

ソーシャルメディアにおける金銭的報酬の効果

○小澤洋介 鳥海不二夫 (東京大学)

Effect of monetary reward on social media

* Y. Ozawa and F. Toriumi (University of Tokyo)

概要— 一部のソーシャルメディアに、ユーザーを獲得するための制度設計として、金銭的報酬の付与を採用しているものがある。しかし、金銭的報酬がユーザー獲得にあまり効果をなさない場合も存在している。本研究では、既存のソーシャルメディアのエージェントベースシミュレーションに対し記事のクオリティなどの要素を追加して実験を行い、金銭的報酬の効果、特に負の効果とそのメカニズムを明らかにする。

キーワード: ソーシャルメディア、金銭的報酬、メタ規範ゲーム、エージェントベースシミュレーション

1 序論

近年、インターネット上において、ソーシャルメディアの発達は目覚ましいものであり、この新しいメディアを中心とした新しい社会的コミュニケーションが生まれている。

これらソーシャルメディアの運営者・設計者は、ユーザーの積極的な情報発信、コミュニケーションを促進するために、様々な制度設計を策定している。そのうちのひとつとして、コミュニティの参加者に金銭的報酬を与える、というものがある。例えば、レシピ共有サイトの「楽天レシピ」では、「楽天スーパーポイント」と呼ばれる商品の購入などに使えるポイントが支払われる。他にも、Q&Aサイトの一つである「人力検索はてな」では、質問者が回答の質に応じて換金性のあるポイントを支払う報酬制度を用いている。

しかし、現実にはこれら金銭的報酬を制度設計に取り入れたソーシャルメディアがユーザーの獲得に成功している、とは言い切れない場合が存在している。その例の一つが、レシピ共有サイトである。レシピ共有サイトのうち、金銭的報酬を導入しているものとして「楽天レシピ」が、導入していないものとして「クックパッド」がある。青木⁴⁾が行ったアンケート調査では、回答者の1.4%がクックパッドのみに投稿を、0.8%が楽天レシピのみに投稿を、0.7%が両方に投稿を行ったことがある、と回答した。両サイトの金銭的報酬を除いた制度設計はほぼ等しく、制度設計のみを考えれば楽天レシピの利用者数がクックパッドを上回るはずである。よってこの時金銭的報酬がユーザーの獲得に関して負の効果を持っている、という仮説が立てられる。このような効果が発生する条件やそのメカニズムを明らかにするため、本研究ではレシピ共有サイトを例に、情報共有サイトをモデル化の対象として、既存のソーシャルメディアのモデルであるメタ報酬ゲームに対し記事のクオリティという概念の導入といった拡張を加える。

本稿の構成は、以下の通りである。第2章では、関連研究について述べる。第3章では本研究で使用するメタ報酬ゲームを拡張したモデルに関する説明を行い、第4章においてユーザーがサイトを移動できる場合のシミュレーション結果の考察を行う。

2 関連研究

ソーシャルメディアに関する研究としては、ユーザーネットワークを対象としたものが多く存在する。

Kwak⁵⁾はTwitterでのユーザー間のネットワークについて分析を行い、Twitter内のネットワークには従来の社会ネットワークとは異なる特性があることを示した。また、本研究の重要な要素である記事のクオリティに関して、Agichtein⁶⁾はQ&Aコミュニティの記事の質を、ユーザーネットワークと文章や閲覧数などのデータを組み合わせて定義する手法を提唱した。

これらデータ分析的なアプローチの他に、ソーシャルメディアをモデル化し、エージェントシミュレーションを行うことで、ユーザー間の創発的な相互作用を解き明かそうとする研究も行われている。Toriumi⁷⁾はソーシャルメディアがユーザーの協力のもとに成立する公共財としての性質を持っていることに着目し、メタ報酬ゲームというモデル化を提唱した。メタ報酬ゲームはAxelrod⁸⁾が提唱した公共財のモデル化であるメタ規範ゲームに拡張を行い、ユーザー間の相互報酬から協調が成り立つ仕組みを明らかにしたものである。また、本研究と同じく、金銭的報酬や記事の質を考慮したモデル化を行ったものに、小川⁹⁾によるQ&Aコミュニティの報酬制度設計に関する研究がある。その結果、設計質問者が回答者に支払う金銭的報酬が大きいほど、質問者が記事に掛けるコストは低くなることがわかった。

本研究では、メタ報酬ゲームに拡張を行うことで、サイト運営者がユーザーに支払う金銭的報酬を対象として、モデル化およびシミュレーションを行う。

3 モデルの拡張

3.1 メタ報酬ゲーム

メタ報酬ゲームは n 人囚人のジレンマの拡張であり、ゲーム中各エージェントは協調行動、報酬行動、メタ報酬行動の3つの行動を行うことができる。これら3つの行動を行う場合、エージェントはコストを支払う必要があるが、その対象となるエージェントに利得が配布される。協調行動の配布対象は全エージェント、報酬行動の配布対象は協調行動を行ったエージェント、メタ報酬行動の対象は報酬行動を行ったエージェント

である。(Fig.1 参照) エージェント各々が相互にこれら活動を行いながら、コストと利得の取引を行う、というものである。現実のソーシャルメディアにおいて、協調行動は記事の投稿、報酬行動は記事へのコメント、メタ報酬行動はコメントへのメタコメントに対応している。また、三浦ら¹⁰⁾は現実のソーシャルメディアの仕組みを考慮してメタ報酬ゲームに拡張を行い、メタ報酬行動を行えるエージェントを、報酬行動を受けたエージェント、すなわち記事を投稿したエージェントに限定した SNS 規範ゲームを提唱した。本研究ではモデル化の対象であるレシピ投稿サイトの制度設計を考慮して、SNS 規範ゲームをベースとしたモデルの拡張を行う。

