

ソーシャルメディアにおける二次報酬可視化の効果

○鳥海不二夫（東京大学）、山本仁志（立正大学）、岡田勇（創価大学）

Effect of Visualizing Meta-Rewards on Social Media

*Fujio Toriumi (The University of Tokyo) Hitoshi Yamamoto (Rissho University) Isamu Okada (Soka University)

概要— ソーシャルメディアを一種の公共財ゲームと見たとき、メタ報酬ゲームを導入することで「協調」が支配的になることが明らかになっている。しかしながら、従来のメタ報酬ゲームでは「報酬とメタ報酬を与える確率を同一としている」「メタ報酬をすべてのユーザが与えることができる」という仮定がなされており、これは現実的ではない。そこで、これらの条件を緩和した拡張ソーシャルメディアモデルを提案し、より現実のソーシャルメディアに近い条件下で、協調行動が支配的となる条件を調べた。複数の条件でエージェントベースシミュレーションを行った結果、協調者個人のメタ報酬率を情報として利用して報酬を与えるかどうかを決定する場合に協調が支配的な社会を実現できることを明らかにした。

キーワード: 公共財ゲーム、一般化メタ規範ゲーム、ソーシャルメディア

1 はじめに

ソーシャルメディアは、ユーザによる情報の提供によって成り立つメディアである。代表的なソーシャルメディアとして、Facebook や LinkedIn などのソーシャルネットワークサービスがあるが、それ以外にも Twitter のようなミニブログ、クックパッドや Trip Adviser のような情報共有サイト、Yahoo 知恵袋のような Q&A サイトなどがソーシャルメディアに含まれる。

ソーシャルメディアに掲載される情報はユーザによって提供されているため、情報が提供されなければソーシャルメディアはメディアとして成り立たない。一方で、ソーシャルメディアに情報を提供するには一定のコストが必要である。そのため、情報を獲得するのみで提供をしない方がユーザにとって得であるという「フリーライド」への誘因が存在する。

このように、ユーザが一定のコストをかけることでより大きい利得を得られるが、コストをかけないことへの誘因が存在するような社会的ジレンマは公共財ゲームとしてモデル化される。

通常公共財ゲームはコストをかけない「裏切り」が支配的になることが知られているが、Toriumi ら¹⁾はソーシャルメディアを公共財ゲームとしてとらえたときに、メタ報酬ゲームを導入することで「協調」が支配的になることを示している。

メタ報酬ゲームは、協調的な行動を行ったユーザに対して報酬を与え、報酬を与えたユーザに対してメタ報酬を与えるというモデルである。ソーシャルメディアにおいては、多くの場合情報提供を行ったユーザに対して他のユーザが謝意を述べる事が可能であり、謝意を述べたユーザに対しても何らかの報酬を与えることができるシステムを有しているものが多い。例えば、Facebook においては、ユーザが情報を提供した場合、それに対して友人がコメントを残し、コメントに対して返信を行うことができる。ここでは、コメントが報酬となり、返信がメタ報酬となる。

あるいは、レシピ共有サイトであるクックパッドでは、レシピ投稿者に対して作ったことを報告する「ツクレポ」が存在するが、ツクレポが報酬、ツクレポへのコメントがメタ報酬ととらえれば、クックパッドは

メタ報酬ゲームとして成立していることになる。一方で、Toriumi らのモデルでは、

- 報酬とメタ報酬を与える確率を同一としている
- メタ報酬をすべてのユーザが与えることができる

という条件があり、これらの条件は現実のソーシャルメディアを表すのにふさわしくない。

そこで、本稿ではこれらの条件を緩和した拡張ソーシャルメディアモデルを提案し、より現実のソーシャルメディアに近い条件下で、協調行動が支配的となる条件を明らかにする。

2 関連研究

2.1 公共財ゲーム

現在までに公共財ゲームにおける協力の促進に関しては、多くの研究が行われている。

たとえば、プレイヤーが直接²⁾または間接的な互惠性³⁾を持つことによって協調を促進させるという考えがある。

また、プレイヤーに対してタグを与えたり⁴⁾、評判システムを利用する⁵⁾方法や、プレイヤー同士が空間的な構造⁶⁾をやネットワーク構造⁷⁾⁸⁾を持って接続されているようなゲームについても検討されている。

