

一般化メタ規範ゲームを用いた情報伝播のモデル化

Modeling of Information Diffusion by Using General Metanorms Game

福井 思佳^{*1}
Motoka Fukui

鳥海 不二夫^{*1}
Fujio Toriumi

陳 昱^{*2}
Yu Chen

大橋 弘忠^{*1}
Hirotsuda Ohashi

^{*1} 東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo

^{*2} 東京大学大学院新領域創成科学研究科
Graduate School of Frontier Sciences, The University of Tokyo

In our modern society, whether we can obtain useful information has a large influence on our activities. Especially at the time of crisis, we are asked to spread helpful information as soon as possible. On this background, social media could be used as powerful tools of collection of a piece of information. In this paper, we simulate "How the diffusion of information is deployed on a social media network" by using the rules of general metanorms game. We set rewards for cooperative agents as "norms" and this introduction of the norms could be thought as a trigger to make cooperative agents as a majority. Our aim is to ensure and clarify the conditions for the stability of information diffusion. As a result, the transition of information diffusion on each network model showed some differences. In addition, the certain quantity of reward could motivate agents to select cooperative strategies.

1. はじめに

無数の情報が氾濫する現代社会では、どのような情報を獲得するか、そもそも情報を獲得できるか否かが、行動選択に大きな影響を及ぼす。特に災害時のような不安定な状況においては、正確かつ有意義な情報をできるだけ多くの人々に伝播することが求められる。こうした情報の伝播に際しては、インターネット、とりわけ Twitter をはじめとしたソーシャルメディアが大きな役割を果たす可能性を持つと考えられる。

本研究では公共財ゲーム[Hardin 1968]の拡張理論であるメタ規範ゲームを土台とし、ソーシャルメディアによる人々の情報伝播行動をモデル化することで、情報伝播の安定性を確保するための条件を分析する。その条件として、情報を伝播させることに対する人々のモチベーションを明らかにすることを目的とする。

情報伝播の安定性は、多数のエージェントから構成される情報伝播ネットワークにおける情報拡散率の安定性としてとらえることができる。そこで、情報伝播ネットワークの安定性を議論するために、ネットワークの構成員であるエージェントの行動選択の変化を分析する。ここでは、エージェントの情報伝播行動を公共財ゲームとみなす。情報を公共財とみなすことで、他者へ情報を伝えるにはコストが必要になるが、社会全体に情報が伝わらなければ混乱・齟齬をきたし、エージェント自身にも不利益が生ずる。このゲームにおける他者に情報を提供するか否かというエージェントの行動選択の変化は学習と適応といえる。戦略の学習を行う様子をエージェントベースシミュレーションを用いてモデル化することで、情報伝播が安定・不安定になる条件を明らかにする。

2. メタ報酬ゲーム

2.1 概要

公共財ゲームにおいて協調戦略を促進するためには規範が必要となる。公共財ゲームにおいて協調を促進するメカニズムの一つに Axelrod[アクセルロッド 2003]が提案した「規範」と「メタ規範」という概念を導入したメタ規範ゲームが存在する。Axelrod の考案した規範は「懲罰」だったが、本研究では鳥海ら[鳥海 2012]が提案した「報酬」および「メタ報酬」を採用した。「報酬」や「メタ報酬」は実社会では、facebook における「いいね！ボタン」や Twitter でのコメントおよびそれに対する応答に相当する。メタ報酬ゲームは、情報提供に対してレスポンスが得られ、更にそこへ応答するというエージェント間のやりとりを表現できており、現実社会の特徴をとらえていると考えられる。そのため本研究ではメタ報酬ゲームのルールを採用し、ソーシャルメディアによる人々の情報伝播行動をモデル化する。

• 報酬

自身とリンクしているエージェントが協調戦略をとるのを目撃したエージェントは、固有の確率でコストをかけて協調したエージェントに報酬を与える。

• メタ報酬

自身とリンクしているエージェントが協調戦略をとったエージェントに対して報酬を与えるのを目撃したエージェントは、固有の確率でコストをかけて報酬を与えたエージェントにメタ報酬を与える。

