情報処理学会論文誌 Vol.61 No.1 123–133 (Jan. 2020)

消費者行動モデルに基づく商業地域コミュニティにおけるポイント付与効果の分析

家入 祐也[1,a)] 中島 悠[2] 菱山 玲子[1]

受付日 2019年4月26日, 採録日 2019年9月11日

概要：ポイント制度の形態としては，各店舗が独自のポイントを用いる形態のほか，商業地域コミュニティに属するすべての店舗で共通のポイントを利用する形態も存在する．後者の形態による取り組みは，魅力があるものの知られていないような店舗を存続させるうえで重要な役割を果たす．このようなポイント制度を有効に活用するためには，商業地域コミュニティにおいて消費者はどのような行動をするか，を予測することが重要となる．しかし，周囲の店舗がどのようにポイントを付与しているかによって，ポイント付与による効果は大いに変化しうるため，その予測は難しい．そこで本研究では，各店舗に付与したポイント数を考慮した消費者行動モデルを提案する．そして，本モデルを用いたシミュレーションによって，先のような商業地域コミュニティにおける消費者行動を予測する．さらに，シミュレーションによる予測値を実社会で収集した実データと比較することで，提案モデルの妥当性について検証するとともに，ポイント付与手法の違いによって生じる消費者行動への影響について分析する．その結果として，提案モデルは，ポイント付与制度を適用しない場合と値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する場合において妥当であることを示すことができた．さらに，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する場合，消費者は店舗利用に際して金銭的コストや時間的コストがかからない店舗へ訪問する可能性があることが推測できた．

キーワード：ポイント付与手法，商業地域コミュニティ，消費者行動モデル，多項ロジットモデル，シミュレーション

Analysis of Point Granting Effect in Commercial Community Based on Consumer Behavior Model

Yuya Ieiri[1,a)] Yuu Nakajima[2] Reiko Hishiyama[1]

Received: April 26, 2019, Accepted: September 11, 2019

Abstract: As a form of point system, in addition to a form in which each store uses its own point system, there is also a form in which all stores belonging to the commercial community use the same point system. And the latter form has a a very important role in keeping stores that are attractive but unknown to everyone. Furthermore, in order to make effective use of such a point system, it is very important to predict the consumer behavior in such commercial community. So in our study, we propose the consumer behavior model considering points. And we simulate how consumers act in the commercial community introduced point system. Also we especially focus on the point granting method, and clarify how the difference among the point granting methods affects consumer behavior. Furthermore, by comparing the simulation value and the real data collected in the real world, we verify the validity of the proposed model. And also, we analyzed the influence of the difference of the point granting method by comparing the simulation results. As a result, we revealed that our proposed consumer behavior model is useful in the commercial community introduced point system based on the discount amount. And in the commercial community introduced point system based on the discount rate, it is confirmed that there is a tendency to visit stores that do not cost money or time.

Keywords: point granting effect, commercial community, consumer behavior model, multinomial logit model, simulation

© 2020 Information Processing Society of Japan

1. はじめに

近年，経済状況の変化により多くの店舗がロイヤルティ・プログラムを導入している．なかでもポイント制度に関しては，様々な研究 [1], [2] で有効な利用方法が考えられてきた．しかし，これらの取り組みにおける研究対象は，各店舗が独自のポイントを用いるという形態に限定されている．ポイント制度の形態は様々存在し，上記の形態とは別に，商業地域コミュニティに属するすべての店舗で共通のポイントを利用する，という形態も存在する [3], [4]．なお本研究では，商業地域コミュニティとは「共同体意識をもって商業活動を行う一定の地域」を指すものとする．後者のような形態は，商業地域コミュニティ自体によって，コミュニティ全体の活性化を目的として実践されることが多く，このような取り組みは，魅力があるものの知られていないような店舗を存続させるうえで重要な役割を果たす．

商業地域コミュニティに属するすべての店舗で共通のポイントを利用する，という形態のもとで，ポイント制度を有効に活用するためには，そのような商業地域コミュニティにおいて消費者はどのような行動をするか，を予測することが重要となる．しかし，周囲の店舗がどのようにポイントを付与しているかによって，ポイント付与による効果は大いに変化しうるため，その予測は難しい．そこで本研究では多項ロジットモデルを用いて，各店舗に付与したポイント数を考慮した消費者行動モデルを提案する．そして，本モデルを用いたシミュレーションによって，先のような商業地域コミュニティにおける消費者行動を予測する．さらに，シミュレーションによる予測値を実社会で収集した実データと比較することで，提案モデルの妥当性について検証するとともに，後述するポイント付与手法の違いによって生じる消費者行動への影響について分析する．この試みのために，本研究では以下の 3 点を行った．

- ポイントを考慮した消費者行動モデルの提案
- シミュレーション値と実データの比較による提案モデルの妥当性の検証
- ポイント付与手法の違いに着目した比較結果の分析

本研究では，早稲田大学に隣接した商業地域コミュニティで実際の消費者行動に関するデータを収集できた．そこで，その実データと提案モデルを用いたシミュレーションの結果を比較することによって，本目的の達成を試みる．

[1] 早稲田大学創造理工学研究科
Graduate School of Creative Science and Engineering, Waseda University, Shinjuku, Tokyo 169–8555, Japan
[2] 東邦大学理学部情報科学科
Faculty of Science, Department of Information Science, Toho University, Funabashi, Chiba 274–0072, Japan
[a)] ieyuharu@ruri.waseda.jp

2. 関連研究

多項ロジットモデルを用いた消費者行動モデルとして，Guadagni ら [5] は，珈琲におけるブランド選択を多項ロジットモデルで再現しており，Elshiewy ら [6] は，マーケティング分野で利用されている多項ロジットモデルについて広く説明している．なかでも，多項ロジットモデルを消費者の店舗選択行動に応用した研究も様々存在し，Thomas ら [7] は，多項ロジットモデルを消費者の店舗選択行動に適用することで，消費者の店舗選択に影響を与える店舗の形成要素の特定を試みている．そして櫻井ら [8] は，Thomas らの示した消費者行動モデルに抵抗要因を加えたうえで，商圏の分類を試みている．本研究は，これらの研究同様，多項ロジットモデルを利用して消費者の店舗選択行動をモデル化しているが，本研究で提案するモデルによってポイント制度が導入された商業地域コミュニティにおける消費者行動分析が可能であるという点で異なっている．

また，ポイントを考慮した行動モデルに関する研究も様々存在し，小川ら [9] は知識共有コミュニティにおいて，報酬制度を取り入れた利用者の行動モデルを構築している．なかでも特に，消費者行動に着目している研究として，藤田ら [10] は，会員サービスによる割引プログラムを考慮した消費者行動モデルの構築を試み，Tanaka ら [11] は，ポイント制度を考慮した消費者行動モデルを提案している．文献 [10], [11] は，本研究と同様に，ポイント制度による消費者行動の変化に着目しているが，本研究のような実データとの比較によるモデルの検証や，ポイント付与手法の違いによって生じる影響の分析には及んでいない．