プレイヤーに単に協調か非協調か以外の選択肢を与えるゲームについても検討されている。たとえば、ゲームに参加しないプレイヤーを導入する方法^{9) 10)}や、公共財ゲームを破壊するようなプレイヤーを導入する手法¹¹⁾などがある。

また、より直接的に協調者には報酬を与え、裏切り者には懲罰を与える手法も存在する。Axelrod は、協調しない者に対し罰則を与える規範ゲーム・メタ規範ゲームなどを提案している¹²⁾。

本研究では、この Axelrod らの手法を一般化した一般化メタ規範ゲームの拡張モデルを用いて行う。

2.2 ソーシャルメディアにおける知識共有

ソーシャルメディアにおける知識共有の研究は、データ分析の観点から多数行われている。Okazaki ら¹³⁾は、旅行者の知識共有に関する Facebook とトリップアドバイザーの行動の違いをスペイン旅行者のデータで比

較した。社会資本理論の構造（社会的相互作用）、認知（ビジョンの共有）、関係（信頼）という3次元で比較した結果、信頼は相互作用や知識共有に影響を与えていないことが明らかとなった。トリップアドバイザーでは信頼もビジョンの共有も知識共有を駆動していないが、Facebookではビジョンの共有は知識共有に影響を与えている。また、両メディアとも相互作用はコメントの投稿動機に大きな役割を果たしている。相互作用やビジョンの共有において同質性効果はトリップアドバイザーの方がFacebookよりも有意に大きいことが示されたが、同質性は信頼には無関係であることなどが明らかにされている。

また、Ohら¹⁴⁾は何がソーシャルメディアユーザの情報共有や支援の動機なのかをFacebook, Twitter, Delicious, YouTube, Flickrの5つのメディアでアンケートによって調べた。楽しい、自己効率、学習、個人的利益、利他、共感、社会的啓発、共同体への関心、互惠性、評判、という10個の動機を調べ、すべてが情報行動に影響があるが、調査した5つのメディアごとにその大きさは異なることが示されている。

一方で、FacebookやTwitterでの知識交換は有益であるにも関わらず、ほとんど行われていないという報告もある¹⁵⁾。大学進学予定の高校生299名に質問紙調査した結果、「知覚されたオンラインの添付動機」と「知覚されたオンラインの関係関与」「動機」、「利他性」が知識共有行動に有意に正の効果を持っていることが示された。

知識共有行動に与える影響は個人属性とサービス要因のどちらにあるかを調べた研究¹⁶⁾では、364の中国における飛行機乗客（ネット予約の）に対して調査を行い、個人属性が重要でありサービス要因は必ずしも重要ではないことが示された。

公共財ゲームとしてソーシャルメディアを捉えた研究¹⁷⁾には、レシピ共有サイトであるクックパッドのデータを分析し、報酬システムがレシピ投稿を促す要因であることを示したものもある。

このようにソーシャルメディアに影響を与える動機については多くの蓄積があるが、報酬システムが与える影響といった構造上の観点からのアプローチは少ない。本研究では、この問題に対してエージェントベースシミュレーションを用いた理論的なアプローチによる解決を目指す。

3 公共財ゲームによる拡張ソーシャルメディアモデル

3.1 公共財ゲームとしてのソーシャルメディア

まず、本研究で提案する拡張ソーシャルメディアモデルのベースとなる、公共財ゲームとしてのソーシャルメディアモデル¹⁾について述べる。

ここでは、 N 人のエージェントで構成される集団を考える。エージェント a_i は裏切るか協調するかの二つの行為を選択することができる。ソーシャルメディアにおいては、情報を提供する行為が協調、提供しないことが裏切りに対応する。