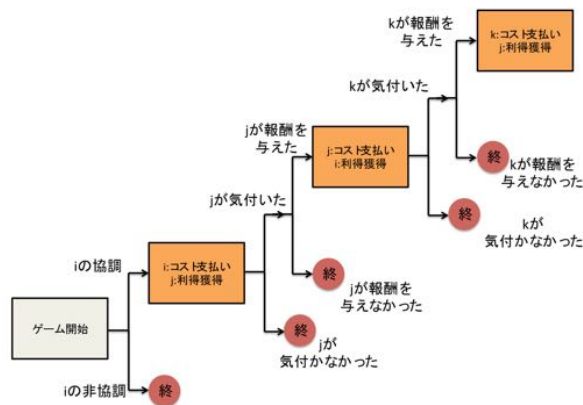


Fig. 1: メタ報酬ゲームのフロー。

3.2 クオリティを考慮した SNS 規範ゲーム

本節では、SNS 規範ゲームにクオリティの概念を加えた、「クオリティを考慮した SNS 規範ゲーム」の実験を行う。第一項でモデルの説明を行い、第二項で実験および考察を行う。

3.2.1 モデルの説明

3.2.1.1 ゲームの流れ

シミュレーションの 1 ステップはゲームフェーズと進化フェーズから成り立つ。ゲームフェーズでは各エージェントが記事やコメントの投稿を行う。進化フェーズでは、各エージェントがゲームフェーズで獲得した効用をもとに、進化的最適化を行う。また、ゲームフェーズは以下の 3 つのサブフェーズに分割される。

1. 記事投稿フェーズ:
エージェントが記事を投稿するか選択するフェーズ。投稿を行った場合はコストを支払い、コメントフェーズに進む。金銭的報酬がある場合、記事を投稿したエージェントに金銭的報酬が与えられる。
2. コメントフェーズ:
記事投稿フェーズで投稿された記事に関して、投稿者以外のエージェントがその記事を読めたかどうかを

判定し、読めた場合は利得を得る。その後、エージェントはその記事に対しコメントを行うか選択し、コメントを行った場合はコストを支払い、メタコメントフェーズに進む。

3. メタコメントフェーズ:

コメントフェーズで投稿されたコメントに関して、投稿者のエージェントがコメント返信(メタコメント)を行うか選択し、メタコメントを行った場合はコストを支払う。金銭的報酬がある場合、メタコメントを行ったエージェント及びメタコメントをされたエージェント両者に金銭的報酬が与えられる。

また、ステップごとにゲームフェーズは 4 回繰り返される。すなわち、エージェントは 1 ステップで 4 つまで記事を投稿できる。ゲームフェーズと進化フェーズを繰り返しながら、各エージェントがそれぞれ効用を最大化するように進化を繰り返すことで、ソーシャルメディアのユーザーの挙動をシミュレーションする。

3.2.1.2 エージェント設計

a_i ($i=1\dots N$)をシミュレーションにおけるエージェントとする。エージェントはそれぞれの戦略を決定づける 4 つのパラメータを持つ。

- 記事投稿率 P_i : 各エージェントは確率 P_i で記事を投稿
- コメント率 C_i : 各エージェントは確率 C_i でコメントを投稿
- クオリティ Q_i : 各エージェントはクオリティ Q_i の記事を投稿
- 金銭選好性 M_i : 各エージェントの報酬から得る効用を決定づける

上記 4 つのパラメータのうち、 P_i, C_i, Q_i の 3 パラメータはシミュレーション中に変化する変動パラメータであり、またソーシャルメディアでのユーザー活動の活発さを計測するための出力パラメータでもある。これらは長さ 3 のビット列で表現され、 P_i, C_i は 0/7, 1/7...7/7 の、 Q_i は 1/8, 2/8...8/8 の離散的な値をとる。これらに関して、各エージェントは進化的最適化を行う。

エージェントは非金銭的報酬を好むエージェント(以降 α エージェント)と金銭的報酬を好むエージェント(以降 β エージェント)の 2 種類を用意し、 α エージェントの金銭選好性は 0~0.5 の範囲の一様乱数で、 β エージェントの金銭選好性は 0.5~1 の範囲の一様乱数で与える。金銭選好性はシミュレーション中に変化することのない設定パラメータである。その適用に関しては、次の節で述べる。

また、投稿からメタコメントまですべての活動を行うエージェントと、投稿フェーズで投稿を行わず、閲覧およびコメントのみを行うエージェントを用意し、それぞれを投稿者エージェント、読者エージェントと定義する。よって用意するエージェントの種類は、非金銭的報酬を好む(α)投稿者、金銭的報酬を好む(β)投稿者、非金銭的報酬を好む(α)読者、金銭的報酬を好む(β)読者の 4 種類となる。

3.2.1.3 効用の計算

まず、記事の投稿やコメントの獲得による基本コスト、基本報酬を κ, ρ を用いて以下のように表す。

記事投稿コスト	κ_0	記事閲覧利得	ρ_0
コメント投稿コスト	κ_1	コメント獲得利得	ρ_1
メタコメント投稿コスト	κ_2	メタコメント獲得利得	ρ_2

ここで、記事投稿コスト及び記事閲覧利得に関して、クオリティによってその大きさが変わるものとする。すなわち、エージェント a_i が記事を投稿した時に支払うコストは、 $\kappa_0 Q_i$ となり、その記事を閲覧したエージェントが得られる利得は、 $\rho_0 Q_i$ となる。 κ および ρ を網羅的に調べることは困難であるため、中間パラメータ μ, δ を用いて以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \kappa_0 &= 1 & \rho_0 &= \mu \kappa_0 \\ \kappa_1 &= \delta \kappa_0 & \rho_1 &= \mu \kappa_1 \\ \kappa_2 &= \delta \kappa_1 & \rho_2 &= \mu \kappa_2 \end{aligned}$$

