

# クレジットとポイントを併用可能な多機能クレジットカードにおける 利用履歴データの統合分析モデルの提案

情報数理応用研究

5217C019-3 清水良太郎  
指導教員 後藤正幸

## Proposal of Integrated Analytical Model of Credit and Point Usage History Data on Rewards Credit Card System

SHIMIZU Ryotaro

### 1 研究背景・目的

近年、多くの国でクレジットカードシステムが導入され、消費者にも幅広く浸透し、利用されるようになった。これにより、ユーザはカード1枚を所持するだけで、小売店での商品購入や公共料金の支払いをすることが可能となっている。一方、クレジットカード運営会社は、特定の小売店の購買履歴データだけでなく、店舗や業界を横断的に、多くの店舗の購買履歴データを蓄積することができるようになった。これは、クレジットカード運営会社に蓄積される購買履歴データ(クレジット利用履歴データ)が、単一の小売店に保有されている従来の購買履歴データよりも広範囲のユーザ行動に関する情報を含むことを意味している。故に、クレジットカード運営会社に蓄積された大規模なデータを分析し、マーケティング施策に活用することで、ユーザの利便性を向上し、消費活動を活性化することが期待されている。

しかし、日本では、諸外国と比較して、多くのユーザがクレジットカードを所有しているにも関わらず、カードの利用率が低いという問題がある[1]。これは、日本人がカードを使わずに現金で支払うことを好むという理由もあるが、より細かく、消費者の価値観や利用シーンによる差異について明らかにできれば、この問題に対する解決の糸口となる可能性もある。故に、蓄積された大量のデータを上手に分析し、その結果を用いることで、カード利用ユーザの増加に繋がるようなマーケティング施策の立案が求められている。

一方、近年では楽天カードやルミネカードなどのように、百貨店やショッピングモール・ECサイトがクレジットカード会社と提携して発行する多機能クレジットカードが主流となっている。多機能クレジットカードは、クレジットカードとしての機能と同時に、ポイントカードとしての機能を持つ。このような多機能クレジットカード運営会社は、クレジット機能を積極的に利用するユーザと、ポイントカード機能をポイントカードサービスの加盟店で積極的に利用するユーザの両方を増やしたいというモチベーションを有している。しかし、これらの2軸を同時に考慮した多機能クレジットカード利用履歴データに関する研究は従来存在しない。

ここで、多機能クレジット利用履歴データには、購買傾向に関する多様性のみならず、カードの利用方法や所持目的に関して、ユーザごとに大きな違いが存在するという特徴がある。故に、カード利用ユーザの増加に寄与するような施策を考える際、クレジット利用履歴データのみならず、ポイント利用履歴データの背景に存在しているカード利用方法の多様性をモデル化することができれば、カード利用ユーザの増加に寄与するような施策に繋げることができる。

以上により、本研究では、多機能クレジットカード利用履歴データ(クレジット履歴データとポイント利用履歴データ)のように、統計的特徴の異なるグループが合わさったデータに対して有効な潜在クラスモデル[2]に基づき、ユーザ行動分析のための新たなモデルを提案する。提案モデルは、ユーザごとのカード所持の目的や、どのような店舗での利用が多いのかという傾向といった、データの背後にある複雑な構造のモデル化を可能とする。つまり、このような全く嗜好の異なるユーザが混在しているデータに対して、詳細なユーザのセグメンテーションを実現する。最後に、提案モデルを小田急ポイント(OP)カードを運営する小田急電鉄株式会社に蓄積された実績データへと適用し、モデルの有用性を示唆する。また、カードを頻繁に使用するユーザとカードを頻繁に使用してい

ないユーザの違いを明らかにし、カード利用者数を増やすためのマーケティング施策について検討する。

### 2 準備

#### 2.1 問題設定

本研究で用いる対象データは、小田急電鉄株式会社が提供する小田急ポイント(OP)カードの利用履歴データである。OPカードは多機能クレジットカードであり、クレジットカードとしての機能と、ポイントカードとしての機能を有している。クレジット機能は(OPカードサービス加盟店(以下、加盟店)とそれ以外の店舗を問わず)クレジットカードを利用可能な全店舗において利用することが可能である。また、ポイントカード機能は、様々な業界や店舗を横断的に存在する加盟店において利用することができる機能である。ポイントカード機能を利用する場合、ユーザはクレジットカード機能を利用せず、現金で購買しても、カードを提示することで、ポイントは次回以降の購買を行う際に、現金の代わりに利用することができる。

