

ゲーム理論に基づく SNS モデルにおける交友関係の変化がもたらすフリーライダーの戦略変化に関する分析

岡崎 竜也¹ 三浦 雄太郎² 菅原 俊治²

概要：本研究では、メタ報酬ゲームにおける共進化ゲームを用いた SNS モデルにおいて、友人関係の変化に着目し、フリーライダーの行動戦略が変化する条件を仮説をもとに分析する。それにより、SNS においてフリーライダーにどのような人を紹介すると効果的なのかを調査する。フリーライダーとは、SNS において投稿を行わず他人の情報を購読するだけの存在であり、多数のフリーライダーの存在はコミュニティ活動の衰退を招く。先行研究では、SNS を利用するユーザ独自の戦略を取ることはできたが、同時にフリーライダーが生じた。この結果は実際の SNS とも整合すると考えられるが、その理由については明らかになっていない。そこで本研究では、友人関係の変化に着目した仮説を立て、その検証を BA モデル・CNN モデルを用いて行う。実験に用いた 2 つのネットワークモデルではフリーライダーの行動戦略が変化する条件は概ね同じであるが、詳細な現象は異なることが分かった。フリーライダーを積極的に投稿させるには、コメントをよく返し、友人関係の数がフリーライダー自身と近いユーザと繋がりを持たせることが有効である。また、新たな繋がり数は少数でも行動変化を起こすことができるとの示唆を得た。

キーワード： Social Networking Services (SNS) , マルチエージェント, フリーライダー

1. はじめに

近年の IT 技術の発展によってタブレットやスマートフォンが広く普及した。これに伴い Social Networking Services (SNS) が広く利用されるようになった。既存のメディアと異なり、SNS は情報の提供も取得もユーザ自身が行う点が特徴である。そのため、情報を提供するユーザと情報を得るだけのフリーライダーが現れるが、多数のフリーライダーが存在するとコミュニティ活動衰退の原因になると言われている [1]。なるべく多くのユーザが投稿を行うコミュニティが望ましいが、そのような SNS はあまり存在していない。

そこで、ネットワーク内で利用者が継続的に投稿する条件に関する研究がある。例えば、鳥海らは SNS に投稿された情報は誰でもアクセスでき、その利点を享受できるという点に着目し、公共財の性質を持つと考えた。そこから、SNS の行動を Axelrod の公共財ゲームの枠組みであるメ

タ規範ゲーム [2] を拡張したモデルで表現した [3]。このモデルに基づき進化ゲームによるユーザが適切な行動を解析した。その結果、記事投稿に対するリアクション（コメント）をもらう心理的利得が投稿の心理的コストより高く、コメントに対するコメント（メタコメント）の仕組みがあれば、ソーシャルメディアへ自主的な参加を促す環境が保たれることを示した。さらに、この研究で用いられたネットワークは完全グラフであり現実の SNS とは異なるため、平原らは、WS ネットワークや BA ネットワークを用いてより現実に近い環境で同様の実験を行った [4]。その結果、WS ネットワークは完全グラフと同じ性質を持ったのに対し、BA ネットワークではある程度投稿コストがコメントの利得をやや上回っても投稿する環境が保たれることを示した。しかし、これらの先行研究では、ソーシャルメディアに参加する全員に共通の行動をとるという仮定の下、進化計算が行われていた。しかし、参加者の SNS 上の立ち位置や周囲の行動の特徴に応じて適切な行動は異なると考えられる。例えば有名なユーザと一般のユーザではその行動戦略も変わるはずである。

そこで、多様な行動戦略を想定した進化計算を提案した研究がある [5]。この進化計算では、ユーザは、つながりのあるユーザの中で適応度の高いユーザの行動戦略を模倣するのではなく、周囲のユーザの行動を反映しながらそれぞ

¹ 早稲田大学基幹理工学部情報理工学科
Department of Computer Science and Engineering, Waseda University, 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555 Japan

² 早稲田大学基幹理工学研究科情報理工情報通信専攻
Department of Computer Science and Communication Engineering, Waseda University, 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555 Japan

れにとって適切な行動戦略を学習するようになった。この結果、エージェントは独自の戦略を取るようになり、その戦略に基づいてエージェントを分類すると、既存研究 [3], [4] では表れていなかった多様な行動が生まれ、その中にフリーライダーも出現した。これは、より現実に近い結果と考えられる。しかし、前述の通りフリーライダーは少ない方が SNS を活発にすることから、フリーライダーの行動を変化させ積極的に SNS に参加させる仕組みが望まれる。