3. ポイントを考慮した消費者行動モデル

3.1 ポイントの定義

ポイント付与手法と一口にいっても，実社会に則すとその手法は大きく 2 つ存在する．1 つ目は，ポイントを値引き額としてとらえた付与手法である．この手法では，店舗で支払った金額は関係なく，店舗で購入した事実に対してポイントが付与される[*1]．2 つ目は，ポイントを値引き率としてとらえた付与手法である．この手法では，店舗で支払った金額によってポイントが付与される[*2]．このことから本研究では，以下の 3 つの商業地域コミュニティにおけるポイント制度を想定し，これらのコミュニティにおける消費者行動の予測を目的とする．

(1) ポイント付与制度を適用しない商業地域コミュニティ
(2) 値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業

[*1] 例として，「ある百貨店において，百貨店の会員カードを，その会員の誕生月に提示すると，会計時にどの店舗でも一律 100 円分のポイントが付与される」というケースがあげられる．
[*2] 例として，「あるショッピングモールでは，会計時に会員カードを提示すると会計額の 1%分のポイントが付与される」というケースがあげられる．

© 2020 Information Processing Society of Japan

地域コミュニティ

(3) 値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティ

3.2 提案モデル

多項ロジットモデルは，選択肢が 3 つ以上存在する状態における離散選択モデルであり，Thomas ら [7] によって消費者 c が状況 s において店舗 o を選択する確率 $P(o,c,s)$ を以下のように定義されている．

$$P(o,c,s) = \frac{\exp(\mu \cdot V_{o,c,s})}{\sum_{o=1}^{|O|} \exp(\mu \cdot V_{o,c,s})}$$

ここで，μ は精度パラメータを，$V_{o,c,s}$ は状況 s 時における消費者 c の店舗 o への効用関数を，O は選択候補となる店舗 o の集合を示す．そして，状況 s を固定したとき，消費者 c の店舗 o への効用関数 $V_{o,c}$ は次のように表現される．

$$V_{o,c} = \sum_{k=1}^{|K|} \beta_{k,c} \cdot X_{o,k,c} \tag{1}$$

ここで，k は評価指標を指し K は考慮する評価指標の集合を示す．そして，$\beta_{k,c}$ は消費者 c の評価指標 k に対する重み付けを示し，$X_{o,k,c}$ は消費者 c から見た店舗 o の評価指標 k における評価値を示している．

なお本研究では，消費者行動モデルの利用によって，商業地域コミュニティにおける消費者行動の予測を試みている．特に商業地域コミュニティのような，持続的な需要創造が求められる状況では，セグメンテーションされた消費者集団における消費者行動予測が重要となる．これは石垣ら [12] が，顧客をセグメント化し，各顧客カテゴリに適したサービス提供を実施することが持続可能な需要創造につながることを示していることからも，その重要性がうかがわれる．そこで本研究では，先の消費者行動モデルにおける消費者 c を，顧客属性 a を有する消費者集団 G_a とする．

また櫻井ら [8] は，式 (1) が示す効用関数 $V_{o,c}$ に抵抗的な要因として距離を考慮した．しかし，店舗選択のうえで抵抗的な要因は距離以外にも複数存在すると考えられるうえに，本研究では特に，ポイント付与制度を適用するか否かという違いや，ポイント付与手法の違いを反映できる行動モデルが必要となる．

以上のことから，本研究における，顧客属性 a を有する消費者集団 G_a の店舗 o への効用関数 V_{o,G_a} を，複数の魅力的な要因による効用関数と複数の抵抗的な要因による効用関数の差で形成される基本項にポイントによって追加される魅力的な要因を足し合わせることによって定義されるものとした．そして，効用関数 V_{o,G_a} を構成する評価指標 k のうち，魅力的な要因となりうる要素 (Positive Elements) の集合を P，抵抗的な要因となりうる要素 (Negative Elements) の集合を N とする．

なお本研究では，顧客属性 a を有する消費者集団 G_a から見た店舗 o の評価指標 k に対する 5 段階評価 (1–5) を収集し，その平均値を X_{o,k,G_a} とする．その一方で，消費者集団 G_a から見た店舗 o のポイントに対する評価 X_{o,po,G_a} は直接的に消費者集団 G_a の利得に影響するため，5 段階による評価ではその影響を考慮するのは難しいと考えられる．そこで本研究では，X_{o,k,G_a} における値域が $1 \leq X_{o,k,G_a} \leq 5$ であるのとは異なり，X_{o,po,G_a} における値域を $1 \leq X_{o,po,G_a}$ として，ポイント数自体を X_{o,po,G_a} とすることで，ポイントの影響を考慮する[*3]．なおこの値域の違いの妥当性については，5 章で検証する．

また，式 (1) における $\beta_{k,c}$ を推定するためには，消費者行動に関する十分な量のデータが必要である．そのため，消費者行動に関する十分な量のデータが準備できない場合，消費者行動の予測は難しい．そこで本研究では，式 (1) における $\beta_{k,c}$ が，消費者 c がどれほど評価指標 k を重要視しているかを示している点に着目し，消費者へのアンケート調査のみの結果をもとに評価指標 k の重み付けを行う．

このとき，消費者集団 G_a の中で，ある評価指標 k を重要と感じている消費者の集合を $M_{G_a,k}$ とする．なお，消費者集団 G_a の中で，ポイントを重要と感じている消費者の集合は $M_{G_a,po}$ と示すものとする．ここで，消費者集団 G_a がどれほど評価指標 k を重要視しているかを示す重み付け $W_{G_a,k}$ を以下のように定義し，これが式 (1) における $\beta_{k,c}$ と同等の役割を果たすとする．なお，$M_{G_a,po}$ については，ポイントが一般的に将来得られるであろう金銭的価値を反映していることから，ポイントという要素を魅力的な要因となりうる要素として扱うものとする．

$$W_{G_a,k} = \begin{cases} \frac{|M_{G_a,k}|}{\sum_{k \in P} |M_{G_a,k}| + |M_{G_a,po}|} & (\text{if } k \in P) \\ \\ \frac{|M_{G_a,k}|}{\sum_{k \in N} |M_{G_a,k}|} & (\text{if } k \in N) \end{cases}$$

また，消費者集団 G_a がどれほどポイントを重要視しているかを示す重み付け $W_{G_a,po}$ を以下のように定義する．

$$W_{G_a,po} = \frac{|M_{G_a,po}|}{\sum_{k \in P} |M_{G_a,k}| + |M_{G_a,po}|}$$

そして，効用関数 V_{o,G_a} における基本項を $Base_{o,G_a}$ とし，これを以下のように定義する．

$$Base_{o,G_a} = \sum_{k \in P} W_{G_a,k} \cdot X_{o,k,G_a} - \sum_{k \in N} W_{G_a,k} \cdot X_{o,k,G_a}$$

*3 たとえば，ある商品を 500 円で販売している店舗 A と店舗 B が並んで存在し，これらの店舗間の違いは付与するポイント数だけであるという状況を想定する．そして，店舗 A ではこの商品の購入によって 10 円分のポイントが獲得できるのに対し，店舗 B ではこの商品の購入によって 250 円分のポイントが獲得できるとする．このとき，ほとんどの消費者は店舗 B を利用すると考えられる．これより，ポイントの影響は消費者の利得に直接的に大きく影響すると考えられ，この獲得ポイントの差をある値域に収めるのは難しいと考えられるため，このような値域とした．