#### 2.2 基礎分析

対象データに含まれている全顧客のうち、対象業界の店舗で購買を行った顧客の割合(浸透率)を以下に示す。

表1. 各業界の浸透率

No.	業界	浸透率
1	百貨店	0.758
2	スーパーマーケット	0.571
3	ショッピングセンター	0.598
4	通信販売	0.209
...	...	...
25	公共料金・保険	0.097

対象データには様々な業界の様々な店舗において行われた購買の情報が記録されており、購買傾向がユーザによって極めて多様であると考えられる。

また、以下が、年間の(1)加盟店におけるクレジット機能利用回数・(2)それ以外の店舗におけるクレジット機能利用回数・(3)ポイントカード提示回数に関する基本統計量である。

表2. 各変数に関する基本統計量

項目	(1)	(2)	(3)
平均	38.996	12.897	54.077
分散	82.294	31.857	84.647
中央値	6.000	3.000	22.000
最小値	0.000	0.000	0.000
最大値	4,044.000	1,227.000	2,599.000

上記のように、OPカードが生活に密着しているユーザから、生活の一部でのみ利用する顧客まで、カードの利用方法・所持目的に関して、様々なタイプの顧客が存在していることがわかる。同様に、年間利用金額や利用店舗数などの分析からも、OPカードを利用するユーザのカード利用方法・所持目的が多様であることが確認できる。

ここまでの背景を踏まえ、対象データの重要な特徴を2点述べる。1点目は、対象データはカード運営会社に蓄積された購買履歴データであるため、通常の小売店に蓄積された購買履歴データと異なり、業界・店舗を横断的にデータが蓄積されている点である。もう1点は、ユーザはクレジットカードとしてだけでなく、ポイントカード

としても OP カードを利用することができることである。これにより、ユーザはクレジット機能を利用するためにカードを所持することも、クレジット機能は利用せずに、ポイントカード機能のみ利用することも可能である。

これらの点から、基礎分析からもわかるように本研究で対象とする多機能クレジットカード利用履歴データの背景には、カードの利用方法や購買傾向など、様々な意味で多様なタイプのユーザが存在していると考えられる。

### 2.3 潜在クラスモデル

本研究では、潜在クラスモデル [2], [3] をベースに、対象データをモデル化する手法を提案する。潜在クラスモデルとは、観測変数の背後に潜在クラスが存在することを仮定し、データの潜在的な構造を確率的にモデル化する手法である。潜在クラスモデルにおいては、観測された各データが必ずいずれかの潜在クラスに属すると考え、各データが各潜在クラスへ所属する事後確率を算出する。つまり、潜在クラスモデルは各データが単一の潜在クラスに所属するのではなく、複数の潜在クラスに所属することを許容するという特徴を持つ。これにより、各観測変数間の異質性を考慮することができる。つまり、潜在クラスモデルを用いることで、複雑な構造を有したデータに関して確率的にモデル化することが可能である。モデルの学習では、各潜在クラスのもとでの観測変数が出現する確率を推定するが、未観測データである潜在変数を含むため、EM アルゴリズム [4]-[6] を用い推定する。

本研究で対象とする多機能クレジットカード利用履歴データに存在する、ユーザのカード利用パターンや購買パターンは極めて多様である。すなわち、統計的特徴の異なるグループが混在している対象データに対して、潜在クラスモデルを適用することの有効性が示唆される。

以上により、本研究では、潜在クラスモデルをベースとした、多機能クレジットカード利用ユーザの行動分析のための新たなモデルを提案する。提案モデルは、ユーザごとのカード所持の目的や、どのような店舗での利用が多いのかという傾向といった、データの背後にある複雑な構造のモデル化を可能とする。つまり、このような全く嗜好の異なるユーザが混在しているデータに対して、詳細なユーザのセグメンテーションを実現する。これにより、提案手法は OP カード利用ユーザの嗜好の多様性を確率的に表現し、カードの利用方法や購買傾向を定量的に把握することで、カード利用者数を増やすためのマーケティング施策の立案の一助となる。