また他者の行為に対して、報酬を与えるかどうかを選択できる。ソーシャルメディアにおいては、情報提供者へのコメントなどが報酬に対応する。

さらに、報酬を与えたエージェントに対して報酬を

与えたことへの報酬、メタ報酬を与えることが可能である。ソーシャルメディアにおいては、コメントへの返信などがメタ報酬に対応する。

ここでは、協調する確率を b_i 、報酬およびメタ報酬を与える確率を r_i と表現する。

エージェント a_i が協調する場合、 a_i は κ_0 のコストを払う。一方、残りの $(N-1)$ 人エージェントは ρ_0 の利得を得る。 a_j が a_i の協調を発見した場合、 a_j は自身の持つ報酬確率 r_j によって a_i に報酬を与える。 a_j が a_i に報酬を与えた場合、 a_i は ρ_1 の利得を a_j は κ_1 のコストを支払う。

エージェント a_j が a_i に報酬を与えたことを a_k が発見したときに a_k が a_j にメタ報酬を与えることができる。この際、 a_k はメタ報酬を与える確率 r_k によって a_j に κ_2 のコストをかけて報酬 ρ_2 を与える。

3.2 ソーシャルメディアモデルの問題点

前節での述べたソーシャルメディアのモデルには、以下の二つの問題点が存在する。

1. 報酬とメタ報酬を与える確率を同一としている
2. メタ報酬をすべてのユーザが与えることが出来る

まず、1については、「協調したユーザに報酬を与えるユーザは、報酬を与えたユーザにメタ報酬を与える可能性が高い」という仮定に基づいて設定されている条件である。これによって、報酬を与える確率とメタ報酬を与える確率を同一パラメータ r_i によって制御している。これは、ソーシャルメディアモデルのもととなったAxelrodらのメタ規範ゲームにおいて、1次の規範と2次の規範の確率が独立していると、2次の規範を行わないフリーライドが存在することになり、メタ規範が無限に連鎖することを防ぐために導入された仮定である。両者の関連性についてはそれを支持する実験も存在している¹⁸⁾が、少なくとも同一と見なすのは現実的ではない。そこで、本論文では報酬とメタ報酬を行う確率を分離し、各エージェントは報酬を与える確率 r_i 、メタ報酬を与える rr_i の二つのパラメータを持つものとする。

次に、2については、ソーシャルメディアにおいてお礼のコメントなどの報酬を与えた場合、他のすべてのユーザからメタ報酬を受け取る可能性があることになる。しかしながら、通常情報提供者へのお礼を書いた場合、それに対する返信は情報提供者本人からのみ送られる。したがって、すべてのエージェントにメタ報酬を与える権利があるわけではなく、協調者のみがメタ報酬を与えることができるものとする。

3.3 拡張ソーシャルメディアモデル

前節の問題点を踏まえ、ソーシャルメディアモデルを以下のように拡張する。

まず、従来モデルと同様に N 人のエージェントで構成される集団を考える。各エージェントは、パラメータとして協調する確率 b_i 、報酬を与える確率 r_i 、メタ報酬を与える確率 rr_i を持つ。

エージェント a_i が協調する場合、 a_i は κ_0 のコストを払う。一方、残りの $(N-1)$ 人エージェントは ρ_0 の利得を得る。 a_j が a_i の協調を発見した場合、 a_j は自身の持つ報酬確率 r_j によって a_i に報酬を与える。エージェ

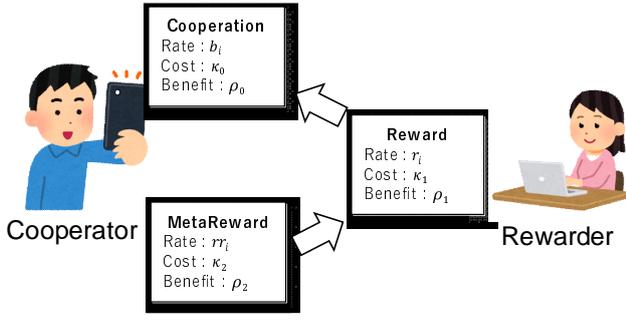


Fig. 1: Outline of Extended SocialMedia Model

ント a_j に報酬が与えられた場合、エージェント a_i はメタ報酬確率 rr_i に応じて、 κ_2 のコストをかけてエージェント a_j にメタ報酬 ρ_2 を与える。

