集合知と模倣行動が生み出す過学習型劣位均衡における リスク回避傾向の影響

稲垣　和哉[1]・原　祐輔[2]

[1]正会員　東北大学大学院博士課程後期　情報科学研究科（〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)
E-mail: inagaki.kazuya.q1@dc.tohoku.ac.jp
[2]正会員 東北大学大学院准教授　情報科学研究科（〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)
E-mail: hara@tohoku.ac.jp

中心市街地における各主体の活動を想定し,「情報プラットフォーマーによるランキング情報の公開」「個人の店舗選択行動」「店舗の現状維持，模倣，差別化行動」を考慮したエージェントモデルを構築した．特に，店舗の行動について，リスク回避志向，限定合理性のもとで，店舗の収益に対するインセンティブとリスクへの態度を考慮した選択行動のモデル化を行った．数値実験を通して，モデル全体の挙動の性質及び店舗の模倣，差別化行動のリスクを高めている要因を明らかにする．

Key Words: *wisdom of crowds, search behavior, adaptation and differentiation strategy, agent-based model*

1.　はじめに

(1)　背景

多種多様な Web サービスの展開，SNS を介した個人の自由な情報発信等により，集合知として大量の情報が蓄積され，私たちはより多くの情報に能動的にアクセスすることが出来るようになった．しかし，その一方で，近年過度なデータ収集に基づく評価・予測・推薦，アルゴリズムの不透明性，フレーミングされた情報の公開等，情報プラットフォーマーによるコントロールされた環境そのものによる弊害，またこのような環境に人間の社会集団的な特性が組み合わさることによる弊害について数多く指摘されている．情報科学分野において，情報量の多さによる予測精度の低下や予測性能の限界[1)2)3)]，アルゴリズムに対する不安による過度な協調行動や対抗行動の発生[4)5)6)]，エコーチェンバー効果によるコミュニティの同質化や社会的分離[7)8)9)10)]，人種，性別，性的指向などの個人属性に基づく偏見の集約による不公平な結果の発生[11)] など，過度なデータ収集やアルゴリズムの社会実装に伴う弊害が指摘されている．

これらの指摘は，情報科学分野に固有の問題ではなく，都市・交通分野においても同様に起こり得る問題であると考えられる．情報化が進展する以前の社会システムは，自身の選好に基づいて商品やサービスを選択する個人 (需要側)，顧客に合わせて商品やサービスを提供する店舗 (供給側) 間の相互作用によって創出されてきた．この時，各主体の行動は，主に自身の人間関係に基づいて得られる情報に依存するため，情報の共有速度は遅く，結果として得られる情報量は少ない．しかし，情報技術の発展及び社会的な受容・実装が進んだ現在においては，情報の共有速度は著しく上がり，誰もが利用可能な集合知として大量の情報が蓄積されている．このような背景のもと，より効率的な都市生活の享受，提供に向けて，個人は他者の行動や評価を参照し，店舗は他店舗の特徴を模倣する等，集合知を介した個人間及び店舗間における相互参照の構造が新たに生まれ，社会システムにおける個人と店舗の行動の前提条件 (情報共有速度，情報量，参照構造) が大きく変化している．

都市・交通分野における現在進行形の課題として，スマートシティ政策が挙げられる．近年，各国で進んでいるスマートシティ計画におけるリスクが報告されている[12)13)14)]．また，世界各国において政治参加のためのデジタルプラットフォームが導入が進められているが，多数主義的・競争的な方法が強制されることによって，個人主義的で集約的な民主主義に繋がる恐れがあるなど，デジタル民主主義の問題が指摘されている[15)]．

このように，都市・交通分野における弊害についての実例報告や危険性への指摘は数多くあるが，どのような場合にはうまく機能せず，むしろユーザーの得る便益 (提供サービスの効率性) を下げてしまうのか（同

様に，どのような場合にはうまく機能し，ユーザーの便益を上げているのか），という疑問に対して，そのメカニズムや弊害を引き起こす要因は明らかになっていない．個人や店舗の集合知を利用した行動のモデル化，その結果としてどのような社会の状態が形成されているのかを判断する評価の枠組みを設定することにより，回避すべき（あるいは望ましい）社会の状態を生み出すメカニズムを把握し，適切な対策を講じていく必要がある．特に，情報技術の発展及び社会的な受容・実装に伴い，将来生じ得る潜在的な都市課題は何か，そして所与のシステムに対して都市側でどのように協調あるいは対抗できるかという知見は今後の都市政策において有用であると考えられる．

(2) 着眼点

本研究では，情報プラットフォーマー，個人（需要側），店舗（供給側）で構成され，個人と店舗が情報プラットフォーマーの公開する情報を参照し，意思決定を行う最も単純な社会システムを考える．本稿では，集合知としてランキングを考え，情報プラットフォーマー，個人，店舗の行動については次のような状況を仮定する．

- 情報プラットフォーマーは，店舗ランキングを個人，店舗に等しく公開する．
- 個人は，自身の嗜好に合う店舗を見つけ，選択することを望むが，1) 事前情報なく，新たな店舗を探索する場合，満足の得られない店舗に出会うリスクがある，2) 情報収集する場合，限られた時間や労力の中で判断を下さなければならない．このようなリスク回避志向，限定合理性のもとでは，ランキングの利用は魅力的な手段であり，個人の店舗選択行動に影響を与える．
- 店舗は，多くの人から選択され，利益を増やすことを目指すが，個人と同様に，リスク回避志向，限定合理性のもとでは，ランキングの利用は，有効なマーケティング手段となり，店舗の行動に影響を与える．