μ は支払うコストと得られる報酬の比を表す。この値が大きいほど、同一のコストであっても得られる報酬は大きくなる。 δ はフェーズごとのコスト増加率を表す。この値が大きいほど、フェーズが進むにつれ支払うコストは大きくなる。以上が、本モデルでエージェントが獲得する非金銭的な報酬である。

また、記事の投稿を行ったユーザーに金銭的報酬 π_1 を、メタコメントの投稿を行ったユーザーおよびメタコメントを獲得したユーザーに対し金銭的報酬 π_2 を与えるものとする。

最終的に得られる効用は、前節で述べた M_i が適用される。具体的には、最終的に得られる効用は $M_i \times$ (金銭的報酬) + $(1-M_i) \times$ (非金銭的報酬) で定義される。

3.2.1.4 フェーズ遷移

各フェーズの遷移は、エージェントの各パラメータを元に定められる。エージェントがコメント及びメタコメントに気づく確率については、現実のソーシャルメディアを考慮して、必ず気づくものとした。

エージェント a_i が記事を投稿する確率 p_i は以下のように定義した。

$$p_i = P_i / k Q_i \quad (1)$$

SNS 規範ゲーム¹⁰⁾ においては $p = P_i$ と定義されているが、クオリティを考慮した場合、記事のクオリティが高いほど投稿頻度は少なくなり、低いほど頻度は高くなる、すなわち投稿頻度は記事のクオリティに反比例する、と考え、このような設計にした。また、 k は正規化のための係数で、 $k=8$ とした。

エージェント a_i が投稿した記事にエージェント a_j が気づく確率 r_{ji} は以下のように定義した。

$$r_{ji} = Q_i / R \quad (2)$$

ここで、 R は同フェーズに投稿された記事の総数とする。SNS 規範ゲーム¹⁰⁾ においては記事が気づかれる確率は $0 \sim 1$ のランダムな値を用いて表現される

が、本モデルでは記事のクオリティに比例し、同フェーズに投稿されたレシピ数に反比例する確率として表現した。クオリティに比例する点に関しては、レシピ投稿サイトには「注目のレシピ」といったクオリティの高い記事を閲覧されやすくする制度設計があることを考慮したもので、同フェーズ投稿レシピ数に反比例する点に関しては、ユーザーが読める記事には限りがあるため、総記事数が多いほど記事は発見されづらくなることを考慮したためである。

記事に気づいたエージェント a_j がコメントを行う確率 c_{ji} 、エージェント a_j のコメントにエージェント a_i がメタコメントを行う確率 mc_{ij} に関しては以下のように定義した。

$$c_{ji} = C_j Q_i \quad (3)$$

$$mc_{ij} = C_i Q_j \quad (4)$$

SNS 規範ゲーム¹⁰⁾ においてはコメント、メタコメントの確率は C をそのまま用いられるが、本モデルではクオリティに比例してコメント、メタコメントが行われるものとした。これは、クオリティが高い記事であるほど、コメントがつきやすく、またクオリティの高い記事へのコメントほどメタコメントが行われやすい、と考えたためである。

3.2.1.5 進化フェーズ

エージェントは、シミュレーション 1 ステップ当たり上記の記事投稿～メタコメントまでのゲームフェーズを 4 回繰り返す。その後、4 回のゲームで得られた効用を合計し、それを各エージェントのステップにおけるスコアとみなし、エージェントの遺伝子である記事投稿率 P_i 、コメント率 C_i 、記事クオリティ Q_i に関して遺伝的アルゴリズムを適用する。

進化フェーズにおいて、自らと同じ性質のエージェントの中から、(非金銭的報酬を好む α 読者エージェントであれば、同じ α 読者エージェントのなかから) 親とするエージェントを、自身を含めた全エージェントの中から 2 体選択し、自らの遺伝子をその 2 体の遺伝子を交叉させたものに置き換える。その後、突然変異として一定の確率で遺伝子を変化させる。

親の選択には、ルーレット選択を用いる。具体的には、エージェント a_i が親として選ばれる確率 Π_i を、次のように定義する。

$$\Pi_i = \frac{(v_i - v_{min})^2 + \epsilon}{\sum_j (v_j - v_{min})^2 + \epsilon} \quad (3)$$

ここで、 $j=1, \dots, N$ 、 v_i は各エージェントのスコア、 v_{min} はエージェントの中で最も少ないスコア、 ϵ は 0 割りを防ぐための定数で、 $\epsilon=0.0001$ とした。