## 3 提案手法

### 3.1 概要

本研究で対象とするデータには、大きく分けて以下の 2 つの局面において、ユーザの多様性 (データの複雑な構造) が存在する。

1. カード所持目的の多様性
2. 購買傾向の多様性

故に、本研究においてはこれらの点に着目し、潜在クラスモデルを基礎として、(1) カード所持目的分析モデルと、(2) (ユーザレベルでの) 購買店舗分析モデルを提案する。さらに、それらの 2 つのモデルから得られた結果を併せてクロス分析を行い、結果を考察する。クロス分析表に基づき、得られた結果を統合的に分析することで、カード所持目的と購買店舗の傾向の双方の観点から類似しているユーザ群を発見することができる。この手法により、単一なモデルを用いた手法に比べて、詳細なユーザのセグメンテーションが実現され、各ユーザごとにカスタマイズされたユーザ満足度向上やカード利用ユーザ増加に繋がるような施策に結びつけることができる。

### 3.2 カード所持目的分析モデル

今回対象とするカードには、クレジットカードとしての機能とポイントカードとしての機能の双方が与えられている。故に、ユーザは当カードを様々な目的で所持していることが考えられる。今、 $I$  人からなるユーザ集合を  $U = \{u_i : 1 \leq i \leq I\}$  と定義する。本研究では、以下の 13 変数により、ユーザ  $u_i$  のカード利用方法・所持目的を表現する。

表 3. カード所持目的分析モデルで共起させる変数まとめ

No.	type	variable	notation
1	credit	加盟店における年間合計利用回数	$\alpha_i^{(Conus)}$
2	credit	それ以外の年間合計利用回数	$\alpha_i^{(Others)}$
3	credit	加盟店における年間合計利用金額	$\beta_i^{(Conus)}$
4	credit	それ以外の年間合計	$\beta_i^{(Others)}$
5	credit	加盟店における浸透度	$\gamma_i^{(Conus)}$
6	credit	それ以外の浸透度	$\gamma_i^{(Others)}$
7	credit	利用店舗数	$\epsilon_i^{(c)}$
8	point	年間合計提示回数	$\zeta_i^{(p)}$
9	point	年間合計還元ポイント数	$\eta_i^{(p)}$
10	point	1 回あたりの平均ポイント付与率	$\theta_i^{(p)}$
11	point	年間合計付与ポイント数	$\iota_i^{(p)}$
12	point	年間合計ポイント還元回数	$\kappa_i^{(p)}$
13	point	ポイント還元に関する浸透度	$\tau_i^{(p)}$

ただし、浸透度は「全 25 業界中購買を行った業界の数」と定義する。また、(c) と (p) はそれぞれクレジットカードとポイントカード、onus は加盟店、others はそれ以外の店舗利用、 $i$  はユーザ  $u_i$  を意味する添え字である。さらに、カード所持目的分析モデルから得られる  $K$  個の潜在クラス集合を  $Z = \{z_k : 1 \leq k \leq K\}$  と定義する。上記の変数の間に潜在クラスを仮定し、各ユーザのカード利用方法の詳細 (カード所持目的) を表現した潜在クラスモデルを提案する。

また、各変数に対しては、それぞれ独立した正規分布を仮定する。このとき、ユーザ  $u_i$  のカード所持目的に関する確率モデルを、以下の式 (1) で表現する。

$$\begin{aligned}
 P(u_i) &= P(\alpha_i^{(Conus)}, \alpha_i^{(Others)}, \dots, \tau_i^{(c)}) \\
 &= \sum_{k=1}^K P(\alpha_i^{(Conus)} | z_k) P(\alpha_i^{(Others)} | z_k) \dots \\
 &\quad \times \dots P(\tau_i^{(c)} | z_k) P(z_k)
 \end{aligned} \tag{1}$$

### 3.3 購買店舗分析モデル

本研究で対象とするカード運営会社に蓄積されたデータには、業界や店舗を横断的にユーザの購買履歴が蓄積されている。すなわち、極めて多様な業界や店舗におけるユーザの購買店舗が記録されており、購買店舗の傾向に関する多様性も強く存在している。そこで、本研究で提案する購買店舗分析モデルにおいては、購買履歴データに含まれているそれぞれの店舗の間に潜在クラスを仮定し、各ユーザの購買店舗を表現した潜在クラスモデルを提案する。

