

## 店舗チェックイン履歴情報を用いた優良顧客推定手法と来店促進への応用

土井千章<sup>†1</sup> 片桐雅二<sup>†1</sup> 石井暁<sup>†1</sup> 荒木尊士<sup>†1</sup> 稲村浩<sup>†2</sup> 太田賢<sup>†1</sup>

**概要**：本研究では店舗チェックイン履歴のみを保持する顧客から潜在的な優良顧客を発見する手法を提案する。この手法を用いることによって購買履歴を保持していない顧客の優良顧客レベルを推定でき、新規顧客獲得施策や来店促進施策に用いることができる。購買履歴と店舗チェックイン履歴を使用し、機械学習手法を用いて優良顧客モデルを獲得することで店舗チェックイン履歴のみから対象顧客の対象店舗における優良顧客レベルを推定する。推定精度および来店促進施策を実施して得られた対象店舗への来店率を用いて優良顧客推定手法の有効性と実用性を示す。

### Estimating Value of Customer through Store Check-in Histories and its Application for Visitor Promotion

Chiaki Doi<sup>†1</sup> Masaji Katagiri<sup>†1</sup> Akira Ishi<sup>†1</sup> Takashi Araki<sup>†1</sup>  
Hiroshi Inamura<sup>†2</sup> Ken Ohta<sup>†1</sup>

#### 1. はじめに

近年、クレジットカードや電子マネー、ポイントカード等から取得した購買履歴情報と他社サービスのサービス利用履歴情報の分析結果に基づいた施策が多くの企業によって実施されている。自社データと他社データを組み合わせることで分析することによって、自社データでは得られなかった顧客の関心や実行動を知ることができる。American Express International は、各顧客のユーザ属性とクレジットカードにより決済された店舗ごとの購入総額を保持していた。しかし、クレジットカードによる決済では商品個別の購買履歴情報を取得していないため、Facebook や Foursquare の「いいね」や「チェックイン」情報を結びつけて分析することにより、顧客の関心や実行動に基づいたクーポンの提供を実現した[1]。ポイントカードの Ponta[2]や T ポイント[3]は、複数店舗のポイントカード利用履歴から潜在顧客を可視化して業種を横断した店舗間の相互送客を行っている[4][5]。また、購買を行った店舗の情報を保持するポイントカードやチェックインを行うサービスでは、現在の位置情報だけではなく過去の位置情報を蓄積することができる。これらの蓄積した位置情報から顧客の生活圈やライフスタイルを推定し、顧客に合った情報の配信を行うことができる[6]。

優良顧客を見つけ出すことは、ターゲティングする上で様々な施策の効率を向上できるため、重要な課題である。具体的には、顧客へのアプローチの最適化、ランクアップ施策や休眠顧客の活性化施策等の対象顧客選定に用いることができる[8][9][10]。そのために広く用いられる購買履歴

情報を用いた顧客分析手法として RFM モデルがある。この手法では、購買の履歴から Recency(最終購買日)、Frequency(購買頻度)、Monetary(購入金額)を指標として用いて顧客の優良度合いを判定し、既存顧客の優良顧客レベルを推定することができる[7]。クレジットカードや電子マネー、ポイントカード等から取得した購買履歴情報を保持する顧客に対しては、この手法を用いることで優良顧客レベルを容易に付与することができる。しかしながら、現実的には購買履歴情報を保持していない顧客は多く存在し、その中に多数の優良顧客が潜在している。

最近ではチェックインというアクションが導入されているサービスが増えており、来店ポイント付与/クーポン提示等の施策と組み合わせられてきている[15]。このチェックイン履歴情報を活用することで、購買情報を保持していない顧客に対して優良度合いを推定することができれば、既存顧客の維持だけではなく新規顧客の獲得にも応用でき有用である。

そこで本研究では、既存の優良顧客とチェックイン状況が似ている顧客は優良顧客になる可能性があることに着目し、店舗チェックイン履歴のみを保持する顧客から潜在的な優良顧客を推定する手法を提案する。この手法を用いることによって購買履歴を保持していない顧客の優良顧客レベルを推定でき、新規顧客獲得施策や来店促進施策に用いることができる。具体的には、クレジットカードより決済された対象店舗の購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報を使用し、機械学習の手法を用いて店舗チェックイン履歴情報のみから対象顧客の対象店舗における優良顧客レベルを推定する。評価として推定精度を示すと共に来店促進施策を実施しそれに対する対象店舗への来店率を用いて優良顧客推定手法の有効性と実用性を示す。