交叉には一様交叉を用い、得られた 2 つの遺伝子のうちどちらか一方をランダムに選択し、用いる。

突然変異は、各遺伝子の値を 1% の確率でランダム

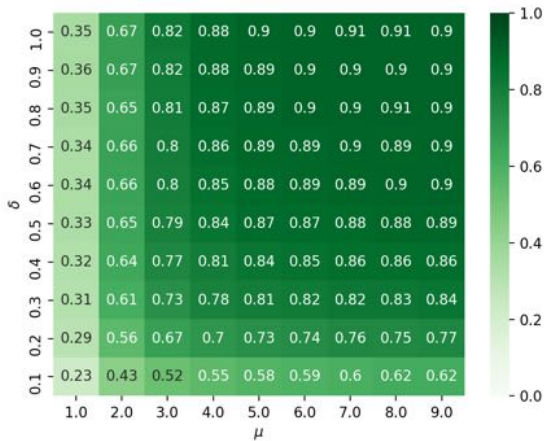


Fig. 2: 平均記事投稿率 \bar{P}

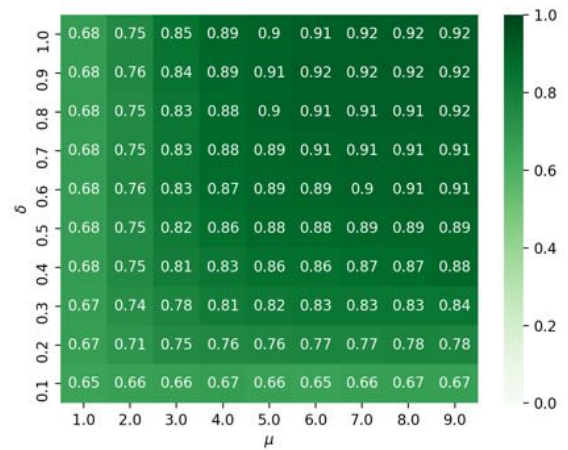


Fig. 3: 平均記事クオリティ \bar{Q}

に反転することで表現した。例えばエージェント数が100体であった場合、100体×9ビット×1%よりおよそ9ビットが1ステップごとに反転する。

こうして得られた新しい遺伝子のエージェントを用いて4ゲームを行い、再度進化を行う、という流れを繰り返すことにより、エージェントの適応とコミュニティへの協調率を観察する。

3.2.2 実験の結果と考察

本項で「クオリティを考慮した SNS 規範ゲーム」の結果と考察を行う。まず、金銭的報酬を付与しない場合において、拡張を行う前の SNS 規範ゲームと同様にエージェントが協調行動を取ること、およびその条件を確認する。次に、エージェントが協調を取る条件、協調を取らない条件それぞれの場合において、金銭的報酬がどのような効果を持つか調べる。

3.2.2.1 金銭的報酬がない場合

非金銭的報酬を決定づけるコスト:報酬比 μ , コスト増加率 δ の値に応じて、各エージェントの協調率 (P_i , C_i) が変化することが知られている⁷⁾。本稿では、SNS 規範ゲームに記事の質という概念を加えた「クオリティを考慮した SNS 規範ゲーム」に関して、 μ , δ の値に応じて各エージェントの協調率及び

投稿記事のクオリティがどう変化するかを調べる。

本シミュレーションでは、各種類のエージェントをそれぞれ20体ずつ、合計で80体用意し、 μ を1~9まで1刻みで、 δ を0.1~1.0まで0.1刻みで変化させる。それぞれのシナリオに関して1000ステップのシミュレーションを100エピソード行った。

Fig.2に μ , δ の値による投稿者エージェントの平均記事投稿率 \bar{P} の変化を示す。メタコメントを記事の投稿者以外も行うことができるメタ報酬ゲームにおいては、 $\mu=2$ のような小さい値でも高い協調率が取られたが⁷⁾、メタコメントを記事の投稿者しか行うことができないクオリティを考慮した SNS 規範ゲームでは、協調に必要な μ の値が大きくなることがわかった。これは、各エージェントが獲得するメタコメントの数がメタ報酬ゲームと比べて少ないためだと考えられる。

Fig.3に、エージェントの平均記事クオリティ \bar{Q} の変化を示す。記事クオリティも、記事投稿率と同様に μ , δ が大きくなるほど高い値をとった。すなわち、活発に記事の投稿やコメントが行われるコミュニティでは、エージェントは高いクオリティの記事を投稿し、より多くのコメントを獲得しようとすることがわかった。

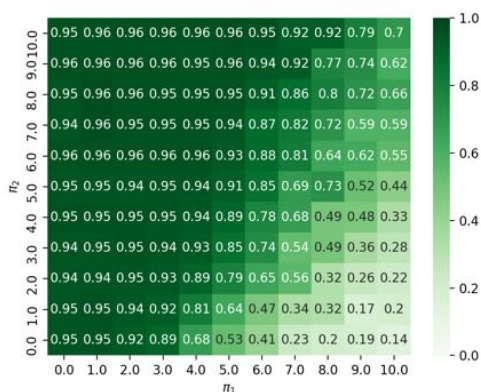


Fig. 4: α 投稿者平均記事クオリティ Q

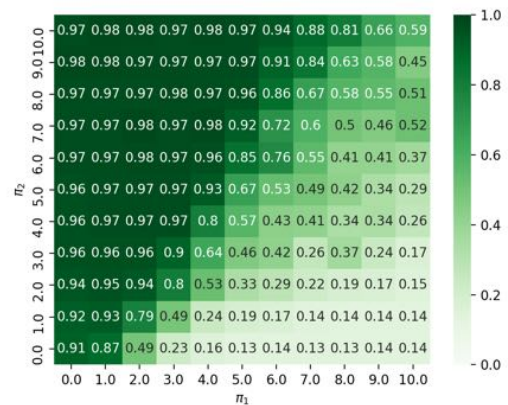


Fig. 5: β 投稿者平均記事クオリティ Q

3.2.2.2 金銭的報酬がある場合

続いて、金銭的報酬がある場合についてのシミュレーションを行う。現実のレシピ投稿サイトで金銭的報酬がなくても活発なコミュニケーションが行われていることを考慮して $(\mu, \delta)=(9.0, 0.9)$ の組み合わせを用いる。エージェント数, ステップ数は前項と同様のものを用い, π_1, π_2 を0~10まで1刻みで変化させる。

α 投稿者と β 投稿者の記事のクオリティが金銭的報酬の大きさによってどう変化したかをFig.4,5に示す。 π_1 には記事のクオリティを下げる効果が, π_2 には上げる効果があるとわかった。すなわち, π_1 を多く得るには質の低い記事を多く投稿する戦略が, π_2 を多く得るには質の高い記事を投稿しコメントを多く得る戦略が効果的であることを示している。また, β 投稿者の記事クオリティ変化量が α 投稿者より大きくなっていることがわかる。すなわち, 金銭的報酬を好む β 投稿者の方が投稿報酬の大きさに敏感なエージェントである, といえる。