© 2020 Information Processing Society of Japan

以上より本研究では，各店舗に付与したポイント数を考慮した消費者行動モデルとして以下のモデル（以降，提案モデルとする）を利用する．

$$P(o, G_a, s) = \frac{\exp(\mu \cdot V_{o,G_a,s})}{\sum_{o=1}^{|O|} \exp(\mu \cdot V_{o,G_a,s})}$$

$$V_{o,G_a} = Base_{o,G_a} + W_{G_a,po} \cdot X_{o,po,G_a}$$

4. 実データの収集

本章では，提案モデルの妥当性を検証するために収集したデータについて説明する．なお，提案モデルにおける消費者の店舗選択確率は，店舗 o，消費者集団 G_a，状況 s に依存する．そこで本研究では，消費者集団 G_a を固定するために同属性の消費者集団を，状況 s を固定するために，分析対象とする店舗 o を同性質の店舗[*4]とし，以降で扱う消費者の店舗選択確率を示す消費者行動モデルは，提案モデルのうち，消費者集団 G_a，状況 s を固定した次のようなものとする．

$$P(o) = \frac{\exp(\mu \cdot V_o)}{\sum_{o=1}^{|O|} \exp(\mu \cdot V_o)}$$

$$V_o = Base_o + W_{po} \cdot X_{o,po}$$

$$Base_o = \sum_{k \in P} W_k \cdot X_{o,k} - \sum_{k \in N} W_k \cdot X_{o,k}$$

このとき，基本項のみからなる消費者行動モデルによるシミュレーションによって，ポイント付与制度を適用しない商業地域コミュニティにおける消費者行動を予測することができる．そして，提案モデルにポイント部分を追加した消費者行動モデルによるシミュレーションによって，ポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティにおける消費者行動を再現することができる．

また，各店舗の店舗選択確率を決定するための評価指標 k を Ieiri ら [13] [*5]に基づいて，魅力的な要因となりうる要素として 3 つ，抵抗的な要因となりうる要素として 3 つ，の計 6 つを選定した．以下に 6 つの評価要素を記す．なお，$P = \{k \mid k = 1, 2, 3\}$，$N = \{k \mid k = 4, 5, 6\}$ とする．

$k = 1$：なじみ具合・気楽さ
$k = 2$：立地条件の良さ
$k = 3$：店舗ジャンルの入りやすさ
$k = 4$：価格の高さの妥当さ
$k = 5$：店舗内の様子の分かりにくさ
$k = 6$：予測される入店後の居心地の悪さ

なお，これら 6 項目と店舗選択について述べられている文献は他にも存在する．魅力的な要因となりうる要素について，小崎 [14] は，気楽（$k = 1$）に訪れることのできる店舗が高評価につながることを述べ，またその店舗がどのような立地条件（$k = 2$）にあるかは，店舗の評価に大きな影響を与えることを明らかにしている．また，太幡ら [15] は店舗の業種（$k = 3$）とファサード構成に関連性があることを示し，小坂ら [16] は店舗のファサード構成と店舗の入りやすさに関係性があることを示している．そして抵抗的な要因となりうる要素について，山本ら [17] によって，店舗の商品の価格帯（$k = 4$）をはじめとして，店舗内の様子が外から見てどの程度分かるか（$k = 5$），予測される入店後の居心地はどうか（$k = 6$），等の要素が，店舗の入りにくさに影響していることが明らかにされている．

表 1 各評価指標 k における重み付け W_k と W_{po}
Table 1 W_k and W_{po} for each evaluation index k.

評価指標	人数（人）	重み付け W（po 考慮あり）	重み付け W（po 考慮なし）
$k = 1$	38	0.373	0.413
$k = 2$	23	0.225	0.250
$k = 3$	31	0.304	0.337
$k = 4$	25	0.278	0.278
$k = 5$	30	0.333	0.333
$k = 6$	35	0.389	0.389
po	10	0.098	-

4.1 提案モデルの導出に必要なデータの収集

本研究で対象とする商業地域コミュニティは，早稲田大学理工学術院に隣接する複数の商店街とし，消費者属性を大学生，店舗の性質を飲食物を販売している店舗として，対象とする商業地域コミュニティに属し，飲食物を販売している 14 店舗を実験対象店舗とした．

W_k や W_{po} を導出するために，6 つの評価指標 k とポイントの，計 7 つの評価指標の重み付けのために SNS を用いて不特定多数の早稲田大学に属する大学生男女に対して任意でアンケートへの回答を依頼し，集合 P に属する 3 つの評価指標とポイントの計 4 つの評価指標のうち店舗選択のうえで重要であると思う評価指標は何か，集合 N に属する 3 つの評価指標のうち店舗選択のうえで抵抗になると思う評価指標は何か，を複数回答可能で尋ね，結果として大学生 45 人分のアンケート結果を収集した．本調査によって導出された各評価指標における重み付け W_k，W_{po} を**表 1** にまとめる[*6]．なお，ポイントを考慮しない場合の重み付

*4 同性質の店舗とは，飲食物を販売している店舗，洋服を売っている店舗，等同じ業種業態の店舗を指す．

*5 文献 [13] は，ポイント付与による商業地域コミュニティの活性化を試みた研究である．本稿は文献 [13] のデータをもとに，ポイント付与が十分に浸透している商業地域コミュニティにおける，ポイントを考慮した消費者行動モデルの妥当性の検証やポイント付与手法の違いによって生じる消費者行動への影響に関する分析を加えたものである．

*6 なお，特定のなじみのある店舗での購入を優先しポイントの影響を受けにくい，特定の店舗の常連となっているような消費者集団を対象にした場合，店舗へのなじみ具合の重み付けを示す W_1 が大きく，店舗のポイントの重み付けを示す W_{po} が小さいことが予測される．

© 2020 Information Processing Society of Japan

表 2 各店舗の評価値 $X_{o,k}$
Table 2 Evaluation value $X_{o,k}$ of each store.