<sup>†1</sup>(株)NTT ドコモ  
<sup>†2</sup>はこだて未来大学

以降 2 章で関連研究について述べ、3 章では本研究で用いているデータについて説明する。4 章では、優良顧客レベルの定義と優良顧客推定手法について述べる。5 章では、4 章で述べた優良顧客推定手法の効果を確認するために実施した来店促進施策について説明し、提案手法の効果を検証する。6 章では考察を述べ、7 章で本研究についてまとめる。

## 2. 関連研究

購買履歴情報を用いて顧客の優良度合いの分析・予測を行うことの有効性については多くの研究が行われている[8]。一例として、松本ら[11]は、(株)ゴルフダイジェスト・オンラインから提供された入会后 90 日間の HP の閲覧履歴やゴルフ場の予約履歴、ゴルフ用品の購買履歴情報を用いて 1 年後の優良顧客レベルを予測した。

購買履歴情報以外のデータを用いて優良顧客レベルを推定する研究についても報告を見つけることができる。一例として、大畑ら[12]は、スーパーマーケットにおいて取得された購買履歴情報と店舗内の動線データを用いて、店舗内の動線データから抽出した訪問パターンや訪問エリアを用いて高額購買顧客と低額購買顧客の分類を行った。しかしながら、店舗内外のチェックイン履歴情報を用いて優良顧客レベルを推定する研究は行われていない。

一方、チェックイン履歴等の利用者位置情報を用いた分析・予測については様々な研究が報告されている。一例として、西田ら[13]は、GPS 等で取得した顧客の連続する位置情報から時間情報と距離情報を併せて考慮して滞留点を抽出することでユーザが興味を持って訪問した場所を推定した。しかしながら、購買履歴情報と組み合わせて優良顧客レベルを推定する研究は行われていない。

## 3. 使用データ

本章では、本研究で使用する店舗チェックイン履歴情報を取得した(株)NTT ドコモの「ショッぷらっと」[14]サービスと本研究で使用するデータについて述べる。

### 3.1 「ショッぷらっとサービス」

(株)NTT ドコモの「ショッぷらっと」は、チェックインスポットでチェックインを行うことによって商品券やギフトクーポン等に交換できるポイントの取得やクーポンや店舗のお知らせ情報等を受信できるサービスである。顧客は、現在地の近くでチェックインができるスポットやクーポンを配信している店舗等目的に合わせた店舗検索ができる。チェックインは、アプリケーションを起動してチェックインスポットに移動すると、自動でポイントのタグが画面に表示される。このタグを下に引っ張ることによって、チェックインが完了する。

### 3.2 購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報

本稿では、東急カード株式会社のクレジットカード[15]によって決済された購買履歴情報と「ショッぷらっと」サービスで取得された店舗チェックイン履歴情報を用いて検討を行う。本検討に用いるデータの購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報は、顧客より利用の許諾を得ている。購買履歴情報のデータ項目について表 1 に示す。購買履歴情報は、渋谷ヒカリエ ShinQs で行われた購買行動に限定する。テナントは、渋谷ヒカリエ ShinQs 内のテナントを示す。

表 1 購買履歴情報

データ項目	内容
ユーザ ID	顧客の ID
日時	クレジットカードによって決済が行われた日時
店舗	渋谷ヒカリエ ShinQs
テナント	店舗内にあるテナント名
金額(総額)	1 度の決済で支払われた支払総額

表 2 に店舗チェックイン履歴情報のデータ項目を示す。チェックインスポットは都内を中心に百貨店やスーパーマーケット、レストラン等に設置されている。チェックインスポットは、各テナントに存在する訳では無いことに注意する。本研究で使用するチェックインスポットは、購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報の両方を保持する顧客がチェックインを行ったスポットに限定し、96 のスポットを対象とした。