他方、フリーライダーに関してオンライン上での行動に関する様々な文献をレビューすることでフリーライダーの行動を分析した研究が存在する [1]。その中で、フリーライダーとなる理由として、環境、ユーザ自身、ユーザコミュニティ内の関係、セキュリティの 4 点が挙げられていた。これに対して、フリーライダーに投稿を促す方法として、外部からの刺激、利便性の向上、励まし、新参者へのガイダンスの 4 点を提案している。また、実際に SNS の利用者にアンケートを取り、フリーライダーと投稿する人の間に相互変換は起こり得るのかを調査した研究がある [6]。これによれば内気な性格が投稿行動に影響を与えるだけでなく、ユーザとの関係の満足度も大きく影響することが分かった。つまり、自分の周囲の変化によって本来積極的に投稿するユーザがフリーライダーになるが、同時にフリーライダーも周囲の状況を変えることで、積極的に参加するようになる可能性があることを示している。

また、フリーライダーではないが、コミュニティ全体の協調の崩壊を防ぐための研究として、メタ規範ゲーム [2] に「社会的ワクチン」を導入したものが存在する [7]。これより、メタ規範ゲームにおいて常に裏切り行動をとるユーザの存在がコミュニティの規範を高く保つことを示した。メタ規範ゲームの拡張をしたモデルがメタ報酬ゲームであることから、メタ報酬ゲームにおいても同様の効果が得られると推測でき、メタ報酬ゲームによって生じたフリーライダーに対して新たに特徴的なユーザを導入することで行動戦略の変化が望めると考えた。

そこで本研究では、先行研究 [5] にて挙げられたフリーライダーを積極的に投稿するユーザとするための策の中で、特にユーザの友達関係の変化に着目した仮説を立て、シミュレーション、実験を通して分析する。特に、ネットワークに特殊な行動をとるユーザ (Bot エージェント) を加え、それを友人関係に加える手法と、ネットワーク内で新たに友人関係を結ぶ手法の二つを想定し、その結果を進化計算により求め、その結果の解析を行う。

2. 準備

2.1 エージェントモデル

SNS を利用するユーザをエージェントとし、 n 体のエージェントの集合を $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ とする。エージェントの友人関係を表すネットワークは、 V をノードとするグラ

フ $G = (V, E)$ とし、エッジ E はエージェント間の友人関係を表す。各エージェントの行動として、記事とコメントの投稿がある。後述のメタ報酬ゲームでは、記事投稿やコメント投稿が協調行動であり、投稿をせずに他者の投稿を購読のみすることが裏切り戦略に相当する。エージェント v_i はパラメータとして記事投稿率 B_i とコメント投稿率 L_i を持ち、全てのエージェントはこれらのパラメータに従って戦略を決定する。

2.2 ネットワークモデル

SNS は人間関係に基づいてネットワークが構成されており、その性質としてスケールフリー性やスモールワールド性、クラスター性を持つことが知られている。SNS の友達関係をネットワークとして捉え、モデル化のための分析を行った研究がある [8]。この研究によれば、SNS ネットワークには高いクラスター性や空間的な不均一性が存在すると言われている。これと先行研究 [4] を踏まえ、本研究では BA モデルと CNN モデルを用いる。2 種類のネットワークにおける同じ実験を通して、結果の差異などを比較する。以下で実験に用いるネットワークモデルについて述べる。

2.2.1 BA モデル

BA モデルは、新規エージェントを既存のエージェントとつなげる際に優先選択を用いて生成する [9]。このネットワークはスモールワールド性とスケールフリー性を持つ。BA モデルに基づくネットワーク (BA ネットワーク) は、初期ノード数 n_0 体、総ノード数 n 体として以下の手順で生成される。

- (1) n_0 体のエージェントの完全グラフを作成する。
- (2) (1) でできたネットワークに新たにエージェントを 1 体加えるが、そのエージェントと優先選択により決定した m 体 ($m \leq n_0$) の既存のエージェントとエッジで結ぶ。ここで優先選択とは既存のエージェント i が選ばれる確率 P_i を以下の式で定めることである。

$$P_i = \frac{k_i}{\sum_{j=1}^t k_j}$$

ここで、 t は既存のエージェント数、 k_i は i のエッジ数である。

- (3) エージェント数が n になるまで (2) を繰り返す。

2.2.2 CNN モデル

CNN モデルは、新たに追加したエージェントとその隣接エージェントとの間 (つまり友達の友達) に新たなエッジができる可能性を考慮した点が特徴的である [10]。友達の友達とつながりを生成する確率を u とし、以下の手順で CNN ネットワークを生成する。

- (1) $1-u$ の確率で、新規エージェント v_i を V に追加し、ランダムに選んだ既存のエージェント 1 体 v_j ($v_j \in V$) と接続する。選択したエージェントの隣接エージェン

