経営システム工学科[†] 中央大学理工学部経営システム工学科[‡]

1. はじめに

近年、ポイントプログラムをはじめとするロイヤルティプログラムが普及しており、国内の年間ポイント発行額は2019年で推計1兆21億円に達している[1]。小売事業者で行われるロイヤルティプログラムの多くはFSP (Frequent Shopper Program)と呼ばれるものであり、顧客の購入金額に応じて特典を提供するものである。多くのポイントプログラムは1ポイント単位で使うことができる線形・連続型のものであり、所持しているポイントは1ポイント単位でポイントを使用することができる。

中川[2]の研究では、線形・連続型のポイントプログラムにおいて、多くの消費者はメンタルアカウント理論に基づき、購買時の残高に応じて使い方の傾向が現れることが報告されている。他方で、ECサイトにおける顧客のポイントプログラムの利用傾向を、実際のロイヤルティプログラムの利用状況を元に明らかにした研究は非常に少ない。

本研究では、あるゴルフポータルサイトにおいて設定された線形・連続型のポイントプログラムを利用しているユーザの購買履歴とユーザ属性、ポイントの使用履歴、アクセスログ・データを用い、ポイントプログラムが購買行動に与える影響を明らかにすることを目的とする。具体的には、購買履歴データを用いた優良顧客の特定並びに、優良顧客の購買行動の理解を目的としたモデル作成を行う。

2. データ概要

本研究では、あるゴルフポータルサイトより提供を受けたデータを用いて分析を行う。提供を受けたデータ種別並びに、それぞれのデータを用いて作成した説明変数を表1に示す。なお、表1のデータはIDにより紐付けが可能である。また、本研究では2017年8月1日から2018年7月31日の間にポイント履歴があり、購買を行った73,677人の顧客を分析対象とした。

表1 分析に用いるデータ

データ種別	作成した説明変数
購買履歴データ	購買商品カテゴリ, 購買金額, 購買点数
ポイントデータ	ポイントの変動年月日, ポイントの変動数
会員情報データ	性別, 年齢
アクセスログ・データ	ページビュー数, セッション数, 平均滞在時間, アクセス元 (リファラ)

3. 分析手法と結果

3.1 RFM 分析

本研究では、優良顧客の判別方法としてRFM分析を用いた。RFM分析は、顧客の購買行動をRecency, Frequency, Monetaryの3つの指標で捉え、ロイヤルティの評価を行う手法である。

本研究では、直近一年間での最終購買日[®]、総購買回数(F)、総購買金額(M)を用い評価を行った。これらの指標それぞれについて10段階で顧客ランクを付与し、その合計値を総合化指標とした。得られた総合化指標のうち上位30%を優良顧客、それ以外の顧客を一般顧客と設定した。RFMによる分類の結果を表2に示す。

表2 RFM分析による顧客の分類の結果

	優良顧客	一般顧客
顧客ID数	28,090	45,587
Recency	41.06	158.36
Frequency	12.32	2.49
Monetary	111790.03	15877.05

3.2 二項ロジスティック回帰分析

二項ロジスティック回帰分析は二項分布を用いた一般化線形モデル(GLM)のひとつであり、目的変数の発生確率を予測する分析手法である。ある事象が生起する確率をとしたとき、以下の式(1)で示される。

$$p_i = \frac{\exp\{\sum_{j=0}^m \beta_j X_{ij}\}}{1 + \exp\{\sum_{j=0}^m \beta_j X_{ij}\}} \quad (1)$$

ここで、 X_{ij} は p_i に影響を与える要因、 β_{ij} は各説明変数に対するパラメータ(β_0 は切片)である。本研究では、優良顧客の購買行動を明らかにするため、目的変数として、RFM分析による

Analysis of the impact of loyalty programs on consumer behavior

Yusuke Nakasatomi[†], Takashi Namatame[‡], Kohei Otake[†][†] School of Information and Telecommunication Engineering, Tokai University[‡] Faculty of Science and Engineering, Chuo University

優良顧客を 1, 一般顧客を 0 とした. また, 説明変数として 18 変数を作成し, 赤池情報量基準 (AIC) によるステップワイズ法で変数選択を行い, 11 変数が選択された. なお, 目的変数の値に偏りがあったためモデル作成の際には, アンダーサンプリングを行った.