表 2 店舗チェックイン履歴情報

データ項目	内容
ユーザ ID	顧客の ID
日時	チェックインが行われた日時
チェックインスポット	チェックインが行われた場所

## 4. 優良顧客推定手法

本章では、優良顧客レベルの付与、優良顧客推定手法および手法の推定精度について述べる。

### 4.1 優良顧客レベル

本節では、RFM 分析を用いた優良顧客レベルの算出方法について説明する。RFM 分析では、Recency(最終購買日)、Frequency(累計購買回数)、Monetary(累計購買金額)を指標にして顧客の優良顧客レベルを算出する[7]。

本研究では、購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報の双方を保持している 329 名分の、基準日から 2 年分の購買履歴情報を用いて、指標別に顧客を 3 分割に等数分割を

行い、優良顧客レベルが低い順に1から3のスコアを付与した。各指標におけるスコアの合計値の低い順に Cl.1~Cl.7として、これを優良顧客クラスタ (Cl) とする。例えば、最も優良度合いが高い Cl.7は、Recency, Frequency, Monetaryの各スコアが3でスコアの合計値が9になった顧客のクラスタであり、逆に最も優良度合いが低い Cl.1に所属する顧客は、スコアの合計値が3である。図1に各優良顧客クラスタの分布を示す。本稿では、Cl.6, Cl.7に所属する顧客を最優良顧客、Cl.1, Cl.2に所属する顧客を一般顧客と呼ぶことにし、これらを優良顧客レベルとする。顧客*c*の優良顧客レベル*l<sub>c</sub>*は式(1)で表す。

$$l_c \in \{\text{最優良顧客, 一般顧客}\} \quad (1)$$

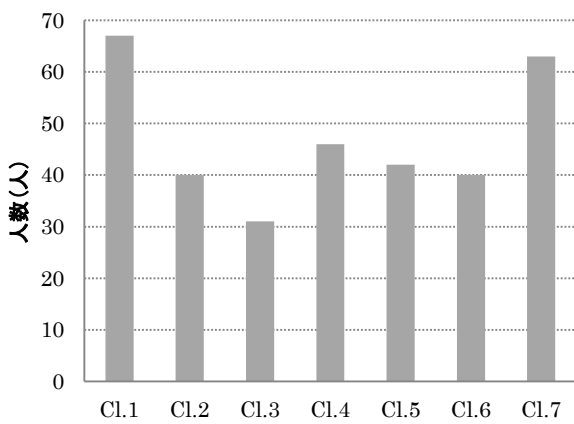


図1 各優良顧客クラスタの分布

#### 4.2 優良顧客推定手法

本節では、店舗チェックイン履歴情報を用いて優良顧客レベルの最優良顧客と一般顧客を推定する手法を説明する。

店舗チェックインの状況を示す顧客*c*の説明変数*i<sub>c</sub>*としては、式(2)に示すように各チェックインスポットでの顧客*c*のチェックイン回数を正規化した値を用いる。ここで*h*はチェックインスポット、*H*は対象のチェックインスポット数、 $\alpha_{c,h}$ は顧客*c*のチェックインスポット*h*におけるチェックイン回数を示し、正規化したチェックイン回数*n<sub>c,h</sub>*は式(3)を用いて算出する。*s<sub>c</sub>*は顧客*c*の全チェックイン回数であり、式(4)を用いて算出される。

$$i_c = (n_{c,1}, \dots, n_{c,H}) \quad (2)$$

$$n_{c,h} = \alpha_{c,h}/s_c \quad (3)$$

$$s_c = \sum_{h=1}^H \alpha_{c,h} \quad (4)$$

本検討では顧客を最優良顧客と一般顧客に分類する形とした。このため、4.1節で述べた優良顧客レベル*l<sub>c</sub>*を学習時には教師情報として与えるとともに、推定時には最優良顧客と一般顧客のいずれか一方を推定結果として出力する。

優良顧客レベルの推定に用いる機械学習手法としては、

一般的に分類問題に対して用いられる機械学習手法から Random Forest 法, Logistic 回帰法およびサポートベクタマシン(以下 SVM)を候補とする。Random Forest 法[16]は、説明変数をランダムサンプリングすることによって作成した複数の決定木を用いて目的変数を推定する手法である。サンプリングする説明変数の個数や決定木の進捗については Breiman の基準を用いる。Logistic 回帰法[17]は、2値判別や発生確率を予測する場合に用いられる手法である。SVM [18]は、2値判別を行う手法であり、カーネル関数は RBF カーネルを使用する。