店舗	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$	$k=6$
店舗 1	3.294	3.471	4.294	2.765	2.176	2.824
店舗 2	3.882	2.235	4.588	2.588	2.765	2.412
店舗 3	4.471	1.765	4.235	1.765	1.353	1.824
店舗 4	2.176	2.353	3.588	2.706	4.706	2.353
店舗 5	1.941	2.176	3.118	3.235	4.529	2.824
店舗 6	2.882	1.824	3.529	2.941	2.176	2.412
店舗 7	2.941	2.353	3.118	2.706	2.412	2.765
店舗 8	2.647	2.412	4.000	3.765	2.000	2.647
店舗 9	3.118	3.588	4.471	2.941	3.765	2.765
店舗 10	4.000	4.529	4.588	2.588	3.059	1.882
店舗 11	4.294	4.824	4.824	2.294	1.588	2.118
店舗 12	2.706	2.941	3.706	3.412	3.765	2.235
店舗 13	3.706	2.294	4.235	2.941	1.706	2.059
店舗 14	4.882	4.235	4.882	1.941	1.353	1.706

け W_k は，ポイント付与制度を適用しない商業地域コミュニティにおける消費者行動を予測する際に利用する．

また，各店舗の評価値 $X_{o,k}$ を導出するために対象店舗の評価指標における評価値を求めるためのフィールド調査を早稲田大学の学生 17 人（うち，男性 15 人，女性 2 人）の協力のもとに実施し，対象店舗における 6 つの評価指標について 5 段階評価を行った．そして各店舗における 17 人分の評価値の平均値をとり $X_{o,k}$ とした．本調査によって導出された各店舗の評価値 $X_{o,k}$ を**表 2** にまとめる[*7]．

ここで，導出された各店舗の評価値 $X_{o,k}$ を用いて，6 つの評価指標間における相関関係の有無を明らかにするために，有意水準 5%で Bonferroni 補正を施した相関分析を行った．その結果，$k=1$ の評価値と $k=3$ の評価値の間に有意な正の相関関係があり，$k=1$ の評価値と $k=4,5,6$ の評価値の間には有意な負の相関関係が存在した．これより，対象とした商店街の店舗群では，「なじみ具合・気楽さ」の評価値が高い店舗は，「店舗ジャンルの入りやすさ」の評価値が高く，「価格の高さの妥当さ」「店舗内の様子の分かりにくさ」「予測される入店後の居心地の悪さ」の評価値が低い傾向にあるといえる．

4.2 シミュレーション値との比較に必要なデータの収集

本節では，提案モデルを用いたシミュレーションに必要なデータと，そのシミュレーション値と比較する実データを収集するために実施した作業について説明する．本研究では，先と同じ商業地域コミュニティで早稲田大学関係者[*8]をターゲットとした地域活性化イベント「MyShop 発見ツアー [13]」を実施した．

本イベントは，対象とした商業地域コミュニティにおける，魅力があるものの知られていないような店舗への初来店を促すことを目的としたイベントであり，各店舗の選択確率をポイントで調整することによって商業地域コミュニティの活性化を試みたイベントである．商業地域コミュニティの活性化を試みた支援策としてのイベント形態も様々存在し，購買行動が生じるイベントとしては，同一店舗の複数回利用を認める場合と認めない場合が存在する[*9]．ここで，本イベントは後者の場合にあたり，イベント期間中に各店舗で何かサービスを受けると 1 店舗あたり 1 回ポイントを獲得することができ，50 ポイントためるごとにイベント参加店舗で利用できる 500 円分の金券と交換が可能である，というものであった．

これより，本イベントで収集したデータは，以下の 2 つの条件下における実データといえる．

- 商業地域コミュニティに属するすべての店舗で共通のポイントシステムを採用している．
- 同一店舗の複数回利用を認めないような商業地域コミュニティ支援策である．

本研究では，特に上記のような実データとシミュレーション値の比較を行う．

なお，本イベントでは，消費者に対して様々な店舗へ足を運んでもらうことを目的としている．そのため，各店舗の V_o が均一になるよう，すなわち $V_o = \max\{Base_o\}$ となるように，$X_{o,po}$ を定め，店舗 o で実際に獲得できるポイント数は，イベントを簡単にするために $X_{o,po}$ に最も近い 5 以上の 5 の倍数とし，このときの各店舗のポイント数を $POINT_{Amount,o}$ とする．なお，$X_{o,po}$ の最小値は 1 とした．ここで，$\max\{Base_o\}$ は対象とする店舗の $Base_o$ の値のうち最大値を示す．このとき，各店舗で支払った金額を考慮せずに獲得ポイント数が決まっているため，本イベントにおけるポイント付与手法は，値引き額に基づいたポイント付与手法であるといえる．

$$X_{o,po} = \frac{\max\{Base_o\} + W_{po} - Base_o}{W_{po}}$$

また，本イベント終了後，利用した街歩きアプリ [18] のログ収集によって，イベント参加者の各店舗への総被訪問回数を集計した．イベント参加者の各イベント参加店舗での総購買回数は 65 回，イベントで配布した金券の総利用

*7 4.1 節で示すように，本研究では分析対象とする店舗をすべて，飲食物を販売している店舗に限定していた．そのため，評価指標の 1 つである「店舗ジャンルの入りやすさ」については，他の魅力的な要因となりうる要素に比べて店舗間の評価値の差は小さくなったと考えられる．なお $X_{o,3}$ が 14 店舗中で最大値となった店舗 14 はコンビニエンスストアであり，$X_{o,3}$ が 14 店舗中で最小値となった店舗 5 と店舗 7 はそれぞれイタリア料理店と和菓子屋であった．

*8 イベントの広報にあたり大学内でチラシの配布やポスターの掲示を行った．そのため，大学生がイベント参加者の中心と考えられるが，大学の職員等がイベントに参加した可能性も存在するため，「大学関係者」という表現とした．

*9 同一店舗の複数回利用を認める場合のイベント例としては，各店舗での購買行動によって福引券等を獲得できるというものがあげられる．また，同一店舗の複数回利用を認めない場合のイベント例としては，各店舗での購買行動によってスタンプが 1 回もらえるようなスタンプラリー形式のものがあげられる．

© 2020 Information Processing Society of Japan

表 3 収集できたデータ一覧
Table 3 List of collected data.

店舗 o	金券枚数（枚）	被訪問回数（回）	$POINT_{Amount,o}$（pt）	$PRICE_o$（円）	$POINT_{Rate,o}$（pt）	$POINT'_{Rate,o}$（pt）
1	3	0	20	800	25	14
2	15	3	20	760	26	15
3	18	8	10	260	38	22
4	9	4	35	800	44	25
5	0	0	40	700	57	33
6	0	2	25	350	71	41
7	4	14	30	107	280	160
8	27	0	30	1,080	28	16
9	7	0	25	760	33	19
10	65	1	10	820	12	7
11	32	0	5	570	9	5
12	0	0	30	1,800	17	10
13	9	12	20	300	67	38
14	97	8	5	180	28	16
総計	286	52	-	-	-	-

枚数は 312 枚であった．中でも，本研究で対象としている 14 店舗では，イベント期間中におけるイベント参加者の被訪問回数は 52 回，金券の総利用枚数は 286 枚であった．

ここで，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティにおける実データは，ポイントを考慮しているとき，すなわちイベント期間中のイベント参加者による被訪問回数であり，ポイント付与制度を適用しない商業地域コミュニティにおける実データは，各店舗における金券利用枚数と見なすことができる．そのため，基本項のみを考慮した消費者行動モデルを用いたシミュレーション値と各店舗における金券利用枚数を比較し，値引き額に基づいたポイントを考慮した消費者行動モデル，すなわち $X_{o,po}$ に $POINT_{Amount,o}$ を代入して導出された消費者行動モデルを用いたシミュレーション値とイベント期間中のイベント参加者による被訪問回数を比較することによって，提案モデルの妥当性について検証する．