4 サイトが複数ある場合のクオリティを考慮したSNS規範ゲームの分析

前章で、クオリティを考慮した SNS 規範ゲームにおいてエージェントがどのような状態を取るのかわかった。金銭的報酬がある場合、投稿報酬が高くなるにつれクオリティの低い記事が投稿されること、メタコメント報酬が高くなるにつれ投稿、コメントが活発に行われることがわかった。本章では、これら金銭的報酬がない場合、ある場合の二つのサイトのうち、記事の投稿やコメント活動を行うサイトをエージェントが自由に選択できるように拡張し、その場合における金銭的報酬の効果を調べる。

エージェントの移動を再現するため、新しく投稿サイト S_i という遺伝子をエージェントに追加する。 S_i は長さ 1 の bit として表現され、 $S_i=0$ であればエージェントは金銭的報酬なしのサイトで、 $S_i=1$ であれば金銭的報酬ありのサイトで記事を投稿する。この S_i にも他の遺伝子と同様に遺伝的アルゴリズムを適用する。シミュレーション開始時の S_i はランダムに与えるものとする。

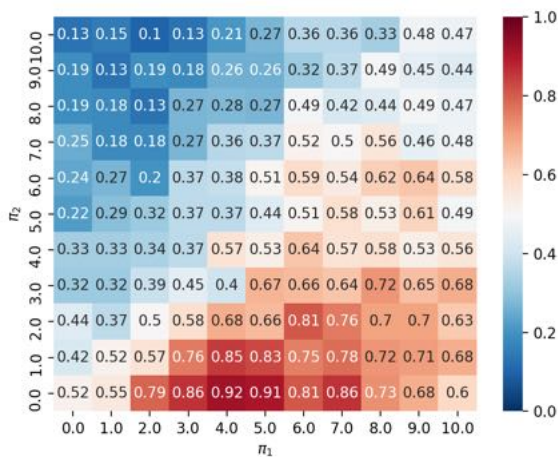


Fig. 7: α 投稿者報酬無サイト所属率

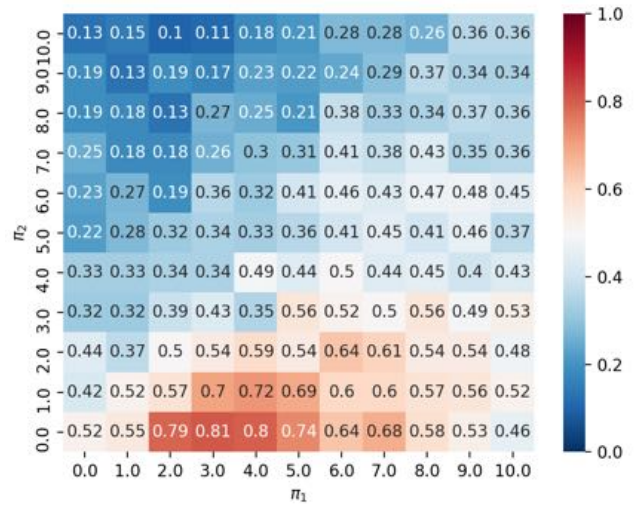


Fig. 6: 全エージェント報酬無サイト所属率

4.1 開始時の所属サイトがランダムな場合

本シミュレーションでは、各種類のエージェントをそれぞれ 20 体ずつ、合計で 80 体用意する。 $\mu=9$, $\delta=0.9$ とし, π_1, π_2 を0~10まで1刻みで変化させ, それぞれのシナリオに関して1000ステップのシミュレーションを100エピソード行った。

Fig.6に全エージェントを対象とした報酬無サイト所属率を示す。すなわち, 値が1.0であれば全ステップに渡って80体のエージェント全てが報酬無サイトで投稿, 閲覧, コメントといった活動を行なっているということを示す。 π_2 の効果は大きく, $\pi_2 \geq 4$ の場合において π_1 の値によらず過半数のエージェントが報酬有サイトに所属していることがわかった。よって, メタコメントに与える金銭的報酬はユーザーの獲得に効果的であることがわかった。一方, 過半数のエージェントが報酬無サイトに所属している場合に注目すると, $(\pi_1, \pi_2)=(4, 0)$ 付近の報酬無サイト所属率が0.5を上回っていることがわかる。すなわち, 本研究の目的である, 金銭的報酬が負の効果を持つ, という仮説が本モデルのこの条件において成り立っている。また, 現実の楽天レシピでも記事投稿報酬とメタコメント報酬の大きさの比は5:1であり, それに近い値で