このような状況下おいては，例えば，ランキングが高い店舗は良い店舗である可能性が高いとみなされ，個人はその店舗を選択し，別店舗はその店舗を模倣することが考えられる．これらの結果がランキングへとフィードバックされ，再び個人と店舗の行動に影響を与える．これらが繰り返されることによって，ある社会システムの状態が形成されていくと考えられる．

ランキング情報を元にした個人の店舗選択や店舗の他店舗の模倣は，一見すると双方にとって望ましく，社会システム全体にとっても良いことのように思われる．しかし，ある条件下においては，ランキング情報を利用しない場合と比べて，社会的厚生を低下させるような状態が起こりうる[16]．以降，このような状況を過学習型劣位均衡と呼ぶ．

ここで，個人の選好が変化しない状況下においては，店舗の行動は社会システムの状態に大きな影響を与えると考えられる．なぜなら，店舗は個人にとって選択肢そのものであり，自身の行動（e.g., 現状維持，模倣，差別化）により，個人の多数派を選択する傾向を更に強める，逆にその傾向を弱めることも可能であるからである．もし，店舗が全個人の選好が観測可能であり，店舗間で調整しながら全個人の選好を満たすように行動することが出来れば，社会システムとして最も良い状態を実現することができる．しかし，リスク回避志向，限定合理性のもとでは，店舗は必ずしも最適な行動をとることが出来るとは限らない．すなわち，店舗の行動（e.g., 現状維持，模倣，差別化）によって，個人と店舗間にミスマッチが起きることが，過学習型劣位均衡を引き起こす根本的な要因であると考えられる．

(3) 目的

本稿では，中心市街地における各主体の活動を想定し，「情報プラットフォーマーによるランキング情報の公開」「個人の店舗選択行動」「店舗の現状維持，模倣，差別化行動」を考慮したエージェントモデルを構築する．特に，店舗の行動について，リスク回避志向，限定合理性のもとで，店舗の収益に対するインセンティブとリスクへの態度を考慮した選択行動のモデル化を行う．数値実験を通して，1）各主体の行動が期間内における社会的厚生の増減に与える影響，2）個人と店舗間にミスマッチを引き起こし，社会的厚生を低下させるような店舗の行動（現状維持，模倣，差別化）が生まれる要因を明らかにする．

2. 既往研究と本研究の位置付け

本節では，まず情報技術の進展が都市活動に与える影響に関する既往研究を整理し，本研究における視点を明らかにする．次に，集合知やシステムの構造が利用者に与える影響，店舗などの供給側による模倣，差別化行動に関する既往研究を整理し，本研究で着目すべき点を明らかにする．

(1) 情報化に伴う都市活動の変化

谷口ら[17] は，情報化が都市にもたらす影響として，言語の違いによる検索時のコストに着目し，5 つの言語圏ごとにどの都市にどの程度ネットショップの運営元が集中しているかを明らかにすることで，都市の序列変化の可能性を検討した．その結果，もともと実空間

において店舗の分布が一極集中型であっても分散型であっても，情報化の進展においてはその傾向がより顕著になるよう序列の変化が進む可能性が高いことを示した．安藤ら[18] は，実店舗のネットショッピングへの展開状況を調査し，全体の傾向としては一極集中が進んでいる一方で，これまでは考えられなかった遠隔地に立地が見られるケースもあることを具体的に明らかにし，情報化による都市階層・構造変化の傾向を示した．近年では，Liu et al.[19] により，e コマースの普及を起因として，賃料の高い中心市街地エリアが縮小していることが実証されている．Beckers et al.[20] は，小売店のネットショッピングを考慮した空間相互作用モデルを提案し，食料品のネットストア展開においては，対面式の小売店と同様に地理的な需要と供給が重要であることを明らかにした．

上記の既往研究が都市活動における店舗の立地に関する研究であるのに対し，消費者の行動に着目した研究も蓄積されている．谷口ら[21] は，非日常性を求めた実空間における買い物行動 (タウンウォーク) と様々なウェブサイトを見て回る買い物行動 (サイバーウォーク) に着目し，同一個人がどのような目的地選択を行なっているかをアンケート調査から明らかにした．その結果，1) サイバーウォークにおける空間抵抗は非常に小さいこと，2) タウンウォーク及びサイバーウォークは代替関係だけではなく，補完的にも捉えられていることを示した．Farag et al.[22] は，検索，ネットショッピング，非日常的な買い物行動の頻度が，個人の行動に影響しているかを明らかにした．その結果，1) 都市に住む人々は、郊外に住む人々よりも頻繁にネットショッピングを行っていること，2) 自転車で 10 分以内に行くことができる買い物先が多いほど，検索の頻度が減ることが示された．また近年では，SNS による情報発信・取得によって，事前に目的が定まった来街行動や来店行動が増えていることが報告されている[23][24]．

このように，検索，ネットショッピング，SNS など情報化に伴う新たな消費スタイルが，都市活動に与える影響 (e.g., 消費者がどこで買い物をしているのか，店舗の立地パターンはどうなったか) に関して，実証的な知見が蓄積されている．本研究では，その前段として，集合知の利用が個人や店舗の行動にどのような影響を与えるのか，そしてその結果どのような社会の状態が形成され得るのかに着目する．