さらに，このイベントにおいて各店舗で獲得できるポイント数を値引き率に基づいたポイントに変換する．それを $X_{o,po}$ に代入することによって導出された消費者行動モデルを用いたシミュレーション値とイベント期間中のイベント参加者による被訪問回数を比較することで，値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティにおける消費者行動モデルの妥当性を検証する．そこで，その変換方法について説明する．本研究では，各店舗の店主へのヒアリングによって最も売れている商品は何かを調査し，各店舗の売れ筋商品を決定した．そして，その売れ筋商品の値段を基準として各店舗における値引き率に基づいたポイントを算出した．詳細な方法について以下に示す．

各店舗における売れ筋商品の値段を $PRICE_o$ とする．このとき，本イベントでは 1 ポイントが 10 円分の価値であることから，値引き率に基づいたポイント数 $POINT_{Rate,o}$ は次のように求められる．

$$POINT_{Rate,o} = \frac{POINT_{Rate,o} \cdot 10}{PRICE_o} \cdot 100$$

そして，$POINT_{Amount,o}$ と $POINT_{Rate,o}$ の最小値を 5 に統一するため，$POINT_{Rate,o}$ を以下のように正規化する．なお，$\min\{POINT_{Rate,o}\}$ は $POINT_{Rate,o}$ の最小値を示す．

$$POINT'_{Rate,o} = \alpha \cdot POINT_{Rate,o}$$

$$\alpha = \frac{5}{\min\{POINT_{Rate,o}\}}$$

そして，このように正規化された $POINT'_{Rate,o}$ を $X_{o,po}$ に代入した消費者行動モデルを用いて導出されたシミュレーション値とイベント期間中のイベント参加者による被訪問回数を比較することで，値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティにおける消費者行動モデルの妥当性を検証する．

本節によって収集できた，各店舗で利用された金券枚数，イベント期間中におけるイベント参加者の被訪問回数，$POINT_{Amount,o}$, $PRICE_o$, $POINT_{Rate,o}$, $POINT'_{Rate,o}$ を表 3 にまとめる．

5. シミュレーション実験と実データとの比較

5.1 シミュレーション条件

本シミュレーション実験では，提案モデルを消費者の店舗選択行動を表現する数理モデルとし，消費者の店舗選択は 1 回限りとする．また，対象とする店舗や，W_k，$X_{o,k}$ の値は，4 章と同様とし，本シミュレーション実験では，提案モデルのパラメータ μ を 0 から 1 まで 0.05 間隔で変化させ，それぞれ試行を 30 回繰り返し，その 30 回の試行

© 2020 Information Processing Society of Japan

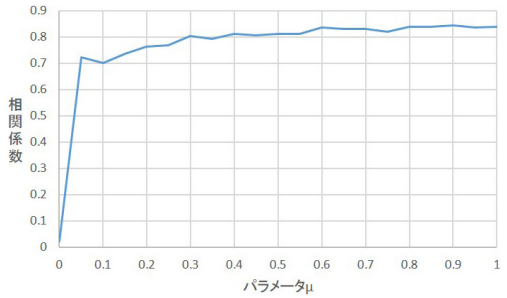

図 1　パラメータ μ を変化させたときの相関係数の変化（ポイント付与制度を適用しない場合）

Fig. 1　Change in correlation coefficient when parameter μ is changed (when point system is not introduced).

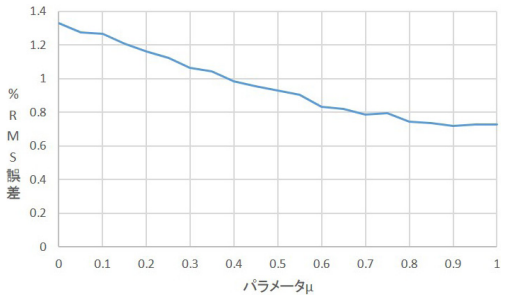

図 2　パラメータ μ を変化させたときの%RMS 誤差の変化（ポイント付与制度を適用しない場合）

Fig. 2　Change in %RMS error when parameter μ is changed (when point system is not introduced).

それぞれにおける集客数の平均値を評価する集客数として実データとの比較を行う．

そして，実データとの比較については，相関係数と%RMS 誤差によって評価する．なお，%RMS 誤差とは，実データに対する実データとシミュレーション値の誤差の平均を示しており，以下のように示すことができる．

$$E = \frac{\sqrt{\frac{\sum(P_i - A_i)^2}{n}}}{A_{ave}}$$

ここで，E は%RMS 誤差，n はサンプル数，P_i はシミュレーション実験によって予測される各店舗の被訪問回数の予測値を示し，A_i は実データの値，A_{ave} はその平均を示している．

5.2　提案モデルの妥当性の検証

5.2.1　ポイント付与制度を適用しない商業地域コミュニティの場合

各店舗における金券利用枚数を実データとし，シミュレーション値と比較する．対象とする 14 店舗において，金券の総利用枚数は 286 枚であったことから，本シミュレーション実験では消費者の数 $n = 286$ とする．

パラメータ μ を 0 から 1 まで 0.05 間隔で変化させたとき，ピアソンの積率相関係数と%RMS 誤差はそれぞれ**図 1**，**図 2** のように変化した．ここで，$\mu = 0.9$ のとき，図 1 より相関係数が最大で，図 2 より%RMS 誤差は最小となり，$\mu = 0.9$ のときが最適であると分かる．このとき，相関係数が最大値で 0.84，%RMS 誤差は最小値で 0.72 となり良好な値を示した．なお，相関係数の有意性の検定を行ったところ，1%の水準で有意であることが確認できた．以上より，ポイント付与制度を適用しない商業地域コミュニティの場合，提案モデルは妥当であることが明らかになった．

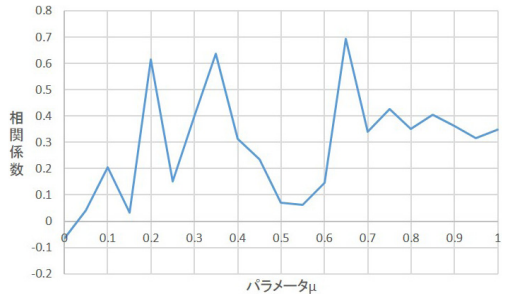

図 3　パラメータ μ を変化させたときの相関係数の変化（値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する場合）

Fig. 3　Change in correlation coefficient when parameter μ is changed (when point system based on the discount amount is introduced).

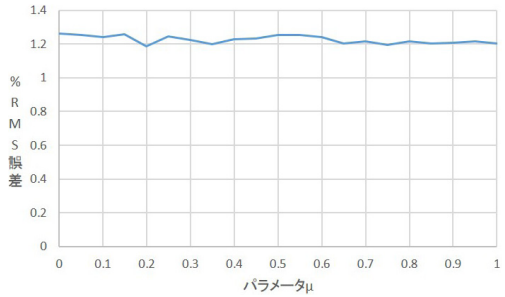

図 4　パラメータ μ を変化させたときの%RMS 誤差の変化（値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する場合）

Fig. 4　Change in %RMS error when parameter μ is changed (when point system based on the discount amount is introduced).