評価は、10分割交差検証によって行うこととし、データの9割を学習、1割を評価に使用する。交差検証には、優良顧客レベル*l<sub>c</sub>*が最優良顧客(Cl.6, Cl.7)もしくは一般顧客(Cl.1, Cl.2)のデータのみを用いた。ここで、顧客クラスタの Cl.3, Cl.4, Cl.5 のデータは用いていないことに注意する。

次に本提案手法の推定性能を評価する。尺度は、適合率、再現率および F 値を用いる。前述の通り、交差検証においては Cl.3, Cl.4, Cl.5 のデータを用いていないが、実際にはこれらのクラスタに所属する顧客は存在しており、推定の結果として最優良顧客もしくは一般顧客のいずれかに分類されてしまうことになる。このような場合については推定結果を全て不正解と考え、この分を加味した性能評価を行う。ここでは、交差検証の結果から得られた適合率を*p*、上記を加味して補正した適合率を*p'*と表す。なお、再現率*r*において上記は影響を及ぼさないことに注意する。

すなわち、優良顧客レベル*l*の適合率*p<sub>l</sub>*は式(5)を用いて算出し、補正された適合率*p'<sub>l</sub>*は式(6)を用いて算出する。ここで、*t<sub>l</sub>*は優良顧客レベル*l*と推定された顧客数であり、*v<sub>l</sub>*は優良顧客レベル*l*と推定された顧客のうち実際に優良顧客レベル*l*に属する顧客数である。*u<sub>l</sub>*は優良顧客レベル*l*に属する顧客数を示し、*W*は交差検証に用いた顧客数(Cl.1, Cl.2, Cl.6, Cl.7に所属する顧客数)である。*O*は4.1節で述べた顧客クラスタ Cl.3, Cl.4, Cl.5に所属する顧客の総数である。再現率*r<sub>l</sub>*は式(8)を用いて算出する。F 値*f<sub>l</sub>*は、適合率*p<sub>l</sub>*と再現率*r<sub>l</sub>*の調和平均を求めた値であり、式(9)を用いて算出する。また、補正された適合率*p'<sub>l</sub>*と再現率*r<sub>l</sub>*に基づいた F 値*f'<sub>l</sub>*は、式(10)を用いて算出する。