(2) 集合知やシステムの構造が利用者の行動及びシステムの状態に与える影響

笹原ら[9], Sasahara et al.[10] は，BC モデルと情報拡散モデルを拡張することで，SNS におけるエコーチェンバー現象をモデル化し， 1) 選択的なアンフォローの機能， 2) 似た意見を持つユーザーの推薦アルゴリズムがエコーチェンバーを引き起こし，加速させる要因となっていることを明らかにした．Bucher[4][5], Jhaver et al.[6] は，Facebook や Airbnb などのオンラインプラットフォームを対象に，アルゴリズムの不透明さが，ユーザーの不安や疑いを形成していること，その結果システムに対して過度な協調行動や対抗行動を引き起こしていることを明らかにした．これらの研究は，Web や SNS がもたらす社会的影響やアルゴリズムの不透明性が，個人の選択に影響を与えていること，その結果として行動・コミュニティの同質化や社会的分離を生み出し，ユーザーの得る便益やサービス自体の効率性を低下させている可能性を示唆している．

Salganik et al.[25] は，人工的な音楽市場をもとにした室内実験を通して，1) 他者の行動として集約されたダウンロード数が各個人の楽曲選択に影響を与えていること，2) ランキング形式の情報提供は，各個人の楽曲選択により強い影響を与えること，を明らかにした．これは，ランキングが高い楽曲は良い楽曲である可能性が高いと判断されることが背景にあると考えられ，個人は自立した意思決定をしているのではなく，他者の行動に影響を受けていることを示している．

(3) 供給側の模倣，差別化行動

松山[26][27] は，自然発生した集積は，多数の自立した商業者で構成されていながら，集積全体の品揃えを調整するメカニズムがその内部に存在していることを明らかにした．具体的には，1) 模倣型商業者による出店増加を通して集積内の同質化が進み，差別化が引き起こされる「競争による調整」，2) 集積内のある主体が集積全体の売上を維持・拡大するために自らの権限に基づいて行なう「権限による調整」が商業集積の生成・発展・衰退に影響を与えていることを示した．

Askin and Mauskapf[28] は，新しい楽曲が音楽市場でどの程度の評価を受けるかを予測するにあたり，楽曲の特徴空間における相対的な位置が，ランキングに及ぼす影響を明らかにした．ヒット曲は模倣と差別化のバランスをうまくとっており，過去のヒット曲の特徴を有していると同時に，他の楽曲と違いを出すためにある程度の新規性も有していること，過去の楽曲や同時代の楽曲と似すぎている場合 (i.e., 非常に典型的な楽曲) は成功しにくいということを示した．Uzzi et al.[29] は，新規性のある知識と従来的な知識をバランスさせることは，イノベーションとインパクトを生み出すにあたって重要だという考えのもと，このバランスがどのような構成になっているかを明らかにした．既往研究がどのような引用論文のペアで構成されているかに着目し，最もインパクトのある研究は，従来的な組合

せに基づいているものの，同時に珍しい組合せが含まれていることを明らかにた．これは，慣用性と新規性は必ずしも対立するものではなく，慣用性を軸に，いかに新規性を組み込んでいくかが重要であることを示している．

これらの研究は，集合知の存在を明示的に考慮していないものの，店舗などの供給側は，情報収集を行い，システム全体の傾向及び自身の相対的な位置付けを把握したうえで，模倣，差別化を行い自身の価値を作り出していることを示している．

(4) 本研究の位置付け

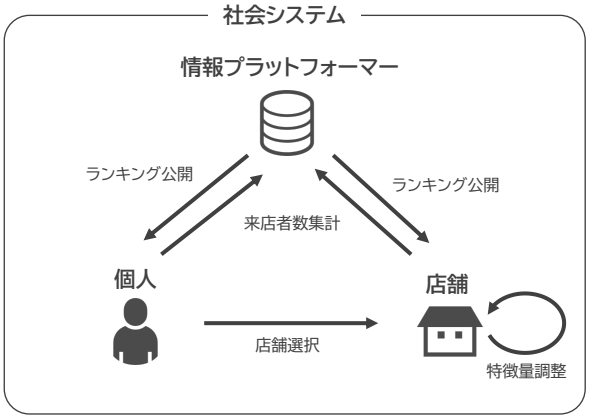
これまでに挙げた多くの研究は，集合知やシステムの構造が個人や店舗の行動に与える影響について重要な視点を提供している．稲垣・原[16] は，これらの知見を都市活動に置き換えて考え,「ランキング」「個人の店舗選択行動」「店舗の適合化・差別化行動」を考慮したエージェントモデルを構築し，数値実験から過学習型劣位均衡に達するケースがあることを示した．しかし，過学習型劣位均衡が起こるケースを示したものの，モデル全体の挙動の性質については検討が行われておらず，そのメカニズムは不明である．また，店舗の行動として模倣，差別化する確率を予め設定しているため，これらの行動が生じる理由を説明できないという課題がある．

本研究では，期間内における社会的厚生が増減するメカニズムを明らかにし，過学習型劣位均衡に達する条件を整理する．また，店舗の模倣，差別化の傾向を所与のものとせず，リスク回避志向，限定合理性のもと，1) 売上変動のリスク，2) 現状変更に係るコストを考慮し，各店舗が置かれている状況によって行動を選択するモデルへと拡張する．