以上拡張ソーシャルメディアの概要を Fig.1 に示す。

4 拡張ソーシャルメディアモデルによるシミュレーション

4.1 メタ報酬ゲームフェーズ

ソーシャルメディアにおける記事の投稿およびコメント、返信を以下のような手順に従って、シミュレートする。

まず、 N 人のエージェントは相互にリンクでつながっているネットワークを仮定する。本稿では、ソーシャルネットワークではなく、情報共有サイトを想定しているため、全てのエージェントが他の全てのエージェントが提供した情報にもアクセスできるものとし、完全グラフをネットワークとして用いている。各エージェント a_i はパラメータとして、記事投稿 (協調) 率 b_i とコメント投稿 (報酬) 率 r_i 、返信 (メタ報酬) 率 rr_i を持つ。

1. 公共財ゲームフェーズにおいて、エージェント a_i は協調率 b_i の確率で情報の提供を行う。情報を提供するエージェントはコスト κ_0 を支払う。このとき、提供された情報 p には情報の価値 $0 \leq q_p \leq 1.0$ がランダムに付与される。
2. 次に、すべてのエージェントについて、提供されたすべての情報について、 q_p の確率で当該情報から恩恵を受けたかどうかを決定する。恩恵を受けた場合は、 ρ_0 の利得を受ける。
3. 情報の恩恵を受けたエージェント a_j は r_j の確率で情報提供者に報酬を与える。報酬を与える場合、エージェント a_j はコスト κ_1 を支払い、エージェント a_i は利得 ρ_1 を得る。
4. 報酬を得たエージェント a_i は rr_i の確率でメタ報酬を a_j に与える。メタ報酬を与える場合、エージェント a_i はコスト κ_2 を支払い、エージェント a_j は利得 ρ_2 を得る。

上記の操作を 1 ステップに 4 回繰り返し行い、各エージェントの利得の合計を求め、当該利得を各エージェントの適応度とする。

ここで、シミュレーションパラメータとして、 n 次の行動に必要なコスト κ_n とその報酬 ρ_n があるが、シ

Table 1: Simulation Parameters

Param	Value
N	100
Steps	1000
μ	2.0
δ	0.8

ミュレーションの簡単化のため、パラメータ μ, δ を導入し、以下のように決定する。

$$\kappa_0 = 1.0 \quad (1)$$

$$\rho_n = \mu \cdot \kappa_n \quad (2)$$

$$\kappa_n = \delta \cdot \kappa_{n-1} \quad (3)$$

4.2 エージェント進化フェーズ

各ステップの最後に遺伝的アルゴリズムによってエージェントの戦略を進化させる。

適応度の低いエージェントは、適応度に応じた割合で親となるエージェントを二体選択する。ここで、エージェント a_i が選択される確率 Π_i は以下の式によって決定される。

$$\Pi_i = \frac{\exp(\frac{v_i - \bar{v}}{\sigma})}{\sum \exp(\frac{v_j - \bar{v}}{\sigma})} \quad (4)$$

なお、 v_i はエージェント i の適応度、 \bar{v} は全エージェントの適応度の平均、 σ は適応度の標準偏差である。

得られた一対の親エージェントをあらわす遺伝子を交叉させ、新たな遺伝子を得る。エージェントは親エージェント同士の交叉から得られた新たな遺伝子を自身自身の遺伝子として進化する。なお、ここでは各パラメータ b_i, r_i, rr_i を 2 進コード化し一様交叉によって新たなパラメータを生成した。

また、0.01 の確率で各遺伝子座の値がランダムに突然変異する。突然変異は当該遺伝子座の値が反転されることで表現する。

4.3 シミュレーション結果

拡張ソーシャルメディアモデルを用いてシミュレーションを行った。用いたシミュレーションパラメータは Table 1 に示す。

シミュレーション結果を Fig.2 に示す。横軸にステップ数を、縦軸に各パラメータの平均値を示す。Cooperation は協調率 b_i の、Reward は報酬率 r_i の、MetaReward はメタ報酬率 rr_i をそれぞれ示している。