ここで、全  $J$  件のうち  $j$  番目の店舗を  $s_j$  とし、ユーザ  $u_i$  が店舗  $s_j$  において購買を行った場合、 $r_{ij} = 1$ 、行わなかった場合、 $r_{ij} = 0$  と定義する。また、 $\mathbf{r}_i = (r_{i1}, \dots, r_{ij}, \dots, r_{iJ})$  は、ユーザ  $u_i$  の各店舗における購買の有無をベクトル表現したものである。さらに、購買店舗分析モデルから得られる  $L$  個の潜在クラス集合を  $V = \{v_l : 1 \leq l \leq L\}$  と定義する。このモデルにおいて、購買履歴データに含まれている全店舗に対して、それぞれ独立した  $J$  個の二項分布を仮定する。このとき、ユーザ  $u_i$  の購買店舗に関する確率モデルは、以下の式 (2) で与えられる。

$$P(u_i) = \sum_{l=1}^L P(v_l) \prod_{j=1}^J P(\delta_j | v_l)^{r_{ij}} P(\bar{\delta}_j | v_l)^{1-r_{ij}} \tag{2}$$

ここで、 $P(\delta_j | v_l)$  は潜在クラス  $v_l$  のもとで店舗  $s_j$  において購買が行われる確率、 $P(\bar{\delta}_j | v_l)$  は潜在クラス  $v_l$  のもとで店舗  $s_j$  において購買が行われない確率を表す。このとき、 $P(\delta_j | v_l) + P(\bar{\delta}_j | v_l) = 1$  である。

また、カード所持目的分析モデル、購買店舗分析モデル共に、確率モデルの対数尤度関数を最大化する各パラメータは、EM アルゴリズムによって推定される。

表 4. カード所持目的分析モデルから得られた各潜在クラスの出現確率と各潜在クラスに対する各パラメータの平均値とのまとめ (c:クレジットカード機能に関する変数, p:ポイントカード機能に関する変数)

	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$z_4$	$z_5$	$z_6$	$z_7$	$z_8$
$P(z_k)$	0.268	0.330	0.139	0.186	0.020	0.012	0.041	0.003
c:年間合計利用回数 (onus)	1.52	3.93	9.98	22.69	38.30	54.12	87.56	175.72
c:年間合計利用回数 (others)	20.94	0.00	143.83	22.23	2.93	411.91	86.43	196.85
c:年間合計利用金額 (onus) ( $\times 10^4$ )	0.99	3.39	7.79	14.23	43.33	25.73	40.97	104.55
c:年間合計利用金額 (others) ( $\times 10^4$ )	9.99	0.00	86.60	10.82	1.70	271.72	52.04	137.50
c:浸透度 (onus)	0.62	0.76	1.90	2.29	1.53	3.44	3.39	3.62
c:浸透度 (others)	2.49	0.00	10.70	2.83	0.62	16.43	7.72	10.53
c:利用店舗数	4.49	0.88	36.16	7.03	2.73	98.78	23.15	46.67
p:年間合計提示回数 ( $\times 10^2$ )	0.16	0.35	0.36	0.90	2.46	0.10	0.22	0.47
p:年間合計還元ポイント数 ( $\times 10^3$ )	0.95	2.40	4.48	6.19	39.98	11.79	19.50	88.11
p:1回の平均ポイント付与率 ( $\times 10^{-2}$ )	0.97	1.50	1.28	1.45	2.50	1.36	1.60	2.39
p:年間合計付与ポイント数 ( $\times 10^3$ )	0.60	2.38	1.90	4.90	38.24	6.42	14.59	79.30
p:年間合計ポイント還元回数	1.08	2.12	3.45	5.73	33.23	7.99	18.77	62.69
p:ポイント還元に関する浸透度	0.60	0.78	1.16	1.56	1.88	1.58	2.31	2.66