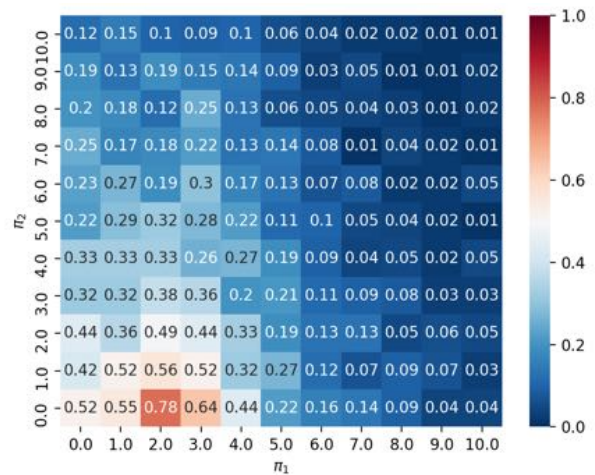


Fig. 8: β 投稿者報酬無サイト所属率

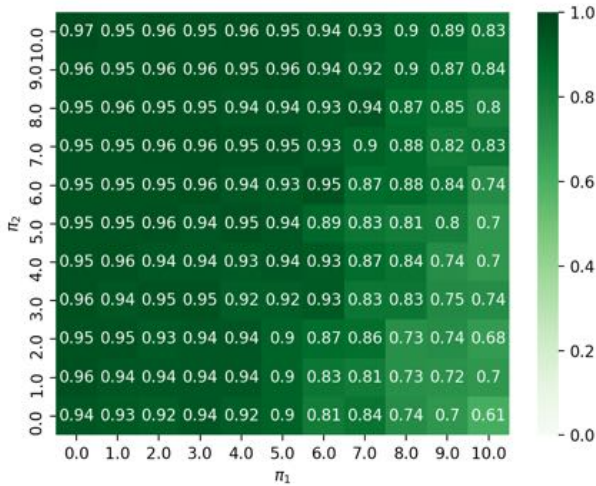


Fig. 9: α 投稿者記事クオリティ

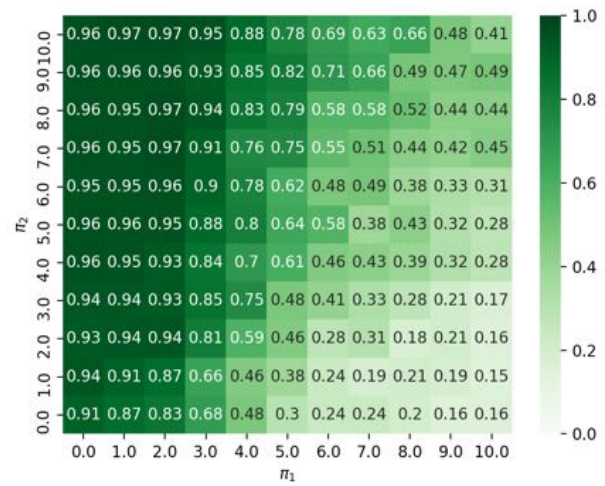


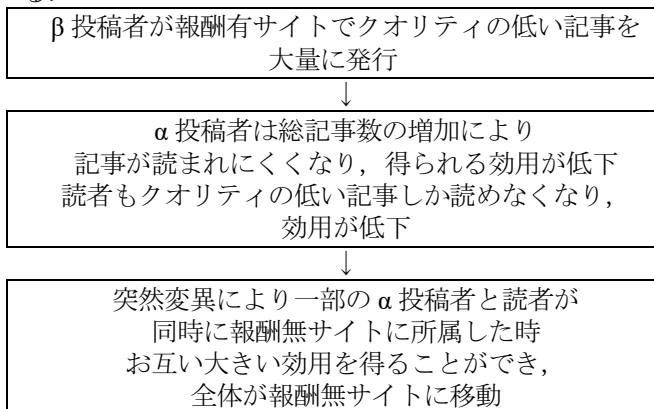
Fig. 10: β 投稿者記事クオリティ

金銭的報酬の負の効果が現れている。

Fig.7 に α 投稿者の報酬無サイト所属率を, Fig.8 に β 投稿者の報酬無サイト所属率を示す. $\pi_1 \leq 2$ の時, 両投稿者エージェントの所属率はほぼ一致している. しかし, π_1 が 2 より大きくなるにつれ, α 投稿者は報酬無サイトに, β 投稿者投稿者は報酬有サイトに移動していくことがわかった. また, α , β 両読者エージェントのサイト所属率は α 投稿者のものとほぼ一致した.

2 種類の投稿者間で所属サイトに違いが生まれる理由は, 両エージェントの投稿記事クオリティから説明できる. Fig.9 に α 投稿者の平均記事クオリティ Q を, Fig.10 に β 投稿者の平均記事クオリティ Q を示す. 所属サイトに大きな差が見られた $(\pi_1, \pi_2) = (7, 0)$ 付近のクオリティを比較すると, α 投稿者はクオリティの高い記事を, β 投稿者はクオリティの低い記事を投稿していることがわかる.

これらのことから, 投稿報酬 π_1 が負の効果をもつ場合に関して, 以下のようなダイナミズムが考えられる.



以上のダイナミズムを確かめるため, 次項ではエージェントのサイト間移動を分析する.

4.2 サイト間移動分析

本項では, 前項で示したダイナミズムを確かめるた

め, エージェントのサイト間移動を分析する. 実際にはエージェントの移動は複雑に起こり, 先に述べたような簡単な移動は起こりづらいため, 各種エージェントの移動時に他のエージェントがどのようなサイト所属状態であるかを調べることで, 移動のダイナミズムを確かめる.

エージェントが報酬無サイトに所属する傾向が強かった $(\pi_1, \pi_2) = (2, 0)$ の場合に関して, シミュレーション中のエージェントの移動を分析することによって, 移動のダイナミズムを調べる. 今回はエージェントの所属サイトが収束する状況まで観察したいため, ステップ数を 10 倍の 10,000 ステップとした.

あるサイトに関して, 同一種類のエージェントの所属率が 80% を上回るとき, その種類のエージェントがそのサイトに所属している, と定義する. 例えば, 金銭的報酬を好む投稿者エージェント 20 体のうち, 17 体以上が金銭的報酬無しサイトに所属しているとき, 金銭的報酬を好む投稿者が報酬無サイトに所属している, とする. それ以外の所属率の場合, その種類のエージェントは移動中である, と定義する. また, 一方のサイトに所属している状態から, 他方のサイトに所属する状態への遷移を移動として定義する. この定義に基づいて, 各種類のエージェントの状態を 3 種類に分類し, 各タイムステップにおいて各種類のエージェントの状態が一致しているかどうかを調べる.

まず, α 投稿者が報酬有サイト所属からそうでない状態に変化したステップにおける, β 投稿者の平均記事クオリティは 0.22 となった. すなわち, α 投稿者および読者の離脱の原因は, この場合も同様に β 投稿者のクオリティの低い記事であるとわかった. また, β 投稿者が報酬有サイト所属からそうでない状態に変化したステップをみると, そのとき他の種類のエージェントの報酬無サイト所属率を平均すると, 98% となった. このことから, $(\pi_1, \pi_2) = (2, 0)$ の場合 β 投稿者も非金銭的報酬をもとめて報酬有サイトから離脱した, とわかった.