トと新規エージェントの間に「ポテンシャルエッジ」という関係を生成する。「ポテンシャルエッジ」とは、今後友達になる可能性のあるつながりのことで、この時点では両者は繋がっていない。

- (2) u の確率で、ポテンシャルエッジの中から1つ選び、エッジ(友人関係)に変換する。
- (3) エージェント数が $n+1$ になる直前まで (1) もしくは (2) を繰り返す。

2.3 メタ報酬ゲームによる SNS モデル

SNS の行動戦略のモデルとしてメタ報酬ゲームを用いる。メタ報酬ゲームの流れは以下の通りである。

- (1) エージェント v_i は記事投稿率 B_i により記事投稿の有無を決める。この時エージェント v_i はランダムな値 S ($0 \leq S < 1$) を得る。記事投稿率 B_i と発見率 S が $S < 1 - B_i$ を満たすとき、記事投稿をせずフローは終了する。 $S \geq 1 - B_i$ のとき、 v_i は記事投稿コスト $F \leq 0$ を払って記事投稿し、 v_i の友達であるエージェント v_j は記事利得 $M \geq 0$ を得る。
- (2) v_j は発見率 S の確率で v_i の記事投稿に気づく。気づかなければフローは終了する。ここで、発見率 S は記事投稿の際に生成したものと同一である。気づいた場合、 v_j はコメント投稿率 L_j の確率でコメントコスト $C \leq 0$ を払って読んだ投稿に対するコメント投稿をする。コメントしなければフローは終了する。コメントする場合はそのコメントを読んだ v_i がコメント利得 $R \geq 0$ を得る。
- (3) v_j がコメントを行った場合、 v_j の友達であるエージェント v_k は、発見率 S の確率で v_j のコメントに気づく。気づかなければフローは終了する。ここでも、発見率 S は記事投稿の際に生成したものとする。気づいた場合、 v_k はコメント投稿率 L_k の確率でコメント返しをする。コメント返しをしなければフローは終了する。コメント返しをする場合はコメント返しコスト $C'' \leq 0$ を払ってコメント返しをし、 v_j はコメント返し利得 $R'' \geq 0$ を得る。

なお、本研究ではメタ報酬ゲーム (MRG) を、より直感的な報酬に拡張した dMRG を用いて実験を行う [11]。MRG ではコメント返しの数に応じて報酬は線形的に増加する。しかし実際の SNS において、コメント返しが増えるたびに心理的利得が線形に増えるとは考えにくい。この点に着目しコメント、メタコメントによる報酬の量を限界効用逓減の法則に基づくようにしたものが dMRG である。

2.4 多様性を考慮した遺伝アルゴリズム

本研究では、エージェントのつながりが近隣の戦略による多様性を考慮した共進化アルゴリズムである Multiple-world GA (MWGA) を用いる [5]。MWGA は、ネットワー

ク G を W 個複製し、それぞれの世界でゲームを行う。これらはすべて初期値が異なるため、世界ごとにゲームの結果が変わる。ゲームの結果を受けて、自分と並行世界で異なる経験をした自分自身のコピーの適応度に応じて親を選択する。これにより、隣接エージェントの戦略をまねることがなくなり、自分に独自で適切な戦略を求められる。本研究では、メタ報酬ゲームで各エージェントが4ラウンド行った後に進化に進む。ここで適応度とは、4ラウンドのメタ報酬ゲームで得た報酬とコストの総和である。

進化では、エージェントはまず親を2体選択する。そのうち1体は自分自身とし、もう1体を並行世界の自分自身の中から適応度に基づくルーレット選択によって選ぶ。

親を2体選択すると、それらの遺伝子を一様交叉させ、各ビットを0.005の確率で反転させ突然変異を起こさせたものを次世代のエージェントの遺伝子とする。ここで遺伝子とは、エージェントの持つ記事投稿 B とコメント投稿率 L を表した長さ6のビット列である。記事投稿率とコメント投稿率はそれぞれ長さ3のビット列で表し、離散的な値 $\{0/7, 1/7, \dots, 7/7\}$ をとる。初期値はランダムに与えられる。

2.5 フリーライダーの分類

フリーライダーの定義は先行研究 [1] で述べられているように定性的で、共通の基準は存在しないため、本研究におけるフリーライダーを定義する必要がある。本実験における集団とは、先行研究 [5] の MWGA を用いた実験のエージェントの集団であるため、この特徴について分析を行った。図1、図2に先行研究を再現した際の BA モデル、CNN モデルの最終的な戦略を示す。この結果に基づいて、エージェントを区分し、色分けをしている。ここで用いた色分けの定義を表1に示す。