報酬の導入によって、協調戦略をとったエージェントは見返りを得ることができる。また、メタ報酬が存在することによって、協調戦略のエージェントを評価した場合にも利益を獲得することができ、通常の公共財ゲームで発生する裏切りの台頭を防ぐことが可能である。

2.2 エージェントの持つ戦略

本モデルでは、各エージェントは戦略として Behavior Rate B と Reaction Rate L の 2 つの次元をもつ。また、1 ゲームに共通のパラメータとして目撃率 S が設定されている。

- 目撃率 S

各エージェントが自分とリンクしているエージェントの挙動(協調戦略をとる、報酬を与える)を目撃する確率を表す。Twitter におけるつぶやきのインパクトの大きさに対応する。

- Behavior Rate B

エージェント i は Behavior Rate B_i をもち、 $B_i > S$ の場合に協調戦略をとる。すなわち協調戦略のとりやすさにあたる。

- Reaction Rate L

エージェント j は Reaction Rate L_j をもち、リンクしているエージェント i が協調戦略をとった場合には確率 S で i の協調を目撃し、確率 L_j で i に報酬を与える。同様に Reaction Rate L_k をもつエージェント k がエージェント j とリンクしているならば、 j の報酬付与行為をエージェント k は確率 S で目撃し、確率 L_k で j にメタ報酬を与える。すなわち報酬やメタ報酬の与えやすさにあたる。

2.3 エージェントの得点

エージェント i が協調戦略をとる場合、 i は情報提供コストとして F だけ減点される。これは実社会における情報提供の時間的コストや手間にあたる。このとき i とリンクしている他の全プレイヤーは利得 M を得る。ここでエージェント j が i に報酬を与える場合、 j からの報酬として i は利得 R を手に入れ、報酬を与えたコストとして j は C だけ減点される。更に、エージェント k が j にメタ報酬を与える場合、 k からのメタ報酬として j は利得 R'' を手に入れ、 k はメタ報酬を与えたコストとして C'' だけ減点される。このゲームの利得表は表 1 のとおりである。本研究では、 $R=R''=r$ をパラメータとして変化させる。

3. シミュレーションの設定

3.1 ネットワークモデル

本研究では、ネットワークの各ノードを協調戦略または裏切り戦略のエージェントであるとみなし、ノードの次数だけ他のエージェントと相互にリンクしていることとする。鳥海らによる先行研究では、完全ネットワークで実験を行っていたが、今回はスモールワールド性をもつネットワークとして WS モデル[Watts 1998]を、スケールフリー性をもつネットワークとして CNN モデル[Vazquez 2003]を採用した。

3.2 シミュレーションの手順

本研究では以下の順序によりシミュレーションを行った。

(1) ネットワークの作成

ノード数 N からなるネットワークを作成する。今回はすべて $N=1000$ で行った。

(2) 情報源エージェント

協調戦略をもつエージェントのうち任意の 1 体を情報源とし、そのエージェントは自身とリンクしているすべてのエージェントに対して情報伝播を行う。すなわち、情報源エージェントとリンクし

表 1: 利得表

パラメータ	値
情報提供コスト F	-3.0
情報による利得 M	1.0
報酬コスト C	-2.0
報酬による利益 R	r
メタ報酬コスト C''	-2.0
メタ報酬による利益 R''	r