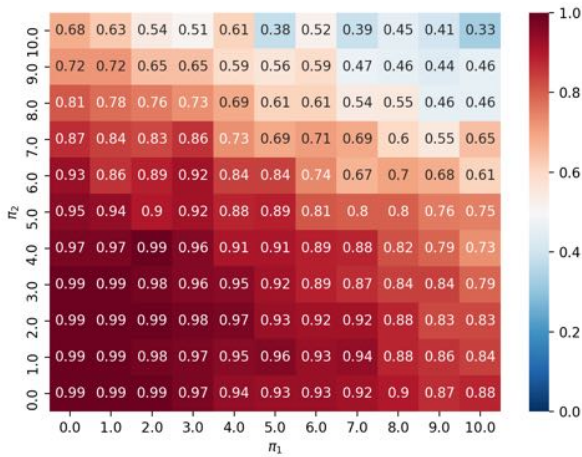


Fig. 11: 全エージェント報酬無サイト所属率 (開始時報酬無サイト)

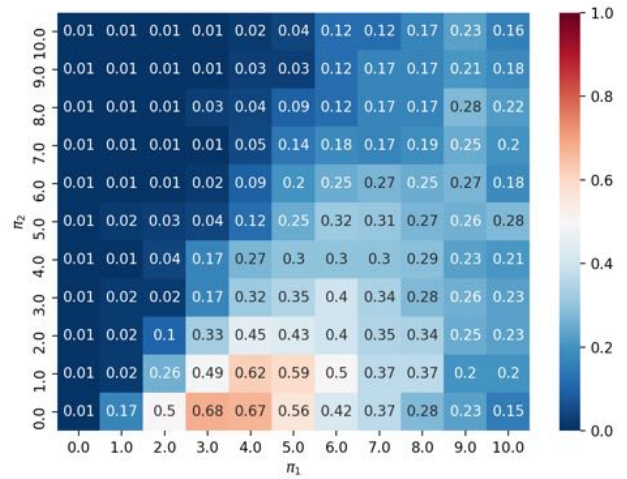


Fig. 12: 全エージェント報酬無サイト所属率 (開始時報酬有サイト)

4.3 開始時の所属サイトが固定される場合

前項までで、シミュレーション開始時のエージェントの所属サイトがランダムに決まる場合について、エージェントのサイト間移動と最終的な所属サイトに関する実験、考察をおこなった。しかし、現実で、制度設計の近いサイトが存在する場合を考えると、あるサイトが存在し、そのサイトの金銭的報酬に関する制度設計を変更した類似サイトが登場する、という場合がほとんどである。よって、本項ではシミュレーション開始時にエージェントが所属しているサイトを一つに固定することで、新しいサイトが生まれたときにエージェントがとる挙動を再現する。

Fig.11 にシミュレーション開始時の所属サイトが報酬無サイトに固定された場合の全エージェントの報酬無サイト所属率を、Fig.12 にシミュレーション開始時の所属サイトが報酬有サイトに固定された場合の全エージェントの報酬無サイト所属率を示す。報酬無サイトに固定して開始した場合をみると、 π_1, π_2 がともに大きいときに、報酬無サイトからの離脱が起こっていることがわかる。一方報酬有サイトに固定して開始した場合をみると、開始時ランダムの場合と同様に

$(\pi_1, \pi_2) = (4, 0)$ 付近で報酬有サイトからの離脱が起こっている。

両者の離脱の原因を分析するために、今回も α, β 両投稿者エージェントの投稿する記事のクオリティの比較を行う。まず、Fig.13,14 に報酬無サイトに固定して開始した場合の両投稿者の記事クオリティを示す。図から、開始時の所属サイトがランダムの場合に見られた β 投稿者の記事クオリティの低下が小さくなっていることがわかる。すなわち、報酬無サイトから開始した場合、 β 投稿者も α 投稿者同様に高いクオリティの記事でコメントを獲得する戦略をとることがわかった。クオリティの高い記事を投稿する戦略で獲得できる利得は、読者の数に大きく依存する。しかし、報酬無サイトから報酬有サイトへの移動が起こるには、突然変異で報酬有サイトに移動した少数のエージェント達が報酬無サイトに所属する多数派よりも多くの利得を獲得する必要がある。そのため、 π_1, π_2 がともに大きい場合でないエージェントの離脱が生まれない、とわかる。

次に、Fig.15 に報酬有サイトに固定して開始した場合の β 投稿者の記事クオリティを示す。図から、 β 投稿者が開始時ランダムの場合と同様に、クオリティの

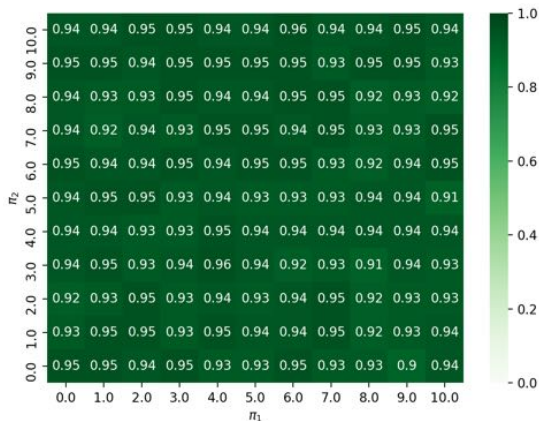


Fig. 13: α 投稿者記事クオリティ (開始時報酬無サイト)