意味	色	定義
フリーライダー	青	$0 \leq B < 0.1$ $0 \leq L < 0.1$
主に記事投稿だけ行う	緑	$0.6 < B \leq 1.0$ $0 \leq L < 0.4$
主にコメント投稿だけ行う	黄	$0 \leq B < 0.4$ $0.6 < L \leq 1.0$
記事投稿も コメント投稿も行う	赤	$0.6 < B \leq 1.0$ $0.6 < L \leq 1.0$
その他	黒	B, L が上記の どれにも属さない

図1、図2を見ると、記事投稿、コメント投稿ともに0.1以下のところにエージェントの密集しているグループが存在した。このため、本研究では B, L の値が0.1以下のエージェントのことをフリーライダーと定義する。この色分けは後述の図3、4、5、6、10、11、12、13でも同様とする。

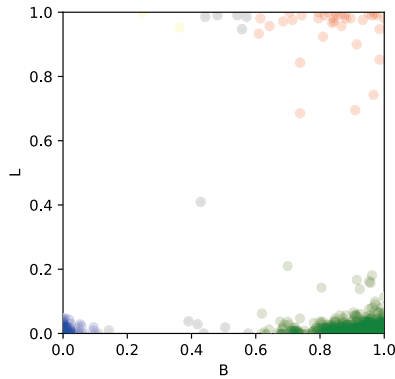


図 1 BA ネットワークを用いた再現実験の結果

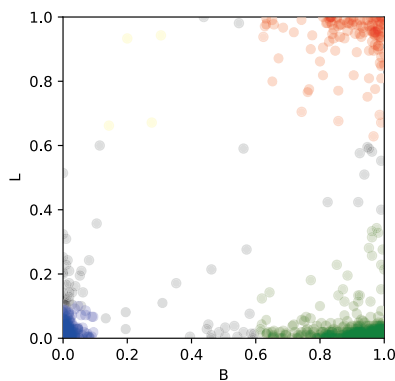


図 2 CNN ネットワークを用いた再現実験の結果

3. 提案仮説

フリーライダーの投稿を推進するため仮説を立てるにあたり、先行研究 [1] で挙げられていた外部からの刺激に着目した。外部からの刺激とは、報酬を外から与えてくれる存在の必要性を意味している。本研究においては、自分の投稿に対してコメントという形で反応してくれる新しいユーザの存在と考えられた。

また、MWGA 環境の適用後のフリーライダーの友人関係を分析すると、

- 主に記事投稿のみするエージェントのみが友人である
- 多数の主に記事投稿のみするエージェントと少数のフリーライダーが友人である

という 2 パターンのみ存在することが分かった。これらより、フリーライダーにはコメントを返してくれるユーザとのつながりが必要と推測できる。これらを踏まえて、以下二つの仮説を立てた。

3.1 外部からネットワークに追加

この方法では、投稿率 B 、 L をともに (0,1) に固定した新しいエージェントを導入し、フリーライダーにつなげる。これは実際の SNS のチャット Bot などに近い存在と考え

表 2 BA モデルの特徴量

意味	パラメータ	値
エージェント数	n	1000
初期エージェント数	n_0	10
新たに追加される エージェントのエッジ数	m	10

表 3 CNN モデルの特徴量

意味	パラメータ	値
エージェント数	n	1000
ポテンシャルエッジを 実エッジに変える確率	u	0.9
平均次数		19.0
クラスタ係数		0.475

られる。そこで、この新しいエージェントを Bot エージェントと呼ぶ。Bot エージェントをフリーライダーに繋ぐ前に 2000 世代進化させ、その後 Bot エージェントを結んでさらに 2000 世代進化させた結果を比較する。

3.2 ネットワーク内での繋ぎ変え

この仮説では、すでにあるネットワーク内のエージェント同士で新たな友人関係を結ぶ。これは実際の実験の SNS では、友人紹介に相当する。繋げるエージェントとしてはコメント投稿のみ高いエージェントはいなかったため、記事投稿率とコメント投稿率ともに高いエージェントとした。Bot エージェントとの違いは、周辺の変化によって自分自身も進化（変化）することであり、フリーライダーに影響されて戦略が変化する可能性があるという点である。また、Bot エージェントはゲーム内でフリーライダーの投稿に対してしか干渉しないが、この方法で繋げたエージェントはフリーライダー以外とのやり取りも存在する点も違いとなる。

4. 実験

4.1 実験環境

ネットワークのパラメータ、dMRG のパラメータを表 2、表 3、表 4 に示す。このネットワークを用いて図 1、図 2 の状態の戦略からさらに 2000 世代のシミュレーションを行う。各世代において、 B と L の値は MWGA のエージェント毎の平均の値とした。また、本研究ではフリーライダーの活動の変化をゲーム前後のエージェントの B 、 L の値を比較して判断する。