作成したモデルの精度を検証するため, 使用したデータを 2 グループ (Group1, Group2) に分割し, クロスバリデーションを行った.

表 3 に 2 クラス分類におけるモデルの予測値と実測値の混同行列を示す. ここでは 2 グループのうち正答率が高かった Group1 を学習データとした際の結果を示す.

表 3 混同行列

		Predict class	
		Positive	Negative
Actual class	True	TP : 13,153	FN : 623
	False	FP : 4,084	TN : 4,243

判別精度は正答率(Accuracy), 適合率(Precision), 再現率(Recall), F 値(F-measure)を用い, 総合的に評価した. それぞれの判別精度の結果を表 4 に示す.

表 4 評価指標値

Accuracy	Precision	Recall	F-measure
0.7870	0.7630	0.9547	0.8482

Group1 を学習データとしたモデルの偏回帰係数の推定値を表 5 に示す.

表 5 説明変数の偏回帰係数の推定値

変数	偏回帰係数
切片	-4.2479 ***
ページビュー数	3.9999 ***
滞在時間	1.1170 ***
性別	-0.4607 ***
セッション時での保有ポイントの平均	-1.0964 ***
7/31 時点でのポイント保有残高	-0.0762 ***
ポイント獲得から使用までの最大日数	-0.8367 ***
デスクトップ端末からのアクセス	-0.0031 ***
用品小物カテゴリにおける購買有無	2.2058 ***
ギアカテゴリにおける購買有無	2.6176 ***
男性向けウェアにおける購買有無	1.0732 ***
女性向けウェアにおける購買有無	2.0255 ***

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

4. 考察

優良顧客の判別モデルの偏回帰係数の推定値 (表 5) より, 偏回帰係数の絶対値が大きい説明変数について考察を行う.

まず, セッションあたりの「滞在時間」が長く, 「ページビュー数」が多いという行動は, 優良顧客の特徴として表れた. 対象としたポータルサイトにおいて, 優良顧客であるほどサイト内の回遊数が多く, それに伴い滞在時間も長時間になると考えられる. また, 「セッション時での保有ポイントの平均」, 「ポイント保有残高」, 「ポイント獲得から使用までの最大日数」については, 負の偏回帰係数を有することがわかった. これより, ポイントを長期にわたって保有している顧客は, サイトへのロイヤリティが低下している可能性が示唆される. これらの顧客に対しては, メールマガジンなどを介してポイントの利用を喚起し, 再来訪を促す試作が必要であると考えられる.

5. まとめと今後の研究課題

本研究では, EC サイトにおける顧客の会員登録情報, 購買時の購買行動に関する情報, ポイントの残高並びに利用履歴, 購買時のウェブ閲覧行動の情報を用いて, 優良顧客を予測するモデルを構築した.

本研究で構築したモデルにおいて, 顧客のリファラといった, サイトに流入するきっかけに関する変数は選択されなかったが, 該当ポータルサイトへの誘因を考えるうえでは重要な情報であると考えられる. 流入行動については, 新たなモデルを作成し明らかにする予定である. また, 多くの消費者は複数の EC サイトで金額を比較して購入していると考えられる. 今後の展開は, 競合する他の EC サイトにおける同一商品の売価およびポイント利用履歴を加味したモデルへの発展などが挙げられる.

謝辞

本研究は JSPS 科研費 19K01945 および 17K13809 の助成を受けたものです.

参考文献

- [1] 株式会社野村総合研究所, 「ポイント・マイレージの年間発行額が 1 兆円を突破」, 2019. https://www.nri.com/jp/news/newsrelease/1st/2019/cc/0926_1
- [2] 中川宏道, “ポイントと値引きはどちらが得か? : ポイントに関するメンタル・アカウント理論の検証”, 行動経済学, 8, 16-29, 2015.