5.2.2　値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合

値引き額に基づいたポイントを付与した場合について，イベント期間中のイベント参加者による各店舗の被訪問回数を実データとし，シミュレーション値と比較する．対象とする 14 店舗において，イベント期間中のイベント参加者による被訪問回数は 52 回であったことから，本シミュレーション実験では消費者の数 $n = 52$ とする．

パラメータ μ を 0 から 1 まで 0.05 間隔で変化させたとき，ピアソンの積率相関係数と%RMS 誤差はそれぞれ**図 3**，**図 4** のように変化した．これらより，相関係数は μ の変化によって大きく変化しており，シミュレーション値と実データにはほとんど相関関係がみられないことが分かる．これより，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合，提案モデルは妥当とはい

© 2020 Information Processing Society of Japan

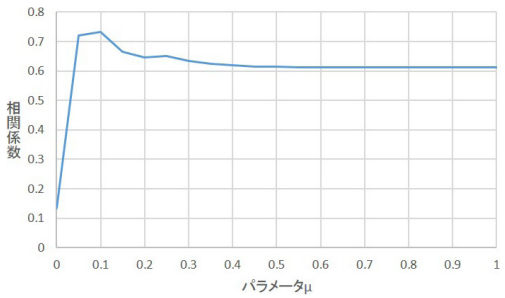

図 5　パラメータ μ を変化させたときの相関係数の変化（値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する場合）

Fig. 5　Change in correlation coefficient when parameter μ is changed (when point system based on the discount rate is introduced).

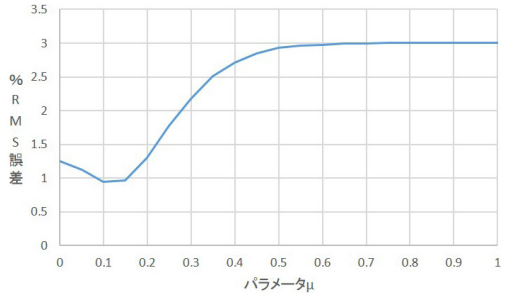

図 6　パラメータ μ を変化させたときの%RMS 誤差の変化（値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する場合）

Fig. 6　Change in %RMS error when parameter μ is changed (when point system based on the discount rate is introduced).

えないことが確認できた．

5.2.3　値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合

値引き率に基づいたポイントを付与した場合についてイベント期間中のイベント参加者による各店舗の被訪問回数を実データとし，シミュレーション値と比較する．対象としている 14 店舗において，イベント期間中のイベント参加者による被訪問回数は 52 回であったことから，本シミュレーション実験では消費者の数 $n = 52$ とする．

パラメータ μ を 0 から 1 まで 0.05 間隔で変化させたとき，ピアソンの積率相関係数と%RMS 誤差はそれぞれ**図 5**，**図 6** のように変化した．ここで，$\mu = 0.1$ のとき，図 5 より相関係数が最大で 0.73，図 6 より%RMS 誤差は最小で 0.95 となり，$\mu = 0.1$ のときが最適であると分かる．なお，相関係数の有意性の検定を行ったところ，1%の水準で有意であることが確認できた．以上より，値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合，提案モデルは妥当であることが示された．

5.3　ポイント付与手法の違いによる影響

提案モデルを用いたシミュレーションによる予測では，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合の消費者行動を説明することは難しかった．そこで本節では，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合の消費者行動の特徴について考察する．

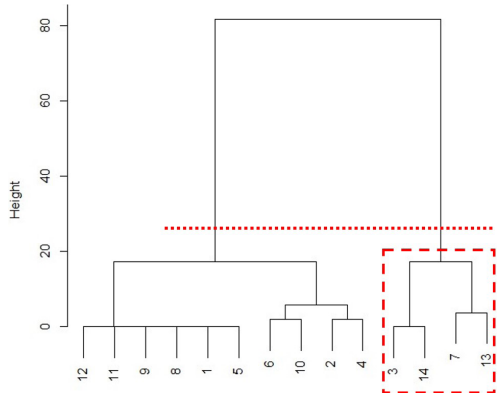

図 7　被訪問回数に着目したクラスタリング分析の結果

Fig. 7　Results of clustering analysis focusing on the number of visits.

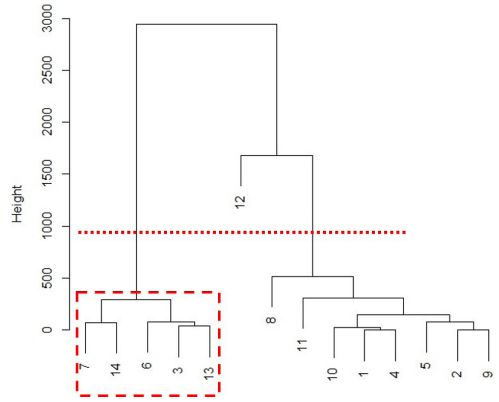

図 8　売れ筋商品の値段に着目したクラスタリング分析の結果

Fig. 8　Results of clustering analysis focusing on the price of popular products.

まず，先のような商業地域コミュニティにおいて，消費者はどのような店舗を選択していたかについて確認する．そこで，イベント参加者の各店舗の被訪問回数を変数として，分析対象の 14 店舗に対してウォード法を用いて階層的クラスタリングを行った．その結果を**図 7** に示す．なお，横軸の各番号は店舗番号を示している．

これと表 3 より，店舗 3，7，13，14 でイベント参加者の被訪問回数が多かったことがうかがわれる．ここで，これら 14 店舗における売れ筋商品の値段に着目して，売れ筋商品の値段を変数として，分析対象の 14 店舗に対してウォード法を用いて階層的クラスタリングを行う．その結果を**図 8** に示す．なお，図 7 と同様，各番号は店舗番号を示している．

これと表 3 より，店舗 3，6，7，13，14 の店舗の売れ筋商品は他の店舗に比べて安価であることが確認できる．以上のことから，値引き額に基づいたポイント付与制度を適

© 2020 Information Processing Society of Japan

表 4　$POINT_{Amount,o}$ と $POINT'_{Rate,o}$ の 5 段階評価
Table 4　5 levels evaluation of $POINT_{Amount,o}$ and $POINT'_{Rate,o}$.