3. 社会システムのモデル設定

(1) 状況設定

本稿では，**図-1** に示すように，情報プラットフォーマー，個人，店舗で構成される社会システムを考える．情報プラットフォーマーは店舗のランキングを公開する．個人はランキングを参照して店舗を選択する．店舗も同様にランキングを参照して，自身の特徴量を調整する．これらの結果，店舗のランキングが更新され，再び個人，店舗の行動に影響を与える．このようにランキングと個人，店舗の行動が相互に影響し合う状況を考える．なお本稿では簡単のため，個人，店舗が知り得る情報は，情報プラットフォーマーが公開する店舗ランキングのみであり，SNS のような社会的ネットワークによる情報等は対象外とする．また，各主体は閉鎖



図–1 社会システムの構成要素

された単一のエリア内で完結する都市活動を行うものとし，他エリアとの競争等も考えないものとする．

(2) 社会システムにおける行動主体

本稿のモデルにおける行動主体は，情報プラットフォーマー，個人，店舗である．各主体は，一定の期間 $\boldsymbol{T}$ のもと，毎期繰り返し行動する．

情報プラットフォーマーは，各個人がどの店舗を選択したのかを全て観測できるものとし，$t \in \boldsymbol{T}$ 期において，$t-1$ 期の来客数に基づいた上位 n 店舗のランキング $R_{t-1,n}$ を公開する．

個人 $i \in \boldsymbol{I}$ は，D 次元の選好ベクトル $\boldsymbol{\alpha}_i$ を持ち，これらは期間 $\boldsymbol{T}$ を通して不変である．各個人は高い効用を得ることを目的として，毎期店舗を選択する．

$$\boldsymbol{\alpha}_i = (\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,D})$$
$$\text{s.t.} \quad \sum_{d=1}^{D} \alpha_{i,d} = 1,\ \alpha_{i,d} \geq 0$$

個人は，店舗の選択において，ランキングを参照して自身にとってより効用の高い店舗を探す「探索」と探索済みの店舗から最も効用の高い店舗を選択する「知識利用」を組み合わせ，期間 $\boldsymbol{T}$ の累積効用を出来るだけ大きくしようと行動する．

店舗 $k \in \boldsymbol{K}$ は，t 期において D 次元の特徴量ベクトル $\boldsymbol{\beta}_{t,k}$ を持つ．各店舗は自身の収益をより大きくすることを目的として，毎期，自身の店舗特徴量ベクトルを調整する．

$$\boldsymbol{\beta}_{t,k} = (\beta_{t,k,1}, \beta_{t,k,2}, \dots, \beta_{t,k,D})$$
$$\text{s.t.} \quad \sum_{d=1}^{D} \beta_{t,k,d} = 1,\ \beta_{t,k,d} \geq 0$$

店舗は，特徴量ベクトルの調整において，ランキングを参照して他店舗がどのような特徴量ベクトルを有しているかを調査する「探索」と顧客や調査した店舗の

情報等を利用した「知識利用」を組み合わせ，期間 $\boldsymbol{T}$ の累積収益を出来るだけ大きくしようと行動する．本稿における店舗のこれらの行動は，店舗や企業が収益向上や，顧客満足度向上のために行うマーケティング行動を想定している．

本稿では，店舗の特徴量ベクトルの調整として，現状維持，模倣，差別化の 3 つの戦略を考える．(以降，数式においてはそれぞれ，$maintain$, $imitation$, $diff$ と表記する)．t 期における店舗 k の特徴量ベクトルの調整は，各戦略 $m \in M \equiv \{maintain, imitation, diff\}$ に応じて，以下で行われるものとする．

- 現状維持は，特徴量ベクトルを変えないという戦略である．特徴量の調整は次のように表す．

$$\boldsymbol{\beta}_{t,k}^{maintain} = \boldsymbol{\beta}_{t-1,k}$$

- 模倣は，利用者の選択結果であるランキング情報 (= 簡単な需要予測) を用いることで，自身の店舗特徴量ベクトルを調整するという戦略である．本稿では，ランキング情報に基づいて探索した店舗集合から，現顧客が得られる効用の総和が最も高い店舗 l と自身の特徴量ベクトルを θ: $1-\theta$ で混合するものとし，次のように表す．

$$\boldsymbol{\beta}_{t,k}^{imitation} = \theta \cdot \boldsymbol{\beta}_{t-1,l} + (1-\theta) \cdot \boldsymbol{\beta}_{t-1,k}$$

- 差別化は，他者の選択結果であるランキング情報を行動選択の基準とせず，自身の特徴を活かすことで新たな顧客を獲得しようと特徴量ベクトルを調整するという戦略である．本稿では，自身の特徴量ベクトルにおいて最大の値を持つ要素を 1，その他を 0 に調整した仮想的な特徴量ベクトル $\boldsymbol{\beta}_{t-1,k}^{\star}$ と自身の特徴量ベクトルを η: $1-\eta$ で混合するものとし，次のように表す．

$$\boldsymbol{\beta}_{t,k}^{diff} = \eta \cdot \boldsymbol{\beta}_{t-1,k}^{\star} + (1-\eta) \cdot \boldsymbol{\beta}_{t-1,k}$$