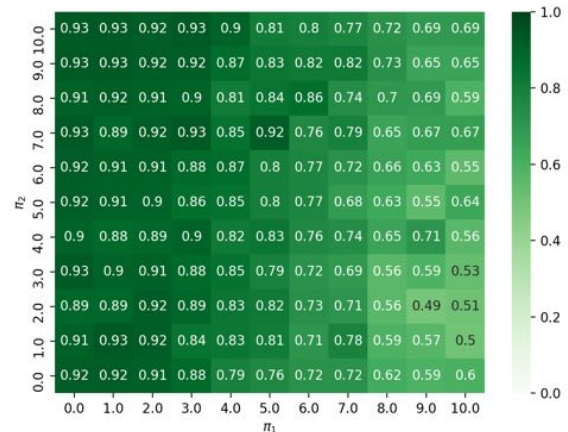


Fig. 14: β 投稿者記事クオリティ (開始時報酬無サイト)

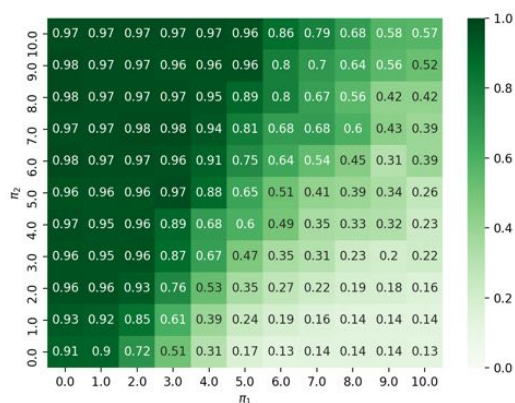


Fig. 15: β 投稿者記事クオリティ (開始時報酬有サイト)

低い記事の投稿を行っていることがわかる。このことから、開始時ランダムの場合と同様、 β 投稿者がクオリティの低い記事を多数投稿するなかで、 α 投稿者はコメントを獲得するために、読者はクオリティの高い記事をもとめて、報酬無サイトに移動したとわかる。このとき、 β 投稿者のクオリティの低い記事により全体の効用が低下するため、報酬有サイトに固定された場合のほうが、報酬無サイトに固定された場合よりも移動が起こりやすくなる。

以上より、報酬が無いサイトが存在するときに、報酬ありのサイトを新たに立ち上げた場合、ユーザーを獲得することは難しいといえる。逆に報酬ありのサイトが存在するときに報酬なしのサイトを立ち上げた場合は、特定の報酬条件であればユーザーを獲得することができる可能性があるといえる。

5 結論

本研究では、ソーシャルメディアのモデル化の一つである SNS 規範ゲームに対して、記事のクオリティとエージェントの移動という 2 つの要素を加えることで、金銭的報酬があるサイトよりも金銭的報酬のないサイトで得られる効用が大きくなるようなユーザーをモデル化し、シミュレーションを行った。

まず、三浦らが提唱した SNS をモデル化した SNS 規範ゲーム¹⁰⁾ をもとに、記事のクオリティを考慮するゲームを構築し、エージェントベースシミュレーションを行った。記事を投稿するごとに与えられる記事投稿報酬を大きくすると、投稿者エージェントはクオリティの低い記事を多数投稿するようになった。一方、メタコメントが行われるごとに与えられるメタコメント報酬を大きくすると、多くのコメントを獲得しようとするクオリティの高い記事を投稿するようになった。

次に、金銭的報酬が与えられるサイトと与えられないサイトの両方が存在し、ユーザーが高い利得を得られるサイトへと移動ができるモデルを構築し、シミュレーションを行った。その結果、金銭的報酬をユーザーに与えないサイトの方が、与えるサイトよりもユー

ザー数が多くなる状況が生まれた。このとき、金銭的報酬を好む投稿者エージェントは報酬の与えられるサイトに所属し、投稿報酬を多く得るためクオリティの低い記事が大量に投稿する。非金銭的報酬を好むエージェントは報酬の無いサイトに所属し、コメント報酬を多く得るためクオリティの高い記事を投稿する。また、読者エージェントもクオリティの高い記事とメタコメントを求めて報酬の無いサイトに所属する。

また、シミュレーション開始時にエージェントが所属するサイトをどちらかに固定する実験を行い、報酬が無いサイトが存在するときに、報酬ありのサイトを立ち上げユーザーを獲得することは難しいといえること、逆に報酬ありのサイトが存在するときに、特定の報酬条件であれば報酬のないサイトでもユーザーを獲得できる可能性があることがわかった。

今後の課題としては、限界効用逓減の効果の導入がある。三浦ら¹⁰⁾ は SNS 規範ゲームに効用関数を適用した場合に関しても実験を行っており、クオリティを考慮した SNS 規範ゲームに関しても効用関数を適用しその効果を見る必要がある。

参考文献

- 1) <https://recipe.rakuten.co.jp/>
- 2) <http://q.hatena.ne.jp/>
- 3) <https://cookpad.com/>
- 4) 青木慶: 企業と消費者の共創活動における、参加者のモチベーションに関する研究-クックパッド・楽天レシピ比較事例研究-, Japan Marketing Journal, **35** 4, 105/125 (2016)
- 5) Haewoon Kwak, Changhyun Lee, Hosung Park, and Sue Moon: What is Twitter, a Social Network or a News Media?, Proc. 19th Int. Conf. on Worldwideweb, 591/600 (2010)
- 6) Eugene Agichtein, Carlos Castillo, Debora Donato, Aristides Gionis, Gilad Mishne: Finding high-quality content in social media, Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining, 183/194 (2008)
- 7) Fujio Toriumi, Hitoshi Yamamoto and Isamu Okada: Exploring an Effective Incentive System on a Groupware. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, **19** 4, 1/13, (2016)
- 8) Axelrod, R.: An Evolutionary Approach to Norms. American Political Science Review, **80** 04, 1095/1111 (1986)
- 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 D 誌, J94-D(6), 945/956, (2011)
- 10) 三浦雄太郎, 大阪健吾, 鳥海不二夫, 菅原俊治: ソーシャルメディアにおける限界効用逓減の効果, 情報処理学会全国大会講演論文集, **80** 4, 805/806 (2018)