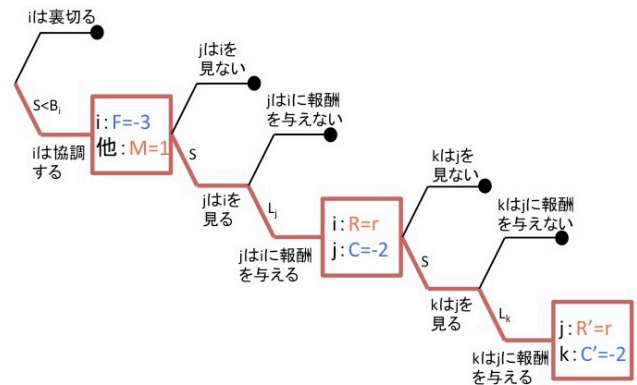


図 1: メタ報酬の手順

ている全てのエージェントが情報を受け取った状態を初期状態とする。

(3) 次の情報源から伝播

情報を受け取ったエージェントは自身の Behavior Rate に基づいて、リンクする他のエージェントに情報提供をするか否かを決定する。このようにして情報を順次伝播させていき、ネットワーク上に情報を新たに受け取るエージェントがいなくなるまで続ける。

(4) 報酬の付与

協調戦略をとったエージェントとリンクしている全てのエージェントは、そのエージェントに対して報酬を与えるかどうかを目撃率 S および自身の Reaction Rate に基づいて決定する。

(5) メタ報酬の付与

(4)で報酬を与えたエージェントとリンクしている全てのエージェントは、そのエージェントに対してメタ報酬を与えるかどうかを目撃率 S および自身の Reaction Rate に基づいて決定する。

(6) 得点の算出

全エージェントは(2)~(5)に基づいて合計得点を計算する。ここまでの手順を図 1 に示す。

(7) 戦略の進化

各エージェントは、リンクしている全エージェントと自分自身について、それぞれの得点を適応度として戦略の進化を行う。各エージェントの Behavior Rate と Reaction Rate はそれぞれ長さ 3 のビット列によって表されており、遺伝的アルゴリズムによって進化後の遺伝子型を決定する。

(8) 世代の繰り返し

(2)~(7)を 1 世代とし、100 世代繰り返す。

(9) エピソードの繰り返し

100 世代を 1 エピソードとし(1)によってネットワークを作り直して(2)~(8)を行い, 全 100 エピソード試行する. 世代ごとに全エージェントのうち情報を受け取ったエージェントの割合 (情報拡散率)を求め, 戦略の進化にともなう変遷をみる.

(10) シナリオ

100 エピソードを 1 シナリオとし, $0 < r < 10$ まで変化させたシナリオを試行する. これを各ネットワークについて行う.

3.3 観測するパラメータ

各シナリオについて 100 エピソードの試行中, 100 世代目における全エージェントの Behavior Rate B の平均値, Reaction Rate L の平均値, および情報拡散率が 0.9 以上になった回数である Received Rate R_R がそれぞれどのように変化するかを確認する.

4. シミュレーション結果

ここでは報酬の値による情報伝播の様子とエージェントの戦略の変化のシミュレーションを行う. 平均次数 $\langle k \rangle = 10$ の WS モデルにおけるシミュレーション結果を図 2 に, CNN モデルにおけるシミュレーション結果を図 3 に示す.

4.1 報酬の値による変化

まず, WS モデルでは, 報酬 $r=0.0$ では Behavior Rate B の値も 0 に近く, 報酬 r の値を増加させてもしばらくそのまま推移する. $2.1 < r < 2.6$ にかけて急増し, $B \approx 1.0$ に達してそのまま安定するという動きがみられる. Received Rate R_R の変動をみると, r の値が小さいうちは 0 付近で推移するが, $2.3 < r < 2.6$ にかけて急増し, $R_R \approx 100$ に収束する. ここで R_R は B とほとんど同様の変遷の仕方をしていいるが, タイミングがやや遅れている. 一方 Reaction Rate L については, $r=0.0$ では $L=0.14$ をとるが, 報酬 r の値が増加する間に漸減していき, $r=2.2$ において最低値 $L=0.077$ をとる. 以降は増加に転じ, $r < 3.0$ まで増加し続けたのち, $L \approx 1.0$ に達して収束している.