(3) 社会システムの評価の枠組み

a) 個人の効用

個人 i は，店舗 k を選択したことによって効用を得る．本稿では簡単のため，t 期に個人 i が店舗 k を選択することで得られる効用 $v_{t,i,k}$ は，次のように表されると仮定する．なお，個人は選択した店舗の特徴量ベクトルを観測できるものとする．

$$v_{t,i,k} = \boldsymbol{\alpha}_i \cdot \boldsymbol{\beta}_{t,k}$$

b) 店舗の収益

店舗 k は，各戦略に応じて特徴量ベクトルを調整し，個人から選択されることによって収益を得る．本稿では簡単のため，t 期の店舗 k の収益 $\pi_{t,k}$ は次のように表されると仮定する．なお，店舗は自身を選択した個人の選好ベクトルを観測できるものとする．

$$\pi_{t,k} = r_{t,k} - c_{t,k}$$
$$\text{where} \quad r_{t,k} = \sum_{i \in \boldsymbol{I}} \{\rho \cdot \boldsymbol{\alpha}_i \cdot \boldsymbol{\beta}_{t,k} \cdot \delta(c_i^t = k)$$
$$c_{t,k} = \gamma \cdot \|\boldsymbol{\beta}_{t,k} - \boldsymbol{\beta}_{t-1,k}\|^2$$

ここで，第一項は，特徴量ベクトル調整後の売上を表す．売上 $r_{t,k}$ は，顧客の効用が高いほど消費金額が多くなると考え，顧客の効用に売上パラメータ ρ で比例するとする．ここで，$\delta(\cdot)$ はクロネッカーのデルタであり，c_i^t は，t 期に個人 i が選択した店舗を表す．第二項は特徴量ベクトルを調整する際のコストを表す．本稿では，店舗の特徴量ベクトルを大きく変化させるほど（e.g., 取り扱い商品を大幅に変える，店舗の内装デザインを変える）コストが大きくなると考え，コスト $c_{t,k}$ は店舗の特徴量ベクトルの差分にコストパラメータ γ で比例するとする．

c) 社会システムの評価方法と均衡の定義

本研究では,「個人及び店舗の行動が探索から知識利用へと移行することによって，各主体が新たな情報を取得しない状態」を均衡と定義する．そして,「均衡時の社会システム」を期間 $\boldsymbol{T}$ の累積社会的厚生 CSW(Cumulative Social Welfare) に基づいて評価する．

期間 $\boldsymbol{T}$ の累積社会的厚生 CSW は，以下のように個人の効用と店舗の収益で表される．

$$CSW = \sum_{t \in \boldsymbol{T}} \left(\sum_{i \in \boldsymbol{I}} \sum_{k \in \boldsymbol{K}} v_{t,i,k} \cdot \delta(c_i^t = k) + \sum_{k \in \boldsymbol{K}} \pi_{t,k} \right)$$

もし，店舗が全個人の選好が観測可能であり，店舗間で調整しながら全個人の選好を満たすような特徴量ベクトル $\boldsymbol{\beta}^*$ を生み出すことができれば，社会システムとして最も良い状態である最適割当状態を実現できる．このときの累積社会的厚生を CSW^* と表す．

以上をふまえて，各ケースにおける実現値 CSW を最適割当状態における最適値 CSW^* で除した値である CSW_{rate} を社会システムの効率性として評価する．効率性 CSW_{rate} が 1.0 に近いほど，最適割当状態に近く，高い効率性を有していると評価できる．

$$CSW_{rate} = \frac{CSW}{CSW^*}$$

次に，学習型優位均衡と過学習型劣位均衡を定義する．ランキング情報が公開されない場合の累積社会的厚生を各ケースにおける効率性評価のベンチマークとし,「均衡時の社会システム」の状態の判断をする．具体的には,「ランキング情報を利用することにより，ランキング情報を利用しない時と比べて，社会システムの効率性 CSW_{rate} が高い状態の均衡」を学習型優位均衡と定義する．学習型優位均衡は，一般的には，ランキング情報によって個人，店舗共に探索効率を向上させると考えられるため，多くの場合は学習型優位均衡

に達すると考えられる．これに対して,「ランキング情報を利用することにより，ランキング情報を利用しない時と比べて，社会システムの効率性 CSW_{rate} が低い状態の均衡」を過学習型劣位均衡と定義する．

4. 個人の選択行動の定式化

(1) 個人の行動の考え方

前述した通り，個人は自身の効用をより高めるため，毎期店舗を選択する．店舗の選択にあたって，個人は，ランキングを参照して自身にとってより効用の高い店舗を探す「探索」と探索済みの店舗からより効用の高い店舗を選択する「知識利用」を組み合わせ，期間 $\boldsymbol{T}$ の累積効用を出来るだけ大きくしようと行動する．

探索行動は，多腕バンディット問題[30] の基本形として考えることができる．多腕バンディット問題とは，報酬が未知の選択肢から逐次選択し，報酬の総和を最大化する問題である．本研究では，この問題でよく使われる ε -greedy アルゴリズムを適用し，個人の行動を定式化する．

(2) 個人の行動の選択確率

個人は，t 期において，確率 ϵ^{t-1} で探索，確率 $1-\epsilon^{t-1}$ で知識利用を行い，店舗を選択する．$0<\epsilon<1$ とし，期を経るごとに探索から知識利用に移行する状況を考える．

t 期における個人 i の探索確率 $p_{t,i}^{search}$，知識利用確率 $p_{t,i}^{knowledge}$ は以下のように表される．

$$p_{t,i}^{search} = \epsilon^{t-1}$$
$$p_{t,i}^{knowledge} = 1-\epsilon^{t-1}$$

以降，t 期における，個人の探索時の行動，知識利用時の行動について説明する．

a) 探索時の行動

個人 i は，t 期において未探索の店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,i}^{search}$ から，店舗を 1 つ探索する．このとき，ランキング情報 $R_{t-1,n}$ を利用し，ランキングで重みづけした選択確率 $p_{t,i}^{choice}(k)$ に応じて，店舗 k を選択する．

$$p_{t,i}^{choice}(k) = \frac{\exp(U_k)}{\sum_{l\in\boldsymbol{K}_{i,t}^{search}}\exp(U_l)}$$
$$\text{where}\quad U_k = \frac{1}{rank(k)}$$