$$p_l = (v_l/t_l) \quad (5)$$

$$p'_l = \{v_l/(t_l + O * v_l/W)\} \quad (6)$$

$$W = \sum_{l \in \{\text{最優良顧客, 一般顧客}\}} u_l \quad (7)$$

$$r_l = (v_l/u_l) \quad (8)$$

$$f_l = (p_l * r_l * 2)/(p_l + r_l) \quad (9)$$

$$f'_l = (p'_l * r_l * 2)/(p'_l + r_l) \quad (10)$$

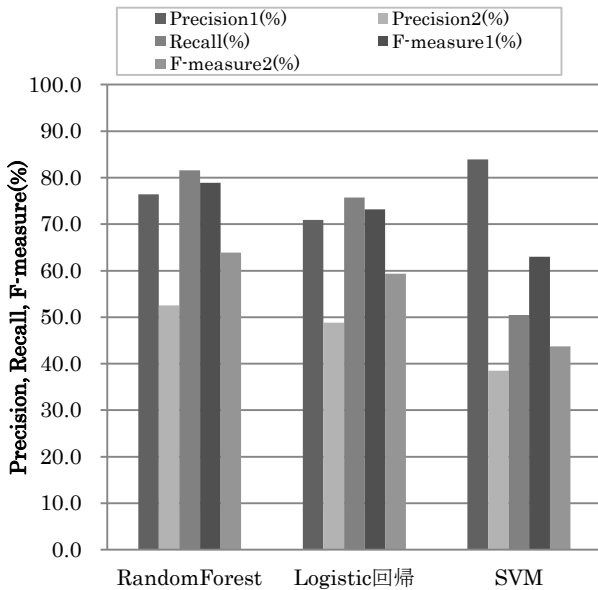


図2 手法別優良顧客レベル(最優良顧客)の推定精度

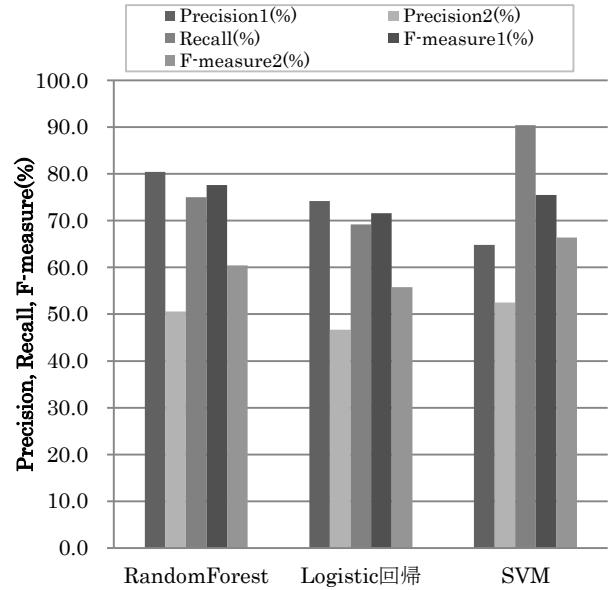


図3 手法別優良顧客レベル(一般顧客)の推定精度

図2に最優良顧客を推定した結果を示す。適合率 $p$ を Precision1, 適合率 $p'$ を Precision2, 再現率 $r$ を Recall と示す。Random Forest 法を用いた場合は F 値 $f_1$  (図内 F-measure1)が 78.9%であり, 全顧客の分布を考慮した場合の推定精度を示す F 値 $f'_1$  (図内 F-measure2)は 64.3%であった。図3に一般顧客を推定した結果を示す。F 値 $f_1$  (図内 F-measure1)は Random Forest 法を用いた場合は 77.6%, SVM を用いた場合は 75.5%であり, F 尺度 $f'_1$  (図内 F-measure2)は, Random Forest 法を用いた場合が 60.4%, SVM を用いた場合は 66.4%であった。機械学習の方式により一定の差はあるものの F 値にて 60%程度でチェックイン履歴のみから最優良顧客の推定が可能であることが確認できる。

保持していない顧客とし, その中から優良顧客推定手法を適用して最優良顧客と一般顧客を選定した。本提案手法では, 学習データとして使用した顧客がチェックインを行ったチェックインスポットのいずれのスポットにおいてもチェックインを行っていない顧客については, 優良顧客レベルを推定できない。このため本評価では, このような顧客を推定不可顧客として扱い, 施策実施結果を確認する。

## 5. 来店促進施策における有用性の評価

4章で述べた優良顧客推定手法の有用性を示すために, 推定結果を用いて実際に来店促進施策を, 渋谷ヒカリエ ShinQs で実施した。本章では, 実施した来店促進施策と実施結果について述べる。

### 5.1 来店促進施策概要

対象とする顧客にテナントの新規開店及び新装開店に関する情報を「ショッぷらっと」アプリケーションの一機能であるノーティフィケーション機能を用いて配信し, その効果を観察した。配信した情報を図4に示す。

対象顧客は, 「ショッぷらっと」サービスを利用しており店舗チェックイン情報を保持しているが購買履歴情報を



図4 渋谷ヒカリエ ShinQs 配信情報

さらに「ショッぷらっと」サービスにおける過去1年分の店舗チェックイン履歴から, 渋谷ヒカリエ ShinQs のチェックインスポットでチェックインを行ったチェックイン履歴情報を保持している顧客を既存顧客 S, 保持していな

い顧客を新規顧客 S と定義する。既存顧客 S と新規顧客 S を区別して、比較評価を行うことで優良顧客推定手法の有効性が明らかにできる。表 3 に対象顧客の人数分布を示す。判定不可顧客は対象店舗内のスポットへ過去一年間に一度もチェックインを行っていない顧客である（学習データに用いた顧客により対象店舗内のチェックインスポットはすべてチェックインされている）ため、既存顧客 S は存在しない。

表 3 推定を行った顧客の分布

		人数(人)
最優良顧客	新規顧客 S	111
	既存顧客 S	516
一般顧客	新規顧客 S	11,397
	既存顧客 S	2,602
推定不可顧客	新規顧客 S	2,665

## 5.2 渋谷ヒカリエ ShinQs における来店促進施策の効果

本節では、渋谷ヒカリエ ShinQs における 4.2 節で述べた優良顧客推定手法を用いた利用促進施策の効果測定結果について述べる。効果は、配信情報の閲覧率と対象期間における来店率と配信情報の閲覧率を確認する。