この結果から、シミュレーション開始当初は協調率が上昇するものの、600 ステップほどで協調率は低下することがわかる。この要因は、Reward 率の低下にある。シミュレーション開始直後から Reward 率は減少し、ほぼ 0 となる。そのため、協調行動を行ってもほとんどのユーザからは報酬が期待できない。

5 拡張ソーシャルメディアモデルにおける協調の進化

5.1 協調的社会実現のためのシナリオ

拡張ソーシャルメディアモデルにおいては、メタ報酬を与えるインセンティブが存在しないことが要因となり、協調的な社会を実現することが難しい。

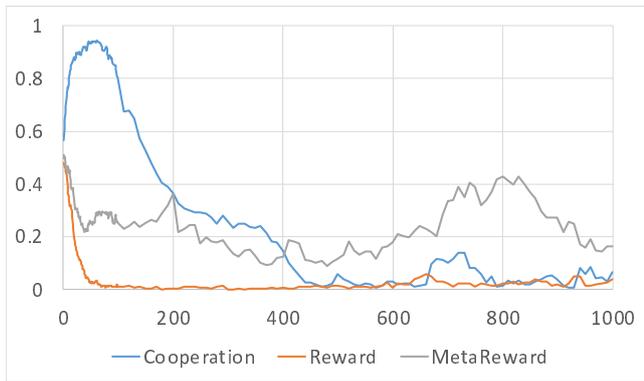


Fig. 2: Simulation Result

そこで、どのような条件が存在すれば協調的社会が実現できるかを明らかにする。ここでは、メタ報酬を与えることにインセンティブ付与するために、メタ報酬が得られると期待されるかどうかによって報酬を与えるかどうかを決定するものとする。すなわち、あるユーザの投稿した情報に対してコメントをつけるかどうかを、行ったコメントに返信がつくかどうかによって判断する。もし、返信が期待できるのであればコメントを行い、返信が期待できなければコメントを行わない。このように、返信が行われていればコメントを行うと言う行動は、見返りが期待できれば利他的に行動するという互恵的利他行動の観点からも自然である。

ここで、本研究では以下の3つのシナリオを考え、シミュレーションを行った。

1. メタ報酬に関する情報を持たない場合 (4.3章と同一設定)
2. 社会全体のメタ報酬率を情報として利用する場合
3. 協調者個人のメタ報酬率を情報として利用する場合

5.2 シミュレーションの拡張

4.1章のシミュレーション手続きに、期待メタ報酬率 ε を導入する。期待メタ報酬率 ε が高ければ報酬を与える確率が高くなるように、手続きの3を以下のように変更する。

3. 情報の恩恵を受けたエージェント a_j は $\varepsilon \cdot r_j$ の確率で情報提供者に報酬を与える。報酬を与える場合、エージェント a_j はコスト κ_1 を支払い、エージェント a_i は利得 ρ_1 を得る。

このとき、

- シナリオ 1: $\varepsilon = 1.0$
- シナリオ 2: $\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_k rr_k$
- シナリオ 3: $\varepsilon = rr_i$ (エージェント a_i は協調者)

とする。

5.3 拡張シミュレーション結果

シミュレーションパラメータを Table 1 として、各シナリオについてシミュレーションを行った。その結果を Fig.3 に示す。

この結果より、シナリオ 1, 2 では協調的な社会は実現できないが、シナリオ 3 では協調的社会を実現できていることがわかる。シナリオ 3 では報酬確率がシナリオ 1 よりも低くなる。すなわち、全体として報酬が少なくなるにも関わらず協調社会が実現できているということになる。そこで、次にシナリオ 3 についてより詳細な動きを確認する。

Fig.4 にシナリオ 3 における協調率 b_i 、報酬率 r_i 、メタ報酬率 rr_i の推移を示す。横軸がシミュレーションステップを、縦軸が各パラメータの全エージェントの平均値を示している。この結果から、まず開始直後から協調率が増加し、次にメタ報酬率が増加、最後に報酬率が増加していることがわかる。