$t=1$ においては，店舗のランキング情報は公開されていないため，個人 i はランダムに店舗を探索するものとする．このとき，個人 i は店舗 k を選択することにより，効用 $v_{t,i,k}$ を得る．

個人 i は，選択した店舗 k の特徴量ベクトル $\boldsymbol{\beta}_k$ を観測・知識化し，知識利用時に活用する．なお，一度探索された店舗は未探索の店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,i}^{search}$ から除外，探索済みの店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,i}^{knowledge}$ に追加され，次回の探索候補には含まれない．

b) 知識利用時の行動

個人 i は，t 期において探索済みの店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,i}^{knowledge}$ から，店舗を 1 つ選択する．このとき，得られる効用が最も高い店舗選択の組合せ $\boldsymbol{x}_{t,i}^{*}$ のもと，店舗 k を選択する．

$$\boldsymbol{x}_{t,i}^{*} \in \underset{\boldsymbol{x}_{t,i}}{\text{argmax}} \sum_{k\in\boldsymbol{K}_{t,i}^{knowledge}} \boldsymbol{\alpha}_i\cdot\boldsymbol{\beta}_{t,k}\cdot x_{t,i,k}$$
$$\text{s.t.} \sum_{k\in\boldsymbol{K}_{t,i}^{knowledge}} x_{t,i,k}=1,\ x_{t,i,k}\in\{0,1\},\ \forall k$$

ここで，店舗 k を選択している場合 $x_{t,i,k}=1$，選択していない場合 $x_{t,i,k}=0$ と表す．

このとき，個人 i は店舗 k を選択することにより，効用 $v_{t,i,k}$ を得る．

$$v_{t,i,k} = \sum_{k\in\boldsymbol{K}_{t,i}^{knowledge}} \boldsymbol{\alpha}_i\cdot\boldsymbol{\beta}_{t,k}\cdot x_{t,i,k}^{*}$$

5. 店舗の選択行動

(1) 店舗の行動の考え方

前述した通り，店舗は，自身の収益をより大きくするため，毎期特徴量ベクトルを調整する．特徴量ベクトルの調整にあたって，店舗は，ランキングを参照して他店舗がどのような特徴量ベクトルを有しているか調査する「探索」と探索済みの店舗情報をもとに戦略を決める「知識利用」を組み合わせ，期間 $\boldsymbol{T}$ の累積収益を出来るだけ大きくしようと行動する．店舗は顧客の効用を高めるような戦略を選択するが，1) 戦略による売上変動のリスク，2) 特徴量ベクトルの調整によるコスト，を考慮し，期待効用が最も高くなる戦略を選ぶ．店舗の行動も，前述した個人の行動と同様に多腕バンディット問題[30] の基本形として考え，ε -greedy アルゴリズムを適用し，店舗の行動を定式化する．

(2) 店舗の行動の選択確率

店舗は，戦略の決定に資する情報を収集するため，毎期 t において確率 ϵ^{t-1} で未知の店舗群を探索する．店舗は，探索した店舗の特徴量ベクトルを観測し，戦略を決定するための知識として蓄積していく．また，店舗は収益を増やすために，確率 $1-\epsilon^{t-1}$ でこれまでに探索した店舗に関する知識利用を行い，戦略を決定する．ここで，$0<\epsilon<1$ とし，ステップを経るごとに探索から知識利用に移行する状況を考える．

t 期における店舗 k の探索確率 $p_{t,k}^{search}$，知識利用確

率 $p_{t,k}^{knowledge}$ は以下のように表される．

$$p_{t,k}^{search} = \epsilon^{t-1}$$
$$p_{t,k}^{knowledge} = 1 - \epsilon^{t-1}$$

なお，店舗が探索するか知識利用するかに関わらず，各期において店舗は各個人に選択されることにより収益を得ている．以降，t 期における，店舗の探索時の行動，知識利用時の行動について説明する．

a) 探索時の行動

店舗 k は，t 期において未探索の店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,k}^{search}$ から，店舗を 1 つ探索する．このとき，ランキング情報 $R_{t-1,n}$ を利用し，ランキングで重みづけした確率 $p_{t,k}^{choice}(l)$ に応じて，店舗 l を選択する．

$$p_{t,k}^{choice}(l) = \frac{\exp(U_l)}{\sum_{j \in \boldsymbol{K}_{t,k}^{search}} \exp(U_j)}$$
$$\text{where} \quad U_l = \frac{1}{rank(l)}$$

$t = 1$ においては，店舗のランキング情報は公開されていないため，店舗 k は他店舗をランダムに探索するものとする．探索時においては，店舗は特徴量ベクトルの調整を行わない．このとき，店舗 k は現状維持の戦略を選択したものと見做せ，収益 $\pi_{t,k}^{imitation}$ を得る．