表 5. 購買店舗分析モデルから得られた各潜在クラスの出現確率と出現確率が高い上位の店舗のまとめ

	$v_2$	$v_6$
$P(v_l)$	0.238	0.056
Top.1	小田急百貨店/-/町田店	ビナウォーク/ユニクロ/海老名店
Top.2	小田急百貨店/-/新宿店	小田急百貨店/-/町田店
Top.3	藤沢小田急/-/藤沢店	ビナウォーク/ビナワンフーズ/海老名店
Top.4	小田急商事/OXストア/玉川学園店	ビナウォーク/ザ・ダイソー/海老名店
Top.5	小田急商事/OXストア/鶴川店	小田急百貨店/-/新宿店

### 3.4 クロス分析

カード所持目的分析モデルと購買店舗分析モデルの双方を用いてクロス分析 [7] を行うことを考える. その際に, 各セグメントへの所属ユーザー数を次式で算出する.

$$N_{(z_k \times v_l)} = \sum_{i=1}^I P(z_k | u_i) P(v_l | u_i) \quad (3)$$

このとき,  $N_{(z_k \times v_l)}$  は,  $(z_k \times v_l)$  セグメントに所属するユーザー数を表す. そして, この  $N_{(z_k \times v_l)}$  を用いてクロス集計表を作成する. クロス集計表を用いることで, 2つの側面から見たユーザー特性ごとのセグメンテーション, 及び詳細なユーザー特性の分析を実現することができる.

## 4 実データ分析への適用

提案手法を用いて実データを分析することで, その有用性を検証すると共に, 得られる結果を考察する. 分析対象データは, 小田急電鉄株式会社に蓄積された, OP カードを所持しているユーザーに関する購買履歴データである. 対象期間は, 2017年4月1日から2018年3月31日である. サンプルサイズは 62,674,338 件であり, 総ユーザー数は 591,409 人, 総店舗数は 409,594 店舗 (うち加盟店は 1,295 店舗) である. また, カード所持目的分析モデルに関する潜在クラス数  $K$ , 購買店舗分析モデルに関する潜在クラス数  $L$  は AIC, BIC と併せ, 解釈の容易性の観点から統合的に選定し, 共に 8 と設定した.

### 4.1 各モデルから得られた各パラメータの推定結果

まず, カード所持目的分析モデルから得られた各潜在クラスの生起確率と, 各パラメータの平均を表 4 に示す. この結果より, 例えば  $z_1, z_2, z_3$  のように, 加盟店でのクレジット利用回数が近いクラスに所属するユーザー同士でも, 加盟店以外におけるクレジット利用回数やポイントカードに関する各変数などに明確な違いが現れた. すなわち, カードの利用方法や所持目的, 生活への密着度, ポイントへの意識などにおける差異が明らかとなった.

次に, 購買店舗分析モデルから得られた各潜在クラスの生起確率と, 各潜在クラスに対する所属確率が上位である店舗を以下の表 5 に示す. この結果より, 例えば  $v_2$  に所属するユーザー群は頻繁に利用する特定地域を持たない傾向が見られる. 対して,  $v_6$  に所属するユーザー群はビナウォークなど, 海老名に所在している店舗において OP カードを多く利用する傾向が見られる. このように, 提案モデルにより, ユーザごとの購買傾向の差異を明確にすることが可能となった.

### 4.2 クロス分析結果と考察

クロス分析を行い算出した  $N_{(z_k \times v_l)}$  をもとに計算された各セグメントに所属するユーザー数の割合  $P(z_k | v_l)$  をまとめた結果を表 6 に示す.

まず, 得られた表 6 において, 各列には購買している店舗の傾向が類似しているユーザー群が所属している. また, 各行にはカード利用方法が類似しているユーザー群が所属している. そして, 購買傾向分析モデルから得られた結果より,  $v_1$  と  $v_2$  には, 特定の頻繁に利用する地域が存在しないユーザー群が所属している. また,  $v_3$ - $v_8$  は, 頻繁に利用する特定の地域 (以下, 高頻度利用地域) を持つユーザー群が所属しているセグメント (潜在クラス) である.

以上を踏まえ, 表 6 を観察すると,  $v_1$  と  $v_2$  においては, カード所持目的分析モデルでは比較的 OP カードを高頻度で利用しないユーザー群が所属していた  $z_1, z_2$  に所属するユーザーの割合が高くなっている. 対して, 高頻度利用地域を有している  $v_3$  (成城・経堂),  $v_4$  (新百合ヶ丘),  $v_5$  (相模大野),  $v_7$  (本厚木),  $v_8$  (相武台・相模大野) においては,  $z_1$  や  $z_2$  の割合が低くなっている. このことから, 各ユーザーに高頻度利用地域を持つてもらうことの重要性が示唆される.