メタ報酬率が報酬率よりも先に増加している理由としては、メタ報酬率が低いエージェントよりも、高いエージェントの方が報酬をもらえる可能性が高いためである。報酬を与えるエージェントが十分存在すれば、メタ報酬率が高ければ報酬をもらえる可能性が高く、メタ報酬を付与しても十分なだけの報酬が獲得できる。一方、メタ報酬率が高いエージェントが増加すると、報酬を与えたときにメタ報酬が返ってくる確率が高くなるため、報酬を与えるエージェントの方が報酬を与えないエージェントよりも利得が高くなる傾向にある。そのため、報酬を与えるエージェントも増加する。

報酬を与えるエージェントが十分いれば協調によって利得が得られるため、裏切りエージェントよりも協調エージェントの方が利得が高くなり、協調的社会が崩壊することはない。

以上のようなメカニズムによって、メタ報酬を行う確率が観測可能になることによって、協調的社会を実現できると期待される。

これは、ソーシャルメディアで言えば、コメントに対してどの程度返信をくれるのかを見積もって、コメントを書く対象を選択することで、情報が提供されるソーシャルメディアを実現することが出来ることを意味する。

5.4 コスト報酬比の影響

メタ報酬ゲームを含む一般化メタ規範ゲームにおいては、コストと報酬の関係が協調の実現に重要となる¹⁹⁾。そこで、コストと報酬を制御するパラメータである μ, δ を変化させたシミュレーションを各パラメータで 50 エピソード行い、協調率の平均を Fig.5 に示す。 x, y 軸がそれぞれ $0.0 \leq \mu \leq 5.0, 0 \leq \delta \leq 1.0$ の範囲で μ, δ を変化させた値であり、 z 軸は、そのときの協調率を示している。この結果から、以下の事が分かる。

1. $\mu < 1.4$ では協調的社会は実現できない
2. およそ $\mu \cdot \delta > 1.0$ で協調的な社会 (協調率) が実現される

このうち、1 はコストに対して十分な報酬が存在しなければ協調的にならないという従来の知見と合致する¹⁾。ただし、メタ報酬を誰でも行える条件である一般化メタ規範ゲームにおける報酬ゲームよりも、 μ が大きくなければ協調的な社会とはならない。これは、メタ報酬によって得られる報酬の期待値が小さいため、より大きな報酬が得られない場合は、報酬を与えるインセ

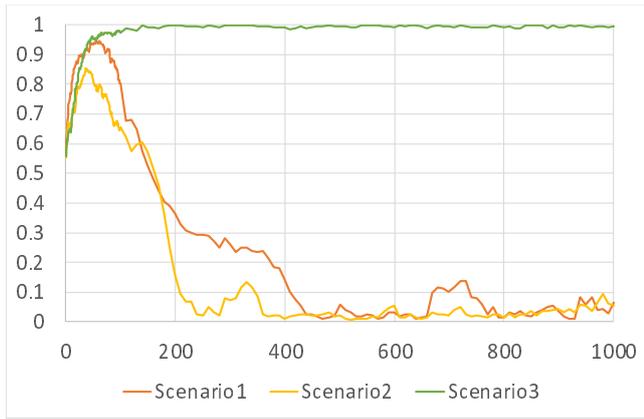


Fig. 3: Result of Each Scenario

ンティブが少ないため報酬を与えない方が有利となり、その結果として協調も進化しなくなると考えられる。

次に、2について考えてみよう。シミュレーションの結果 $\delta \cdot \mu > 1.0$ が協調的な社会を実現する条件だった。ここで、報酬とメタ報酬との間にどのような関係があれば、報酬を与えた方が利得が高くなるかを考えてみると、メタ報酬による利得が報酬コストを上回る時のみ利得が正となり、報酬を与えるインセンティブが生じることが分かる。すなわち、報酬コストとメタ報酬の利得を考えると