購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報の両方を保持しており利用を許諾した 329 名と来店促進施策を実施するまでに新しく利用の許諾を行った 682 名を加えた 1,011 名に対して施策を実施し、閲覧率と来店率、渋谷ヒカリエ ShinQs の購買行動に限定した購買率を確認する。閲覧率は式(11)を用いて算出する。d は情報を配信した顧客の人数とし、e は配信した情報を閲覧した人数とする。来店率は式(12)を用いて算出する。g は配信した情報を閲覧してから対象店舗に来店した人数とする。配信した情報を閲覧せずに来店した場合や、対象店舗に来店した後に配信した情報を閲覧した場合は g の人数には含まれないことを注意する。購買率は式(13)を用いて算出する。b は配信した情報を閲覧してから来店し、対象店舗でクレジットカード決済により商品を購入した顧客の人数とする。

$$\text{閲覧率} = e / d \quad (11)$$

$$\text{来店率} = g / e \quad (12)$$

$$\text{購買率} = b / g \quad (13)$$

購買履歴を保持している顧客には、購買履歴を用いることで正確な優良顧客レベルを付与することができる。顧客の配信した情報の閲覧、店舗への来店、購買行動の有無を優良顧客レベル別に観察することで、優良顧客レベルの分類に期待できる有効性およびその程度を確認することがで

きる。購買履歴を用いて優良顧客レベルを付与した結果、最優良顧客は 305 名、一般顧客は 334 名であった。購買履歴を保持している顧客の効果検証結果を図 5 に示す。最優良顧客は、一般顧客よりも閲覧率が 7pt、来店率が 15pt、購買率が 26pt 高かった。この結果より最優良顧客は一般顧客よりも来店をして購買を行う顧客が多く所属していることが分かり、RFM 分析の有効性が確認された。

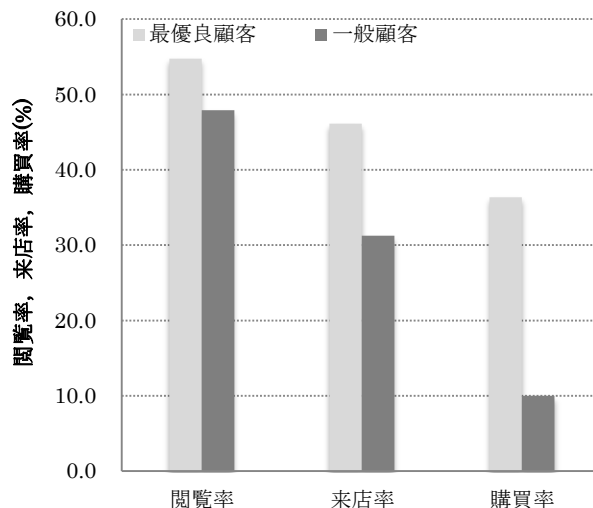


図 5 購買履歴情報保持顧客の閲覧率, 来店率, 購買率

次に 4.2 節で述べた優良顧客推定手法を用いて優良顧客レベルを推定した購買履歴情報を保持していない顧客 17,291 人に対する来店促進の効果検証結果を図 6, 図 7 に示す。図 6 は、新規顧客 S に対する効果検証結果である。最優良顧客の閲覧率は、一般顧客と比較すると 12pt、推定不可顧客は 19pt 高く、優良顧客レベルの中で最も高かった。一般顧客の閲覧率は推定不可顧客と比較して 7pt 高く、最優良顧客、一般顧客、推定不可顧客の順で閲覧率が高いことを確認した。また、最優良顧客の来店率は、一般顧客と比較して 5pt、推定不可顧客では 6pt 高かった。図 7 は、既存顧客 S の効果検証結果である。最優良顧客は、一般顧客と比較して閲覧率が 3pt、来店率が 18pt 高く、新規顧客 S と同様に最優良顧客の閲覧率、来店率が高い傾向を確認した。

最優良顧客の閲覧率、来店率が相対的に他より高かったことから、店舗チェックイン履歴を用いた優良顧客推定手法の有効性が実証された。さらには、最優良顧客は、新規顧客 S 既存顧客 S の双方において配信した情報を閲覧しやすく、情報を配信することによって来店しやすい傾向が得られた。また、新規顧客 S は既存顧客 S と比較して、最優良顧客でも閲覧率が 13pt、来店率が 29pt 低い傾向が確認できた。これにより、新規顧客の来店を促進することは、既存顧客の来店を促進することよりも難しいことも示された。