店舗 k は，選択した店舗 l の特徴量ベクトル $\boldsymbol{\beta}_k$ を観測・知識化し，知識利用時において自身の戦略を決定する際に活用する，なお，一度探索された店舗は未探索の店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,k}^{search}$ から除外，探索済みの店舗集合 $\boldsymbol{K}_{t,k}^{knowledge}$ に追加され，次回の探索候補には含まれない．

b) 知識利用時の行動

店舗 k は，t 期において各戦略 m に応じた，期待効用 $EU_{t,k}^{m}$ のもと，最も期待効用が大きい戦略 m^* を選択する．

$$m^* = \underset{m \in \boldsymbol{M}}{\text{argmax}}\ EU_{t,k}^{m}$$

このとき，店舗 k は選択した戦略 m^* により，収益 $\pi_{t,k}^{m^*}$ を得る．

期待効用 $EU_{t,k}^{m}$ は，各戦略 m に応じた，売上 $r_{t,k}^{m}$，特徴量ベクトル調整コスト $c_{t,k}^{m}$ を用いて，以下のように表される．

$$EU_{t,k}^{m} = E[u(r_{t,k}^{m})] - c_{t,k}^{m}$$
$$\text{where} \quad r_{t,k}^{m} \sim N(\mu_m, \sigma_m^2)$$
$$\mu_m = \sum_{i \in \boldsymbol{I}} \{\rho \cdot \boldsymbol{\alpha}_i \cdot \boldsymbol{\beta}_{t,k}^{m} \cdot \delta(c_i^t = k)\}$$
$$c_{t,k}^{m} = \gamma \cdot \|\boldsymbol{\beta}_{t,k}^{m} - \boldsymbol{\beta}_{t-1,k}\|^2$$

ここで，売上 $r_{t,k}^{m}$ は正規分布 $N(\mu_m, \sigma_m^2)$ に従うと仮定し，売上変動のリスクを表現する．売上の平均 μ_m は，顧客の効用に売上パラメータ ρ で比例するとする．売上の誤差は戦略 m に応じた分散 σ_m^2 で表す．例えば，選択した戦略が現状維持の場合，顧客数が現状から大きく増減する可能性は低いと考えられる．すなわち，売上の誤差は小さい．一方で，選択した戦略が，特徴量ベクトルの変化を伴う模倣，差別化の場合，現状維持と比べて，1）ある層の個人の選好と合致することで新しい顧客を獲得し，大きく収益を増加させる可能性，2）顧客が離れてしまい，収益を大きく低下させる可能性，が高いと考えられる．すなわち，売上の誤差は大きい．

ここで，$u(r)$ は，店舗の売上 r へのリスク態度を考慮した効用関数である．本稿では，店舗の効用関数 $u(r)$ は以下のように表す．

$$u(\pi) = r^{\tau}$$

ここで，τ はリスクへの態度を表す非負のパラメータである．これにより，$\tau = 1$ の場合はリスク中立型，$0 < \tau < 1$ の場合はリスク回避型，$1 < \tau$ の場合はリスク愛好型の効用関数を表現することができる．

6. おわりに

本稿では，中心市街地における実際の個人，店舗の活動を想定し，「情報プラットフォーマーによるランキング情報の公開」「個人の店舗選択行動」「店舗の現状維持，模倣，差別化行動」という基本的な行動を考慮した，エージェントモデルを構築した．このモデルにより，店舗のランキング情報を利用しながら，個人は店舗を選択，店舗は現状維持，模倣，差別化を選択し，その行動結果は店舗ランキングとして再び集約されるという，単純な社会システムを表現した．特に，店舗の行動については，顧客の効用を高めるような戦略を選択するものの，1) 戦略による売上変動のリスク，2) 特徴量ベクトルの調整によるコスト，を考慮し，期待効用が最も高くなる戦略を選択するという意思決定を定式化した．これにより，店舗がいま置かれている状況 (i.e, 顧客数と各顧客の選好，ランキング上位の店舗と自身の特徴量の距離）に応じて戦略を決定する状況を表現した．

今後は，モデル全体の挙動の性質を明らかにするため，数値実験を通して，情報プラットフォーマーによって公開されるランキング数，個人の異質性，店舗の異質性及びリスクに対する態度が，社会システムの効率性 CSW_{rate} の増減に与える影響を明らかにする必要がある．特に，効率性の増減に大きく寄与すると考えられる店舗の戦略決定に着目し，店舗の各戦略のリスクを高めている要因を明らかにする必要がある．数値実験結果及びその考察は，第 68 回土木計画学研究発表会の発表の場で報告する．

謝辞：本研究は，JST 創発的研究支援事業 JPMJFR225U，JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2114 の支援を受けたものです.