$$\rho_2 > \kappa_1 \quad (5)$$

が成り立つ必要がある。

$$\rho_2 = \mu \cdot \delta \kappa_1 \text{ より} \quad (6)$$

$$\mu \cdot \delta \kappa_1 > \kappa_1 \quad (7)$$

$$\mu \cdot \delta > 1 \quad (8)$$

ただし、 $\kappa_1 > 0$

が報酬行動が生じる条件となると言える。

ただし、実際にはメタ報酬が必ず与えられるとは限らないため、平均メタ報酬率 \overline{rr}_i を考慮し、

$$\overline{rr}_i \cdot \rho_2 > \kappa_1 \quad (9)$$

$$\overline{rr}_i \cdot \mu \cdot \delta > 1.0 \quad (10)$$

であれば、報酬を与えた方が利得が高いことになる。従って、この条件下では十分なメタ報酬確率を持つエージェントに対しては報酬を与えるエージェントが有利となる。一方、協調エージェント a_i にとっても、 rr_i が高い方が報酬をもらえる確率が高いため、メタ報酬確率 rr_i が高い方へ進化する要因となる。以上のメカニズムによって報酬確率、メタ報酬確率ともに高いエージェントが生存に有利となり、その結果、協調を行うエージェントは多くの報酬を得ることで、コストをかけて協調することでより高い利得を得られるようになり、協調的な社会を実現できる。

以上の結果から、誰がメタ報酬をどの程度行っているかに関する情報の可視化が協調的な社会の実現に有効であることが示された。

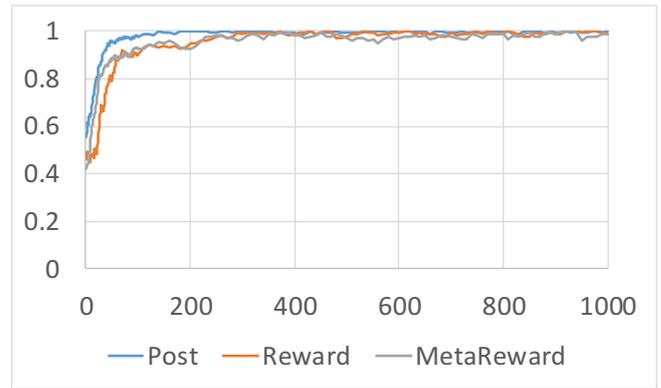


Fig. 4: Result of Scenario 3

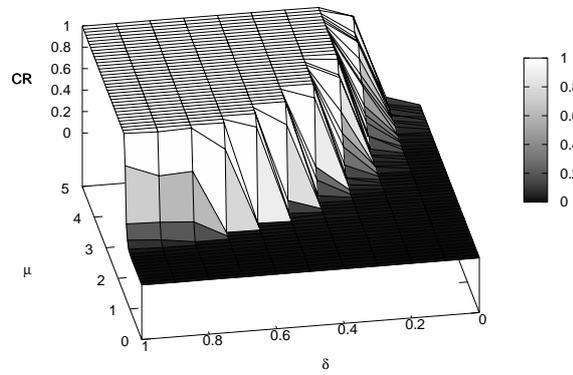


Fig. 5: Change μ, δ in scenario 3.

6 結言

本研究では、公共財ゲームとしてソーシャルメディアをモデル化し、従来のメタ報酬ゲームに与えられていた現実的ではない条件を緩和した拡張メタ報酬ゲームを提案した。

通常では協調的な社会を実現できない拡張メタ報酬ゲームにおいて、どのような条件を加えれば協調的な社会となるかをエージェントベースシミュレーションによって分析を行った。その結果、協調したエージェントが、2次の報酬であるメタ報酬を与えるかどうかを1次の報酬を与えるエージェントに与えることで協調が進化することを明らかにした。

ソーシャルメディアで言えば、記事を投稿したユーザに報酬(コメント)を書くかどうかの判断材料として、記事を投稿したユーザがどの程度コメントに返信しているかを可視化することによって、記事の投稿を促すこと出来るようになることを期待できる。

本稿では、ソーシャルメディアにおいて情報提供をするか否かの二択を協調と裏切りと表現し、公共財ゲームとしてモデル化した。一方で、裏切りには不適切な情報提供と、そもそも情報を提供しないという二通りが考えられる。このような考え方を考慮に入れたモデル化を行うことが今後の課題である。