店舗 o	$POINT_{Amount,o}$（pt）	5 段階に修正した $POINT_{Amount,o}$	$POINT'_{Rate,o}$（pt）	5 段階に修正した $POINT'_{Rate,o}$
1	20	2	14	2
2	20	2	15	2
3	10	1	22	3
4	35	5	25	3
5	40	5	33	4
6	25	3	41	4
7	30	4	160	5
8	30	4	16	2
9	25	3	19	3
10	10	1	7	1
11	5	1	5	1
12	30	4	10	1
13	20	2	38	4
14	5	1	16	2

用する商業地域コミュニティの場合の消費者行動では，販売物の単価が比較的安価な店舗に訪問しやすくなるという特徴がうかがわれる．しかし，店舗 6 ではイベント参加者の被訪問回数が多いとはいえないことから，販売物の単価が比較的安価という条件は値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合の消費者行動を説明するうえでの十分条件にとどまってしまう．

そこで，これらの店舗業態に着目し，店舗利用に際して店内での飲食が必要かどうか，について確認した．このとき，これら 14 店舗のうち店舗 3，7，13，14 のみが店内での飲食を必要としない店であり，これはすなわち，ポイント獲得に時間的コストが低いと予測される店舗を選択する傾向があることを示している．以上のことから，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合の消費者行動では，本実験における対象地域の消費者セグメントの場合，ポイント獲得に際して金銭的コストや時間的コストのかからない店舗への訪問が多くなるのではないかと推測される．

5.4　$X_{o,po}$ の値域に関する妥当性の検証

本研究の提案モデルでは，$X_{o,k}$ における値域を $1 \leq X_{o,k} \leq 5$，$X_{o,po}$ における値域を $1 \leq X_{o,po}$ とした．そしてこのとき，値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合では，提案モデルが妥当であることが示された．そこで本節では，$X_{o,po}$ の値域の妥当性を示すために，$X_{o,po}$ の値域を $1 \leq X_{o,po} \leq 5$ としたときに，提案モデルの妥当性はどのように変化するかについて検証する．

まず，表 3 における $POINT_{Amount,o}$ と $POINT'_{Rate,o}$ を 5 段階に分類する．各店舗における $POINT_{Amount,o}$ をウォード法を用いて階層的クラスタリングした結果を**図 9** に，各店舗における $POINT'_{Rate,o}$ をウォード法を用いて

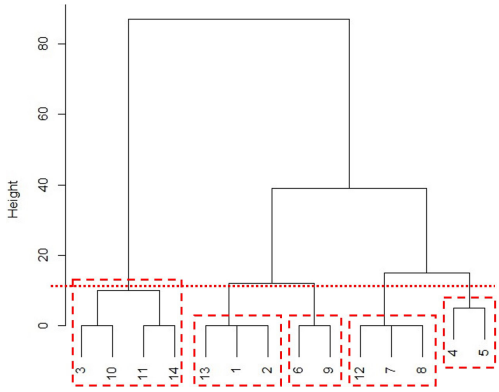

図 9　$POINT_{Amount,o}$ の分類
Fig. 9　Classification of $POINT_{Amount,o}$.

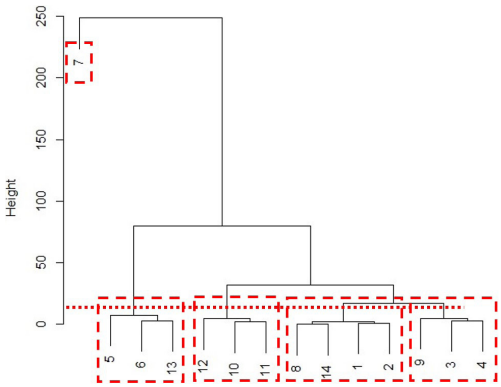

図 10　$POINT'_{Rate,o}$ の分類
Fig. 10　Classification of $POINT'_{Rate,o}$.

階層的クラスタリングした結果を**図 10** に示す．

これらのクラスタリング結果をもとに，$POINT_{Amount,o}$ と $POINT'_{Rate,o}$ を 5 つのグループに分け，これらのポイント数を $X_{o,k}$ の値域に対応するように 5 段階評価に変更する．各店舗における $POINT_{Amount,o}$ と $POINT'_{Rate,o}$ を 5 段階評価に変更した結果を**表 4** にまとめる．そして，

© 2020 Information Processing Society of Japan

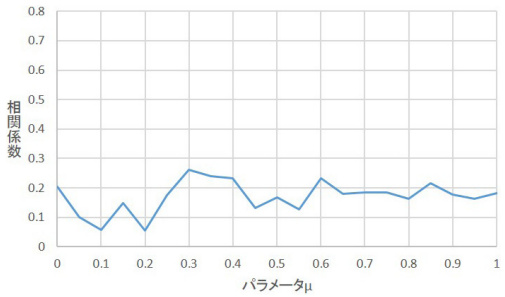

図 11　パラメータ μ を変化させたときの相関係数の変化（5 段階に修正した $POINT_{Amount,o}$ の場合）

Fig. 11　Change in correlation coefficient when parameter μ is changed (in case of $POINT_{Amount,o}$ modified to 5 levels).

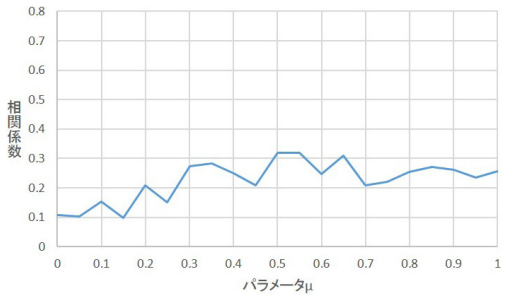

図 12　パラメータ μ を変化させたときの相関係数の変化（5 段階に修正した $POINT'_{Rate,o}$ の場合）

Fig. 12　Change in %RMS error when parameter μ is changed (in case of $POINT'_{Rate,o}$ modified to 5 levels).

この 5 段階に修正した各店舗のポイントを $X_{o,po}$ に代入して，再度シミュレーションを行い，5.2.2 項と 5.2.3 項のように実データと比較することによって，提案モデルの妥当性を確認する．

$X_{o,po}$ に 5 段階に修正した $POINT_{Amount,o}$ を代入した提案モデルを用いて導出したシミュレーション値とイベント期間中のイベント参加者による被訪問回数を，5.2.2 項と同様に比較する．パラメータ μ を 0 から 1 まで 0.05 間隔で変化させたときのピアソンの積率相関係数の推移を**図 11** に示す．このとき，$\mu = 0.1$ のとき，相関係数が最大で 0.26 であることから，$POINT_{Amount,o}$ を 5 段階に修正した場合でも提案モデルは妥当とはいえないことが分かる．

$X_{o,po}$ に 5 段階に修正した $POINT'_{Rate,o}$ を代入した提案モデルを用いて導出したシミュレーション値とイベント期間中のイベント参加者による被訪問回数を，5.2.3 項と同様に比較する．パラメータ μ を 0 から 1 まで 0.05 間隔で変化させたときのピアソンの積率相関係数の推移を**図 12** に示す．このとき，$\mu = 0.55$ のとき，相関係数が最大で 0.32 であることが分かる．これより，$POINT'_{Rate,o}$ を 5 段階に変化させることによって，値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する商業地域コミュニティの場合における提案モデルの妥当性を示すことができなくなったことが確認できる．

以上のことから，本研究の提案モデルにおける，$X_{o,po}$ における値域に関する工夫は有効であったことが示された．

6.　むすび

本研究では，商業地域コミュニティに属するすべての店舗で共通のポイントを利用するという形態のポイント制度に着目し，そのポイント制度のもと，各店舗が付与するポイント数を考慮した消費者行動モデルを提案した．そして本モデルを用いたシミュレーションによって，商業地域コミュニティにおける，ポイント付与制度を適用しない場合，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する場合，値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する場合，の 3 つの消費者行動の予測を行った．さらに，そのシミュレーション値と実社会で収集した実データとの比較を行うことで，提案モデルの妥当性を検証するとともに，ポイント付与手法の違いによって生じる消費者行動への影響について分析し，さらに $X_{o,po}$ の値域の観点からも提案モデルの妥当性を示した．本研究の貢献を以下に示す．