次に, CNN モデルにおけるパラメータごとの変遷をみる. まず, Behavior Rate B の動きだが, WS モデルの場合と異なり, 報酬 r が小さい領域でも 0 近くにとどまることなく増加を始め, 特に, $1.0 < r < 2.0$ にかけて急激に増加する. そして $r=3.0$ 付近まで増加し続けたのち, $B \approx 0.7$ で安定する. Received Rate R_R の変化は B と連動しており, タイミングもほとんど同じである. $r=3.0$ 付近まで増加し続けたのち, $60 < R_R < 70$ の範囲で推移する. Reaction Rate L の変化については, $0.0 < r < 1.0$ では 0.0 付近を推移するが, その後は $r=2.0$ 付近まで急増し続け, $L \approx 0.9$ に到達した以降はゆるやかに 1.0 付近まで上昇し続けている.

4.2 ネットワークによる結果の相違

WS モデルでは報酬 r の値が 2 から 3 に増加する間に全パラメータの値が急激に増加するのに対し, CNN モデルでは r の値が 1 から 2 に増加するにかけて急増している. これにより, いずれの場合も報酬の値によって協調促進されやすさに相転移が起きているといえる. 更に, WS モデルでは報酬やメタ報酬による利益がそれらを与えるコストを上回ると協調戦略が広がりやすくなるのに対し, CNN モデルではコストの方が利益よりも大きい場合でも協調戦略が広がりやすくなり始めることがわかる.

また, WS モデルでは報酬 r の値が一定以上ならば, Behavior Rate B の平均値はおよそ 1 になる. すなわち, ほとん

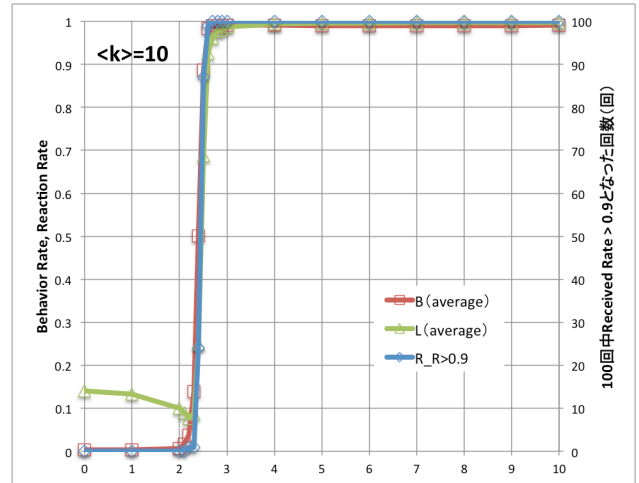


図 2: WS モデルにおける報酬による変化

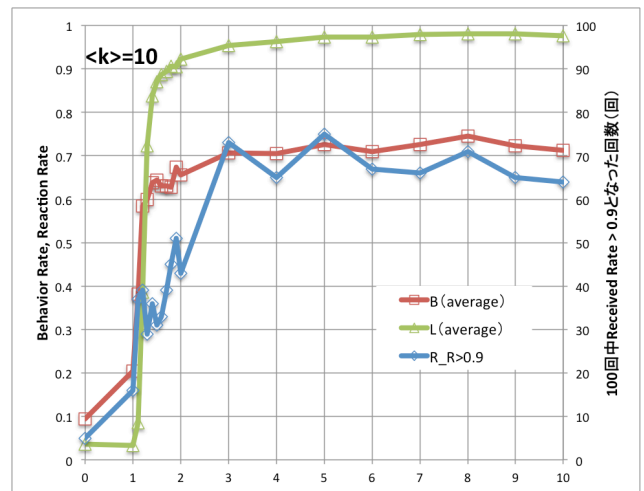


図 3: CNN モデルにおける報酬による変化

ど全てのエージェントが協調戦略をとる. 一方, CNN モデルでは, 報酬 r の値を増加させていっても, $B \approx 0.7$ で安定し, 裏切り戦略を持つエージェントが一定数存在している状態になる. 同様に Received Rate R_R についても, 報酬 r の値が一定以上ならば, WS モデルではほぼ確実にネットワーク全体へ情報が行き渡る. これに対し, CNN モデルでは平均して 60~70%しか全体へ情報が行き渡らないことも確認された.