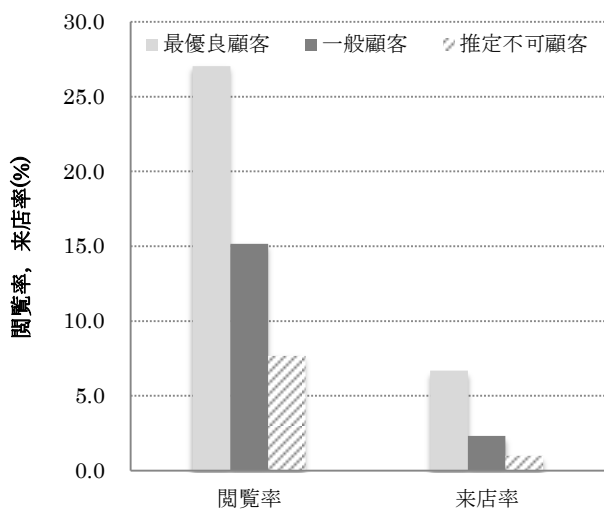


図6 新規顧客 S の閲覧率, 来店率

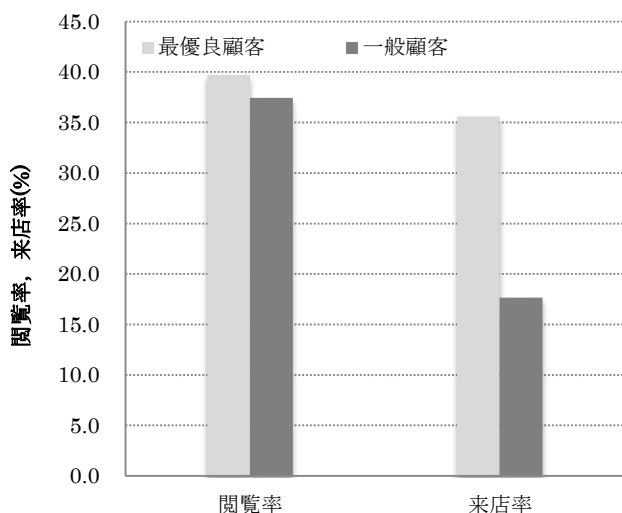


図7 既存顧客 S の閲覧率, 来店率

また、推定不可顧客は、閲覧率および来店率が他と比較して低い傾向が観察できる。この推定不可顧客とは、渋谷ヒカリエ ShinQs における最優良顧客および一般顧客がチェックインを行ったエリアで一度もチェックインを行っていない顧客であり、渋谷ヒカリエ ShinQs にとっての優良顧客にはなりにくいと考えられる。

## 6. 考察・議論

本研究では、RFM 分析により顧客の優良度の判定を行う際に、テナントの業態については考慮せず対象店舗における全購買を合算する形で用いた。このため現状では、渋谷ヒカリエ ShinQs 全体に対する最優良顧客を推定している形となるが、現実的には洋菓子を主に扱うテナントの最優良顧客が、服飾を主に扱うテナントの最優良顧客であるとは限らない。また、Recency, Frequency, Monetary の

各々において、取扱商材が異なるとその値(期間, 金額)の意味する優良度合いが大きく異なることが想定される。テナントの業態を考慮することにより、テナントレベルでの最優良顧客の推定が可能になると考える。今後は、テナントの業態を考慮して RFM 分析及び最優良顧客の推定を行いたい。これにより、テナントの業態による推定精度の差や推定精度を向上させる説明変数を明らかにできると考える。

さらには、本研究では最優良顧客 (RFM のいずれのスコアも高い顧客) を推定することを目的にして、優良顧客推定手法の提案を行った。しかしながら RFM 分析では、Recency, Frequency, Monetary の各スコア値を3次元空間として解釈し用いることで、より細かい優良顧客レベルへ分類することができ、例えば過去に最優良顧客であったが一定期間来店がない顧客(離反顧客)、最優良顧客と離反顧客の中間層を離反する可能性がある顧客等とも分類することができる。このため、本手法をより精緻にすることにより離反する可能性が高い顧客を推定して既存顧客の維持を目的とした施策を実施することや離反顧客の特徴を分析することによって離反傾向を明らかにすることが出来る可能性があるだろう。