4.2 実験 1 : BA モデル + Bot エージェント

初めに Bot エージェント 5 体、もしくは 1 体を導入し、ネットワーク内のフリーライダーすべてと Bot エージェントをつなぎ実験を行った。ここで、Bot エージェントはフリーライダーの投稿に対して、必ず反応するものとした。2000 世代実行後のエージェントの B 、 L の平均を図 3、図 4

表 4 メタ報酬ゲームの特徴量

意味	パラメータ	値
記事投稿コスト	F	-3.0
記事を購読した報酬	M	1.0
コメント, メタコメント 投稿コスト	C, C''	-2.0
コメント, メタコメントを 受けた報酬	R, R''	9.0

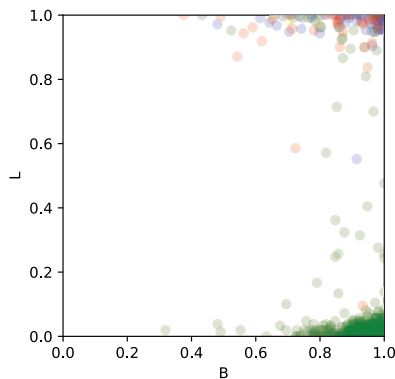


図 3 Bot エージェント 5 体

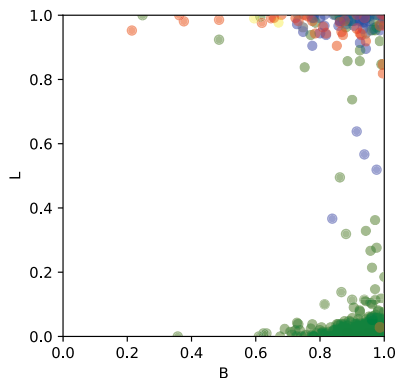


図 4 Bot エージェント 1 体

に示す。

図 3, 図 4 から, つないだ Bot エージェントの数にかかわらずすべてのエージェントがフリーライダーではなくなった。これにより, つなぐ Bot は 1 体いけばよいことが分かる。このようになった理由は, Bot の数にかかわらずフリーライダーが投稿を行った時に得る報酬が正となるためであると考えられる。そのため報酬とコストの関係から複数の Bot エージェントが必要となる状況も考えられる。また, フリーライダーはほぼ投稿をしないため, 適応度は他人の投稿を読んだときの報酬のみとなる。その中で少数のエージェントが投稿をする場合は購読の報酬に比べて大きな報酬を得るため, より投稿をしたエージェントが次世代に選ばれやすくなる。

次に, Bot エージェント数を 1 体に固定して返信率を変

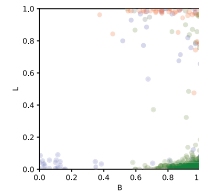


図 5 Bot エージェント 1 体
 $S = 0.2$

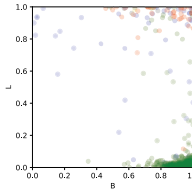


図 6 Bot エージェント 1 体
 $S = 0.3$

化させて効果の変化を調べた。Bot エージェントの B, L の値は変えず, S の値をそれぞれ 0.2, 0.3 としたときの 2000 世代終了後の各エージェントの B, L の分布を図 5, 図 6 に示す。

図 5, 図 6 より, $S = 0.3$ 程度まではフリーライダーを活性化にさせることができた。これは, $S = 0.3$ 程度までは 1 回のゲームの中で 1 体以上が記事投稿により報酬を得られ, 親として選択されやすくなり進化の過程でフリーライダーではなくなったと考えられる。この実験から, 外部からフリーライダーに Bot エージェントをつなげる場合, 毎回返信する Bot である必要はなく, より人間的な振る舞いをする Bot でも問題ないと言える。

4.3 実験 2 : BA モデル+ネットワーク内繋ぎ変え

実験 1 より, ある程度の返信率をもつコメント投稿率の高いエージェントをフリーライダーにつなげることで活性化に効果があることが分かった。これを踏まえ, ネットワーク内の記事投稿率もコメント投稿率も高いグループのエージェントとフリーライダーを繋いで同様のことが起きると考え, これを確認する。この実験ではすべてのフリーライダーにネットワーク内の記事投稿率もコメント投稿率も高いエージェントをつなぐのではなく, 1 体のフリーライダーに対して 1 体のネットワーク内の記事投稿率もコメント投稿率も高いエージェントをつないで活性化の様子を分析する。これは, 多数のフリーライダーを同じネットワーク内の記事投稿率もコメント投稿率も高いエージェントにつなぐとそのエージェントの投稿率が下がると推測できるためである。