また, 海老名を中心に利用しているユーザー群  $v_6$  は, 高頻度利用地域を有している他のユーザー群と比較して,  $z_1$  や  $z_2$  の割合が高くなっている. すなわち, 海老名にある OP カードサービス加盟店は他の地域の店舗に比べ, カードを高頻度で使用するユーザー (アクティブ) の割合が少ない傾向が見られる. このことから, 現状よりアクティブユーザーをより増やせる余地と, この地域の店舗に対してカードの利用を促すような施策の必要性が示唆される.

表 6. 潜在クラス  $v_l$  のもとで潜在クラス  $z_k$  に所属するユーザの割合  $P(z_k|v_l)$  のまとめと各クラスへの解釈の一部

購買店舗分析モデル (利用地域) → ↓カード所持目的分析モデル (カード利用頻度)	$v_1$ (—)	$v_2$ (—)	$v_3$ (成城)	$v_4$ (新百合ヶ丘)	$v_5$ (相模大野)	$v_6$ (海老名)	$v_7$ (本厚木)	$v_8$ (相武台)
$z_1$ (クレジット:(onus) 低,(others) 中, ポイント: 低)	0.323	0.293	0.167	0.133	0.156	0.375	0.176	0.179
$z_2$ (クレジット:(onus) 低,(others) 超低, ポイント: 中)	0.422	0.381	0.194	0.173	0.208	0.217	0.197	0.191
$z_3$ (クレジット:(onus) 低,(others) 高, ポイント: 中)	0.118	0.124	0.203	0.164	0.156	0.177	0.146	0.172
$z_4$ (クレジット:(onus) 中,(others) 中, ポイント: 高)	0.099	0.153	0.292	0.327	0.339	0.192	0.354	0.319
$z_5$ (クレジット:(onus) 中,(others) 低, ポイント: 超高)	0.017	0.019	0.025	0.036	0.026	0.007	0.021	0.024
$z_6$ (クレジット:(onus) 中,(others) 超高, ポイント: 低)	0.008	0.007	0.028	0.027	0.018	0.007	0.015	0.016
$z_7$ (クレジット:(onus) 高,(others) 高, ポイント: 中)	0.011	0.021	0.082	0.128	0.093	0.025	0.086	0.093
$z_8$ (クレジット:(onus) 超高,(others) 高, ポイント: 高)	0.001	0.002	0.007	0.011	0.005	0.001	0.004	0.005

### 4.3 分析結果の解釈と施策の立案

本節では、得られた結果を統合的に分析することで、カード利用ユーザの増加、及びユーザ満足度を向上させるための施策の一例を考える。

例えば、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントに所属するユーザ群は、年間を通して加盟店における OP カード利用回数が少なく、離反ユーザになる可能性も示唆される。そこで、対象ユーザ群を、理想的なユーザに成長させる施策について検討する。

表 4 より、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントは、加盟店における OP カード利用回数が少ないものの、加盟店以外でのクレジット機能利用回数が大きく、クレジットカード自体はある程度利用するユーザ群である。また、表 5 より、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントは、海老名に並ぶ小田急加盟店舗を高頻度で利用するユーザ群である。

一方で、 $(z_4 \times v_6)$  セグメントは、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントと比較して、加盟店以外でのクレジット利用回数や利用金額はほとんど変わらないが、加盟店利用回数や金額が多いユーザ群である。また、海老名近辺の店舗を利用している  $v_6$  に共通して所属しているユーザ群である。これらのことから、 $(z_4 \times v_6)$  セグメントを、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントにとっての理想のユーザ群と想定することができる。

そこで、例えば、 $(z_4 \times v_6)$  セグメントがよく利用しているが、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントはあまり利用していないテナウオーク内の店舗を、 $(z_1 \times v_6)$  セグメントに対して推薦することが、加盟店内でのクレジットカード利用促進の 1 つの施策として考えられる。このような施策により、期待カード利用回数の向上が期待できる。