## 7. おわりに

本研究では、購買履歴情報と店舗チェックイン履歴情報を使用し、購買履歴を保持していない顧客に対して店舗チェックイン履歴情報のみから対象店舗における優良顧客レベルを推定する手法の提案を行った。評価結果により、機械学習の手法を使用することで店舗チェックイン履歴情報から優良顧客を約 60%程度の精度にて推定できることが確認された。また、推定した優良顧客レベルが実際に施策等に有用であるかを実証するため、「ショッぷらっと」サービスの利用者から渋谷ヒカリエ ShinQs の最優良顧客を送客する来店促進施策を実施した。施策の効果測定結果より、優良顧客レベルの中で最優良顧客の閲覧率, 来店率が相対的に高かったことから店舗チェックイン履歴を用いた優良顧客推定手法の有効性を確認した。今後は、チェックインを行った時間や連続的な位置情報にも着目し、優良顧客の更なる推定精度の向上を目指していきたい。また、最優良顧客以外にも離反顧客、離反する可能性がある顧客等を対象として、分析及び施策等の実施していきたい。

**謝辞** 本研究を進めるにあたり、東京急行電鉄株式会社、東急カード株式会社及び株式会社東急百貨店からデータ提供や実証実験へのご協力、有益なコメントを頂いた。ここに記して感謝する。

## 参考文献

- [1] 森田哲明:ID 情報分析による顧客中心マーケティング: 顧客 ID をキーとしたビッグデータ活用戦略・施策立案と新たなビジネスの創出, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, vol.57.12, pp.673-682 (2012).
- [2] 共通ポイント Ponta (オンライン), 入手先 <http://www.ponta.jp/> (参照 2016/4/9)
- [3] T サイト(オンライン), 入手先 <http://t-site.jp/>(参照 2016/4/9)
- [4] 中村博之:データサイエンティストの虚像と実像~データ分析をビジネスに結びつけるための人材と体制~, 野村総合研究所 IT ロードマップセミナーAUTUMN2013 (2013).
- [5] 客ごとにクーポン発行 スリーエフ T カードの履歴分析, 日経 MJ(流通新聞) <https://messe.nikkei.co.jp/rt/i/news/112860.html> (参照 2016/4/9)
- [6] 横山隆治, 榎田良輝:リアル行動ターゲティング, 日経 BP 社 (2015).
- [7] 上田隆徳, 田島博和, 奥瀬喜之, 斉藤喜一:リテールデータ入門, 中央経済社, pp.105-112 (2014).
- [8] Manboubeh, K., Kiyana, Z., et al.: Estimating customer lifetime value based on RFM analysis of customer purchase behavior: Case study, Procedia Computer Science, Vol.3, pp.57-63 (2011).
- [9] 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: 経営の科学 vol.57.2, pp.63-69 (2012).
- [10] 安岡寛道:「ポイント・会員制サービス」入門, 東洋経済新報社 (2014).
- [11] 松本健, 西郷彰:データ解析コンペティション課題設定部門・EC サイト顧客の顧客セグメントの予測, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学 vol.58.2, pp.68-73 (2013).
- [12] 大畑善裕, 大野麻子, 山崎高弘, 常盤勲一郎:小売店の内側エリアにおける顧客の行動パターンと購買額に関する分析, 第 14 回情報科学技術フォーラム(FIT2015), pp.297-302 (2015).
- [13] 西田京介, 戸田浩之, 倉島健, 内山匡:確率的訪問 POI 分析時空間行動軌跡からのユーザモデリング, マルチメディア・分散協調とモバイルシンポジウム 2013, pp.334-345 (2013).
- [14] ショップらっと(オンライン), 入手先 <http://shoplat.net/> (参照 2016/3/24)
- [15] 東急カード(オンライン), 入手先 <http://www.topcard.co.jp/> (参照 2016/3/24)
- [16] Breiman, L.:Machine Learning, Kluwer Academic Publishers (2001).
- [17] C.M. ビジョップ:パターン認識と機械学習 上, 丸善出版 (2012).
- [18] C.M. ビジョップ:パターン認識と機械学習 下, 丸善出版 (2012).