まず, 記事投稿率もコメント投稿率も高いエージェントとしてハブエージェント (次数の高いエージェント) を選びフリーライダー 1 体とエッジを結び実験を行った。対象のフリーライダーの次数が 11 で, 10 体は主に記事投稿の

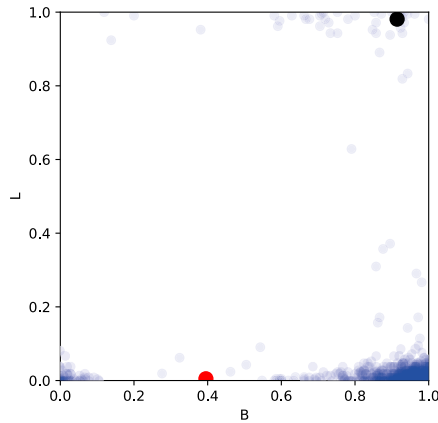


図 7 ハブエージェント 1 体をフリーライダー 1 体につないだ場合

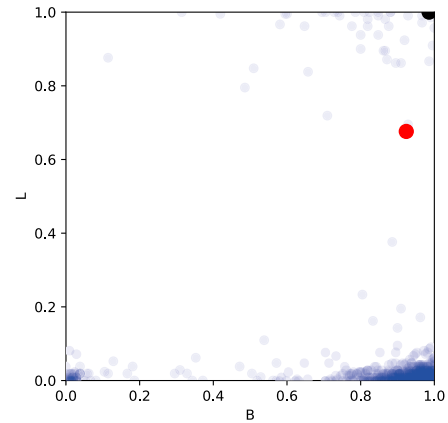


図 8 同程度の次数のエージェントを繋いだ場合

みをするエージェント, 残りはフリーライダーと友人関係を持っていた. 図 7 に 2000 世代実験後の各エージェントの B, L の平均を示す. ここで赤がフリーライダー, 黒がフリーライダーとつないだエージェント, 青がその他のエージェントを表す. これは後述の図 8, 9, 14, 15, 16 においても同様である.

実験結果は Bot を繋いだ場合と異なり, 記事投稿率はやや改善されたものの, コメント投稿率の改善が見られなかった. その理由として, Bot エージェントとのユーザの振る舞いの違いが考えられる. 具体的には, Bot エージェントの場合フリーライダーは投稿した際 Bot エージェントからコメント, メタコメントをもらうだけだが, ハブエージェントの場合はコメントをもらうほかにハブエージェントのコメントに対してメタコメントをする必要がある. メタ報酬ゲームでは, メタコメントに対しての報酬はなく, コメント投稿率が上がるにつれてメタコメントをする機会が増え, 結果的に自分がコメントしたときのメタコメントによる報酬が自分がハブエージェントにメタコメントするコストを上回り, コメント投稿をしなくなったと考えられる. この現象は現実の SNS で考えると義務感でコメントを返している様に取れることから SNS 疲れの様を表していると考えられる.

次に, 次数が少なければコメント投稿率の上昇も起きると考え, フリーライダー (次数 10) と同等の次数 12, 2 倍程度の次数 22 のコメント投稿率の高いエージェントをつないだ場合について同様の実験を行った. 図 8, 図 9 に 2000 世代実験後の各エージェントの B, L の平均を示す.

図 8, 図 9 より, 次数が自分と同程度の相手とつなぐとフリーライダーは記事投稿率もコメント投稿率も高いエージェントになることがわかった. また, 自分の 2 倍程度の次数のエージェントが限度で, これより次数が高いと投稿率が上がらないことも分かった. このことから, フリーライダーに次数の高いエージェントをつなぐのではなく, 自

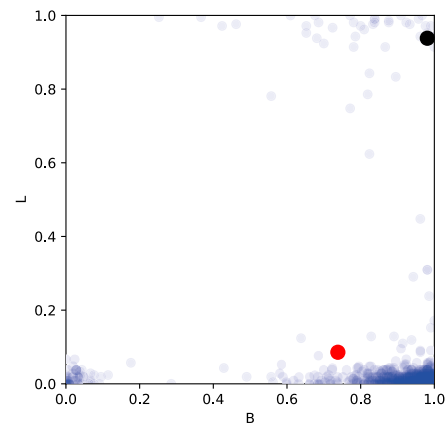


図 9 2 倍程度の次数のエージェントを繋いだ場合

分と同様の環境のエージェントとつながりを与えることが重要であると考えられる.