- 提案モデルでは，消費者行動予測を容易にするためにモデル導出の簡易化を試みた．そして効用関数において，ポイントの付与による，ポイント付与手法の違いによる，消費者行動の変化を確認するために，ポイントによる効用関数の変化を基本項とは別に独立して組み込むとともに，ポイントの影響力を考慮するために，X_{o,k,G_a} と X_{o,po,G_a} の値域は，それぞれ別の値域とした．
- 提案モデルの妥当性を検証するために実データとの比較を行った．そしてシミュレーション実験によって，ポイント付与制度を適用しない場合と値引き率に基づいたポイント付与制度を適用する場合には，本モデルによって消費者行動を説明できることが明らかになった．
- ポイント付与手法の違いによって生じる消費者行動への影響について分析を行った．結果として，本実験における対象地域の消費者セグメントの場合，値引き額に基づいたポイント付与制度を適用する場合の商業地域コミュニティにおける消費者行動は，店舗利用に際して金銭的コストや時間的コストがかからない店舗へ訪問する可能性があることが推測できた．

今後の課題として，本研究における実データはある特定の条件下のもと収集されたものであるため，他の条件下の実データとの比較を追加で実施する必要があると考えられる．また，値引き額に基づいたポイント付与制度と値引き率に基づいたポイント付与制度が共存する商業地域コミュニティにおける消費者行動予測の実践が今後の課題としてあげられる．

謝辞　本研究は，科学技術融合振興財団（FOST）の平

© 2020 Information Processing Society of Japan

成 29 年度補助金助成による成果であるとともに，早稲田大学特定課題，JSPS 科研費 19J22365，18H03825 の支援を受けた．また，本実験は，新宿区による平成 29 年度商店街補助事業の一環として実施した．本実験の実施にあたりご協力いただいた新宿区文化観光産業部産業振興課の皆様や，商店街の皆様に感謝いたします．

参考文献

[1] 青木章通，佐々木郁子：小売業におけるプロモーション手法の検討，メルコ管理会計研究，Vol.4, No.2, pp.3–16 (2011).
[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・アカウンティング理論の検証，行動経済学，Vol.8, pp.16–29 (2015).
[3] 大西正光，足立康史，吉田　護，小林潔司：割引ポイント制度と小規模商店街の活性化，土木学会論文集 D，Vol.65, No.4, pp.449–464 (2009).
[4] 産経ニュース：共通ポイントカードで地域活性化　相模大野の商店街と伊勢丹タッグ，入手先 ⟨https://www.sankei.com/region/news/150410/rgn1504100061-n1.html⟩（参照 2019-04-19）.
[5] Guadagni, P.M. and Little, J.D.: A logit model of brand choice calibrated on scanner data, *Marketing science*, Vol.2, No.3, pp.203–238 (1983).
[6] Elshiewy, O., Guhl, D. and Boztug, Y.: Multinomial Logit Models in Marketing — From Fundamentals to State-of-the-Art, *Marketing ZFP*, Vol.39, pp.32–49 (2017).
[7] Thomas, R. and Teller, C.: Store format choice and shopping trip types, *International Journal of Retail and Distribution Management*, Vol.37, No.8, pp.695–710 (2009).
[8] 櫻井雄大，宮崎慎也，藤井　明：多項ロジットモデルを用いた商業集積地に対する選択行動モデルの構築と商圏の分析，都市計画論文集，Vol.46, No.3, pp.427–432 (2011).
[9] 小川祐樹，山本仁志，岡田　勇，諏訪博彦，太田敏澄：エージェントベースシミュレーションによる知識共有コミュニティの報酬制度設計，電子情報通信学会論文誌 D，Vol.J94-D, No.6, pp.945–956 (2011).
[10] 藤田宏介，西野成昭，佐藤勇気，上田完次，淺間　一：エージェントシミュレーションを用いた会員サービスによる割引プログラムの検証，人工知能学会論文誌，Vol.26, No.1, pp.190–198 (2011).
[11] Tanaka, Y., Yamada, T., Yamamoto, G., Yoshikawa, A. and Terano, T.: Points or Discount for Better Retailer Services, *7th International Conference on Knowledge Management in Organizations: Service and Cloud Computing, Advances in Intelligent Systems and Computing*, Vol.172, pp.481–491 (2013).
[12] 石垣　司，竹中　毅，本村陽一：日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム，人工知能学会論文誌，Vol.26, No.6, pp.670–681 (2011).
[13] Ieiri, Y., Hishiyama, R., Nakajima, Y.: Walk Rally Application for Revitalizing Shopping Areas, *Proc. 9th International Symposium on Information and Communication Technology*, pp.344–350, ACM (2018).
[14] 小崎美希：商業店舗の外観評価と外観構成要素に関する研究，日本建築学会環境系論文集，Vol.82, pp.695–704 (2017).
[15] 太幡英亮，深松風光，恒川和久，谷口　元：グーグルストリートビューの活用による商店ファサードの分析，日本建築学会技術報告集，Vol.18, No.39, pp.693–698 (2012).
[16] 小坂麻有，生原　悟，林田和人，渡辺仁史：商店建築ファサードにおける入りやすさに対する印象評価構造に関する研究，学術講演梗概集 E-1，pp.1185–1186 (2005).
[17] 山本杏子，伊丹弘美，小島隆矢：想起法による店舗等の入りづらさに関する調査分析，日本建築学会環境系論文集，Vol.81, pp.19–27 (2016).
[18] Ieiri, Y., Nakajima, Y., Hishiyama, R.: Walk Rally Application Development Environment Suitable for Individual Situations, *Proc. 10th International Conference on E-Education, E-Business, E-Management and E-Learning*, pp.438–442, ACM (2019).

家入 祐也　（学生会員）

平成 29 年早稲田大学創造理工学部経営システム工学科卒業．平成 31 年同大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻修士課程修了．現在，同専攻博士課程に在学中．日本学術振興会特別研究員（DC1）．人工知能，モバイルコンピューティング，都市環境空間データの分析に興味を持つ．

中島 悠　（正会員）

平成 18 年京都大学大学院情報学修士課程修了．日本学術振興会特別研究員（DC1）．平成 21 年京都大学大学院情報学博士課程修了．博士（情報学）．同大学特定研究員および特定助教を経て，現在，東邦大学理学部情報科学科准教授．都市上の人間行動のモデル化およびシミュレーションに興味を持つ．

菱山 玲子　（正会員）

京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻修了．現在，早稲田大学理工学術院教授．人工知能，知識コミュニティデザインに関する研究に従事．IEEE，ACM，電子情報通信学会，ヒューマンインタフェース学会各会員．博士（情報学）．

© 2020 Information Processing Society of Japan