REFERENCES

1) Martin, T., Hofman, J. M., Sharma, A., Anderson, A., and Watts, D. J.: Exploring limits to prediction in complex social systems, *Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web*, pp. 683–694, 2016.
2) Hofman, J. M., Sharma, A., and Watts, D. J.: Prediction and explanation in social systems, *Science*, Vol.355, No.6324, pp.486–488, 2017.
3) Risi, J., Sharma, A., Shah, R., Connelly, M., and Watts, D. J.: Predicting history, *Nature human behaviour*, Vol.3, No.9, pp.906–912, 2019.
4) Bucher, T.: Want to be on the top? algorithmic power and the threat of invisibility on facebook, *New media society*, Vol.14, No.7, pp.1164–1180, 2012.
5) Bucher, T.: The algorithmic imaginary: exploring the ordinary affects of facebook algorithms, *Information, communication society*, Vol.20, No.1, pp.30–44, 2017.
6) Jhaver, S., Karpfen, Y., and Antin, J.: Algorithmic anxiety and coping strategies of airbnb hosts, *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–12, 2018.
7) Del Vicario, M., Bessi, A., Zollo, F., Petroni, F., Scala, A., Caldarelli, G., Stanley, H. E., and Quattrociocchi, W.: The spreading of misinformation online, *Proceedings of the national academy of Sciences*, Vol.113, No.3, pp.554–559, 2016.
8) Bessi, A., Zollo, F., Del Vicario, M., Puliga, M., Scala, A., Caldarelli, G., Uzzi, B., and Quattrociocchi, W.: Users polarization on facebook and youtube, *PLoS One*, Vol.11, No.8, pp.e0159641, 2016.
9) 笹原和俊, Ciampaglia, G. L., Flammini, A., and Menczer, F.: エコーチェンバーの生成ダイナミクス, **人工知能学会全国大会論文集 第** *31* **回**, 2017.
10) Sasahara, K., Chen, W., Peng, H., Ciampaglia, G. L., Flammini, A., and Menczer, F.: Social influence and unfollowing accelerate the emergence of echo chambers, *Journal of Computational Social Science*, Vol.4, No.1, pp.381–402, 2021.
11) Varona, D. and Suarez, J. L.: Social context of the issue of discriminatory algorithmic decision-making systems, *AI & SOCIETY*, pp. 1–13, 2023.
12) Zhang, J., Bates, J., and Abbott, P.: State-steered smartmentality in chinese smart urbanism, *Urban Studies*, Vol.59, No.14, pp.2933–2950, 2022.
13) Singh, U. and Upadhyay, S. P.: Fractured smart cities: Missing links in india's smart city mission, *Environment and Planning B*, Vol.50, No.7, pp.1790–1805, 2023.
14) Biesaga, M., Domaradzka, A., Roszczyńska-Kurasińska, M., Talaga, S., and Nowak, A.: The effect of the pandemic on european narratives on smart cities and surveillance, *Urban Studies*, Vol.60, No.10, pp.1894–1914, 2023.
15) Tseng, Y.-S., Becker, C., and Roikonen, I.: Dialectical approach to unpacking knowledge-making for digital urban democracy: A critical case of helsinki-based e-participatory budgeting, *Urban Studies*, p. 00420980231175247, 2023.
16) 稲垣和哉 and 原祐輔: 集合知が意思決定に与える影響が生み出す過学習型劣位均衡に関する研究, **第** *67* **回計画学研究発表会**, 2023.
17) 谷口守, 松中亮治, and 安藤亮介: 言語に着目したサイバー時代における新たな都市序列-e コマース上のショッピング行動に着目して-, **地域学研究**, Vol.35, No.1, pp.69–84, 2005.
18) 安藤亮介, 谷口守, and 松中亮治: サイバー空間に着目した店舗の立地実態分析, **土木計画学研究・論文集**, Vol.23, pp.171–177, 2006.
19) Liu, X., Tong, D., Huang, J., Zheng, W., Kong, M., and Zhou, G.: What matters in the e-commerce era? modelling and mapping shop rents in guangzhou, china, *Land use policy*, Vol.123, pp.106430, 2022.
20) Beckers, J., Birkin, M., Clarke, G., Hood, N., Newing, A., and Urquhart, R.: Incorporating e‐commerce into retail location models, *Geographical Analysis*, Vol.54, No.2, pp.274–293, 2022.
21) 谷口守, 阿部宏史, and 蓮実綾子: サイバーウォークにおける空間抵抗特性とそのタウンウォークとの代替性, **土木計画学研究・論文集**, Vol.20, No.3, pp.477–483, 2003.
22) Farag, S., Schwanen, T., Dijst, M., and Faber, J.: Shopping online and/or in-store? a structural equation model of the relationships between e-shopping and in-store shopping, *Transportation Research Part A*, Vol.41, No.2, pp.125–141, 2007.
23) 吉城秀治, 辰巳浩, and 楠田寛人: 中心市街地における来店行動と sns 利用との関係に関する基礎的研究－個人属性・同伴状況を考慮して－, **都市計画論文集**, Vol.57, No.3, pp.646–653, 2022.
24) Fan, L. and Zhang, D.: Study on the hotspots of urban tourism spaces based on Instagram-Worthy locations data: Taking beijing as an example, *Environment and Planning B*, Vol.50, No.7, pp.1822–1837, 2023.
25) Salganik, M. J., Dodds, P. S., and Watts, D. J.: Experimental study of inequality and unpredictability in an artificial cultural market, *Science*, Vol.311, No.5762, pp.854–856, 2006.
26) 松山草太: 小売商業集積の調整能力: 阿倍野地区第二種再開発事業を事例として, **経営研究**, Vol.67, No.4, pp.137–158, 2017.
27) 松山草太: 小売商業集積の差別化と同質化: 大阪市のアメリカ村と堀江地区を事例として, **経営研究**, Vol.69, No.2, pp.89–114, 2018.
28) Askin, N. and Mauskapf, M.: What makes popular culture popular? product features and optimal differentiation in music, *American Sociological Review*, Vol.82, No.5, pp.910–944, 2017.
29) Uzzi, B., Mukherjee, S., Stringer, M., and Jones, B.: Atypical combinations and scientific impact, *Science*, Vol.342, No.6157, pp.468–472, 2013.
30) 本多淳也 and 中村篤祥: バンディット問題の理論とアルゴリズム, 講談社, 2016.

(Received 2023.10.13)

A STUDY ON OVERFITTING TYPE INFERIOR EQUILIBRIUM GENERATED BY THE INFLUENCE OF WISDOM OF CROWDS ON DECISION MAKING

Kazuya INAGAKI and Yusuke HARA