4.4 実験 3 : CNN モデル+Bot エージェント

実験 1 同様に, 初めに Bot エージェント 5 体または 1 体をネットワーク内のフリーライダーすべてにつないだ場合の変化について実験を行った. 2000 世代実行後のエージェントの B, L の平均をそれぞれ図 10, 図 11 に示す.

CNN モデルの実験と BA モデルの実験結果と比較する. 類似点と相違点があり, 類似点は, Bot エージェントをつないだフリーライダーの戦略が活発になった点である. 一方相違点は, CNN モデルにおいて少数であるが新たにフリーライダーが生じた点である. 実験 1 の結果と本実験の結果から, ネットワークに外部から報酬を与えるエージェントを加える手法は, 本研究の目的であるフリーライダーを減少させる手段として BA ネットワークと CNN ネットワークの両方において有効と考えられる.

次に, Bot エージェント 1 体をつないで返信率を変えた場合を実験 1 と同様に実験した. S の値を 0.3, 0.5 と変化

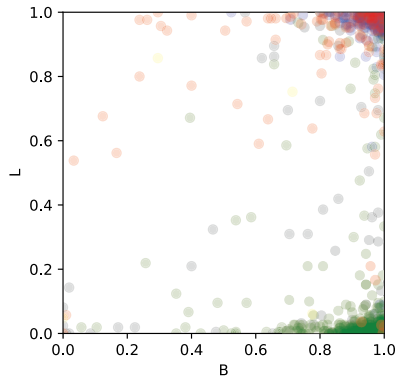


図 10 Bot エージェント 5 体

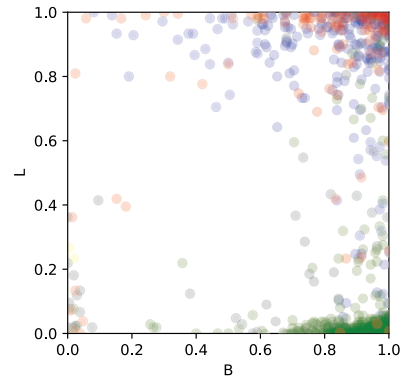


図 13 Bot エージェント 1 体, $S = 0.5$

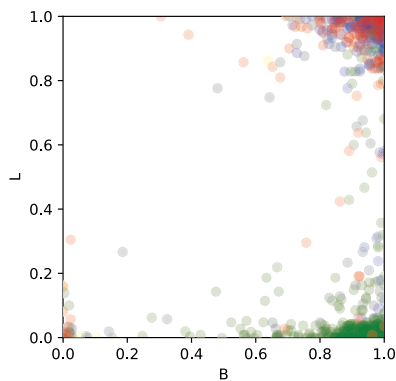


図 11 Bot エージェント 1 体

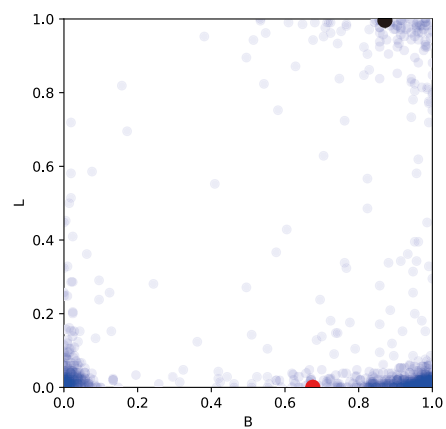


図 14 ハブエージェント 1 体をフリーライダー 1 体につないだ場合

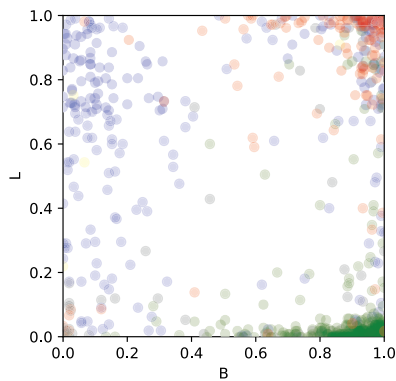


図 12 Bot エージェント 1 体, $S = 0.3$

させた場合について、2000 世代実行後のエージェントの B , L の平均をそれぞれ図 12, 図 13 に示す。

図 12, 図 13 より, S が 0.3 だと十分な効果はないが, 0.5 だとほとんどのエージェントが活発に投稿するように変化した。これより, ネットワークの特徴によってフリーライダーを変化させる閾値の違いが存在するが, 実験 1 同様必ずしも毎回返信を行う必要はないと言え, この点についても BA ネットワーク, CNN ネットワークの両方において有効と考えられる。

4.5 実験 4 : CNN モデル+ネットワーク内繋ぎ変え

実験 2 と同様にフリーライダー 1 体に対してハブエージェントをつなげた場合の実験を行った。ここで, 対象にしたフリーライダーは次数が 1 で, 記事投稿しかしないエージェント 1 体とつながっていた。図 14 に 2000 世代実験後の各エージェントの B , L の平均を示す。