## 5 考察

本研究におけるカード所持目的分析モデルは、多機能クレジットカードを所持しているユーザを 3.2 節における (1)~(13) の観点で分析し、各ユーザのカード利用方法や所持目的を明らかにすることが可能である。結果として、カード利用回数が近いユーザ同士でも、利用金額や生活への密着度、ポイントへの意識などにおいて違いがあることを明確にすることができ、各ユーザに対してより効果的と考えられる施策の立案が可能となった。一方で、この分析において、デモグラフィック属性や特定の業種におけるカード利用回数など、分析可能な要素は他にも考えられる。故に、カード運営会社のニーズや目的により、共起させる要素や分布を設定することで、幅広いデータに対して適用することができる。また、本稿では単純に、年間合計カード利用回数の多いユーザをアクティブユーザとし、理想のユーザと設定した。しかし、カード運営会社のニーズや目的・得られた結果を踏まえ、どのようなユーザをアクティブと判断するかを詳細にカスタマイズすることも可能である。こうすることで、より有用な施策を詳細に考察することができるようになり、提案手法の効果は飛躍的に向上することが考えられる。

また、購買店舗分析モデルでは、提案モデルにより、ユーザごとの購買傾向の違いを明確にすることが可能となった。この際、各店舗でユーザが購買を行なったか否かに着目し、各店舗に対して二項分布を仮定した。しかし、各店舗における購買の回数にまで着目する場合は、他の分布を仮定する必要がある。すなわち、購買店舗分析モデルに関しても、対象データや目的により、潜在クラスモデルの構造を検討するこ

とで、より実用性・汎用性が向上すると考えられる。

## 6 まとめと今後の課題

本研究では、カード利用ユーザの増加、及びユーザ満足度を向上させるための施策の立案を目的とし、潜在クラスモデルをベースとしたクレジット利用履歴データとポイント利用履歴データの分析モデルを提案した。その際、カード利用ユーザに関しては、カードの所持目的に多様性が存在している点、また購買店舗にも多様性が存在している点に着目し、蓄積された大量の多機能クレジットカード利用履歴データをユーザのカード利用方法と購買傾向の双方の側面からモデル化した。そして、各モデルから得られた結果を統合的に分析し、本研究の目的であるカード利用ユーザの増加、及びユーザ満足度を向上させるための施策立案の一助となるような手法を提案した。

さらに、提案手法を小田急電鉄株式会社に提供頂いた実データに適用した。その結果、複雑な構造を有した多機能クレジットカード利用履歴データに対し、カード利用方法と購買傾向の双方の側面からモデル化を実現することで、提案手法の有効性を示した。また、得られた結果を活用することで、カード利用ユーザの増加、及びユーザ満足度を向上させるための施策立案が可能となった。

本研究ではカードのポイント利用とカードの利用店舗に着目した分析を行った。しかし、デモグラフィック属性を活用したり、ユーザ生存期間などの切り口も考えられ、着眼点次第で様々な分析結果を得ることができると考える。また、適切な潜在クラス数の決定方法の検討、共起させる要素並びに仮定する分布の検討、さらに本研究で得られた知見を活用したより洗練されたマーケティング施策の立案なども考えられ、これらについては今後の課題とする。

## 参考文献

- [1] 福本勇樹, “日本におけるキャッシュレス化の進展状況と課題,” 季刊 個人金融, 特集 リテール決済の多様化・高度化, 冬, pp.40-49, 2018
- [2] C. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*, Springer, No. 2, 2010
- [3] T. Hofmann, “A Modified Aspect Model for Simulation Analysis,” *Probabilistic Latent Semantic Analysis, UAI*, pp. 289-296., 1999
- [4] A. P. Dempster, N. M. Laird and D. B. Rubin, “Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” *J. Royal Statistical Society. Series B*, Vol. 39, No. 1., pp.1-38, 1977
- [5] G. McLachlan, T. Krishnan, “The EM Algorithm and Extensions,” *John Wiley Sons*, Vol. 382, 2007
- [6] 宮川雅巳, “EM アルゴリズムとその周辺,” 応用統計学, Vol. 16, No. 1, pp. 1-21, 1987
- [7] 劉佩潔, 山下遥, 岩永二郎, 樽石将人, 後藤正幸, “グルメサービスにおけるレストラン推薦投稿へのリアクション数増加を目的とした潜在クラスモデル分析,” 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 1., pp. 211-226, 2016