4.3 考察

4.2 にみられるネットワークによる結果の相違は, 両ネットワークの最大の違いであるスケールフリー性が影響していると考えられる. すなわち, CNN モデルに存在するハブエージェントが協調するかどうか, 情報を受け取れるかどうかで系全体の挙動も変化していると推測される.

(1) コストが報酬よりも大きい場合における協調優位

CNN モデルにおいてコストの方が報酬より大きい場合でも協調戦略が広がりやすくなり始めるのは, 巨大なハブエージェントが存在するためではないかと考えられる. 巨大なハブならば, 協調戦略の場合なら情報供与コストをかなり上回る報酬を受け取ることができる. また, 裏切り戦略の場合でも報酬コストを

かなり上回るメタ報酬による利益を受け取ることができる可能性を持っているからである。

これは、Twitter 上でいえば、前者は多数のフォロワーを持ち、自分のつぶやきに対して頻りにリツイートされたりコメントを受け取れたりする人にあたる。後者については、自分から積極的につぶやかなくても、フォローしている人のつぶやきをリツイートしたりコメントしたりすることでタイムラインを埋め、それに対するレスポンスを得られる人にあたる。

(2) 報酬が大きくなっても上がりきらない情報拡散率

CNN モデルでは、報酬の大きさが一定以上になっても必ずしも情報が全体へ行き渡るわけではなかった。その理由としては、ハブとなるエージェントが裏切り戦略をとっており、その周囲には裏切り戦略をとった方が得点を伸ばせるエージェントによる裏切り集団が構成されていることが考えられる。すなわち、ハブエージェントが裏切り戦略をとる場合、メタ報酬による高得点を上げることができれば、リンクしているエージェントは裏切り戦略へと進化しやすくなる。このとき、集団内での戦略は実質固定されてしまうため、協調が全エージェントに行き渡ることができなくなっているのではないかと考えられる。

5. 結論

本研究では、ネットワーク構造の違いによって情報伝播の様子が変化することを明らかにした。また、エージェントのモチベーションとして報酬の大きさが情報を提供するかどうか、および報酬やメタ報酬を与えるかどうかの決定を制御していることを確認した。

今後は、ネットワークモデルの差による結果の違いを検証するため、各ネットワークの平均経路長や次数相関といったネットワークの特徴量の定量的な分析を行うことが課題である。また、最初に情報源となるエージェントの選び方による結果の違いを比較する必要がある。本研究では情報伝播が安定的に実現されるネットワーク構造を解明するまでは至らなかった。構造が変化した場合に対応するためには、リンクの張り替えによってこうした特徴を持つ情報伝播のしやすいネットワークを作ることができれば好ましい。したがって、どのように張り替えれば情報伝播が促進できるかを提案していくことも今後の課題の一つである。

6. 謝辞

本研究は科研費(24300064)の助成を受けて行われた。

参考文献

- [Hardin 1968]Hardin, G: Tragedy of the Commons, Science, New Series, 162(3859), pp.1243-1248, 1968.
- [アクセルロッド 2003]ロバート・アクセルロッド: 『対立と協調の科学』, pp.53-89, ダイヤモンド社, 2003.
- [鳥海 2012]鳥海不二夫, 山本仁志: ソーシャルメディアにおける協調の進化, 情報処理学会論文誌, 53(11), pp.1234-1242, 2012.
- [Watts 1998]Watts, D. J, Strogatz, S. H. : Collective dynamics of 'small-world' networks, Nature, 393(6684), pp.440-442, 1998.
- [Vazquez 2003]Vazquez, A: Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, Physical Review E, 76(5), 056104, 1998.