また、今回のモデルではすべてのエージェントがすべての情報にアクセス可能であるという仮定を行って

いるが、実際にはすべての情報をすべてのユーザが見ることが出来るわけではない。情報の室によって情報アクセス頻度が変わったときの影響などを明らかにすることも今後の課題である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP16H03120 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) Fujio Toriumi, Hitoshi Yamamoto, and Isamu Okada. Why do people use social media? agent-based simulation and population dynamics analysis of the evolution of cooperation in social media. In *Proceedings of the The 2012 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology-Volume 02*, pages 43/50, (2012)
- 2) Ernst Fehr, Urs Fischbacher, and Simon Gächter. Strong reciprocity, human cooperation, and the enforcement of social norms. *Human nature*, 13(1):1/25, (2002)
- 3) Martin A Nowak and Karl Sigmund. Evolution of indirect reciprocity. *Nature*, 437(7063):1291/1298, (2005)
- 4) Rick L Riolo, Michael D Cohen, and Robert Axelrod. Evolution of cooperation without reciprocity. *Nature*, 414(6862):441/443, (2001)
- 5) Hisashi Ohtsuki and Yoh Iwasa. Global analyses of evolutionary dynamics and exhaustive search for social norms that maintain cooperation by reputation. *Journal of theoretical biology*, 244(3):518/531, (2007)
- 6) Dirk Helbing, Attila Szolnoki, Matjaž Perc, and György Szabó. Evolutionary establishment of moral and double moral standards through spatial interactions. *PLoS computational biology*, 6(4):e1000758, (2010)
- 7) Mayuko Nakamaru and Yoh Iwasa. The evolution of altruism by costly punishment in lattice-structured populations: score-dependent viability versus score-dependent fertility. *Evolutionary ecology research*, 7(6):853/870, (2005)
- 8) Yuki Hirahara, Fujio Toriumi, and Toshiharu Sugawara. Evolution of cooperation in sns-norms game on complex networks and real social networks. *Social Informatics*, pages 112/120, (2014)
- 9) Christoph Hauert, Silvia De Monte, Josef Hofbauer, and Karl Sigmund. Replicator dynamics for optional public good games. *Journal of Theoretical Biology*, 218(2):187/194, (2002)
- 10) Tatsuya Sasaki, Isamu Okada, and Tatsuo Unemi. Probabilistic participation in public goods games. *Proceedings of the Royal Society B: Bio-logical Sciences*, 274(1625):2639/2642, (2007)
- 11) Alex Arenas, Juan Camacho, José A Cuesta, and Rubén J Requejo. The joker effect: cooperation driven by destructive agents. *Journal of theoretical biology*, 279(1):113/119, (2011)
- 12) R.M. Axelrod. An Evolutionary Approach to Norms. *American Political Science Review*, 80(4):1095/1111, (1986)
- 13) Shintaro Okazaki, Luisa Andreu, and Sara Campo. Knowledge sharing among tourists via social media: A comparison between facebook and tripadvisor. *International Journal of Tourism Research*, 19(1):107/119, (2017) JTR-16-0091.R2.
- 14) Sanghee Oh and Sue Yeon Syn. Motivations for sharing information and social support in social media: A comparative analysis of facebook, twitter, delicious, youtube, and flickr. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 66(10):2045/2060, (2015)
- 15) Will W.K. Ma and Albert Chan. Knowledge sharing and social media: Altruism, perceived online attachment motivation, and perceived online relationship commitment. *Computers in Human Behavior*, 39:51/58, (2014)
- 16) Denghua Yuan, Zhibin Lin, and Ran Zhuo. What drives consumer knowledge sharing in online travel communities?: Personal attributes or e-service factors? *Computers in Human Behavior*, 63:68/74, (2016)
- 17) 鳥海 不二夫, 山本 仁志, and 岡田 勇. レシピ共有サイトにおける作成レポートの効果. 第 10 回社会システム部会研究会, (2016)
- 18) Toko Kiyonari and Pat Barclay. Cooperation in social dilemmas: free riding may be thwarted by second-order reward rather than by punishment. *Journal of personality and social psychology*, 95(4):826/42, (2008)
- 19) Fujio Toriumi, Hitoshi Yamamoto, and Isamu Okada. Exploring an effective incentive system on a groupware. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 19(4), (2016)