図 14 より, BA ネットワークの場合と同様の傾向があると推測できる。そこで, 実験 2 同様フリーライダー (次数 3) と同等の次数 3 のエージェントと 4 倍程度の次数 11 で記事投稿率・コメント投稿率ともに高いエージェントとをつないだ場合について実験を行った。図 15, 図 16 に 2000 世代実験後の各エージェントの B , L の平均を示す。

図 15, 図 16 より, 次数が 3 倍程度になるまでフリーライダーは活発に投稿をすることがわかる。しかし, BA ネットワークの場合に比べると投稿率の上昇は大きくない。また, ここには示さないがフリーライダーの戦略はよくなったが元のエージェントの戦略が変化する場合も生じた。例えば, 実験前に記事投稿率が 1 近かったが実験後は 0.5 程度に低下していた場合を発見した。これは, BA モデルのフリーライダーは少なくとも 10 体はつながりがあるのに対して, CNN モデルのフリーライダーの多くはつながりが数

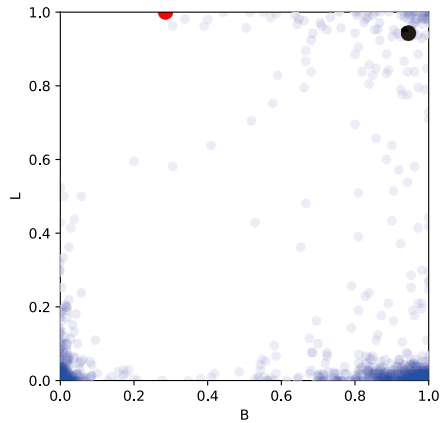


図 15 同程度の次数のエージェントをつないだ場合

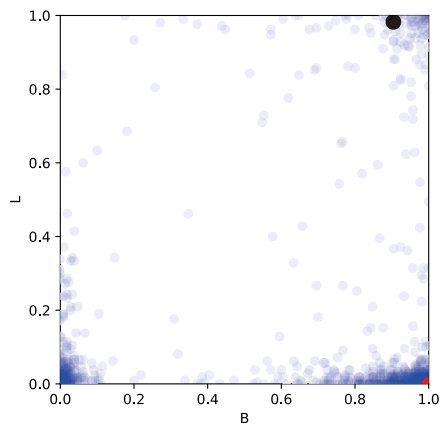


図 16 2倍程度の次数のエージェントをつないだ場合

体程度で少ないことで隣接エージェントの戦略が変化した際の影響が大きくなったためだと考えられる。以上のことから、実際の SNS において、友人関係の多さがフリーライダーと近く、積極的に SNS にコメント投稿を行うユーザを少数紹介することでフリーライダーは SNS に積極的になると考えられる。一方で、友人関係が非常に少ない場合には、友人関係を広くする紹介も併せておこなうことで安定して積極的なユーザに変化させることができると考えられる。

5. 結論

本研究では、メタ報酬ゲームという SNS モデルに Multiple-world GA を導入したことで生じたフリーライダーに対して、ネットワーク外から新たなユーザを連れてきて友人関係を結ぶ、既存のネットワーク内で新たに友人関係を結ぶ、という二つの仮説を分析することでフリーライダーに友人関係の変化を与えた際の行動変化を分析した。2種類のネットワークモデルを用いることで、特定のネットワークによらず仮説が成り立つことを確かめた。2つの仮説を分析したことで、フリーライダーはコメントを返す

友人が少しでもいると行動を変化させ、特に記事投稿もコメント投稿もするように変化させるには自分と同じような環境（友人関係の多さ）をもつユーザと関係を結ぶことが有効であるとの示唆を得た。

今後の課題としては、今回とは異なるネットワークモデルで実験した場合の差異を確かめることや、友人関係の変化以外でフリーライダーを活発に投稿するユーザに変える方法を解明することが挙げられる。

参考文献

- [1] Na Sun, Patrick Pei-Luen Rau, Liang Ma “Understanding lurkers in online communities: A literature review” *Computers in Human Behavior* 38, pp. 110-117, 2014.
- [2] Robert Axelrod, “An Evolutionary Approach to Norms” *The American Political Science Review*, Vol. 80, No. 4 (Dec. , 1986), pp. 1095-1111.
- [3] 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*, Vol. 53, No. 11, pp. 2507-2515, Nov. 2012.
- [4] 平原 悠喜, 鳥海 不二夫, 菅原 俊治 “WS モデル・BA モデルのネットワーク上でのメタ報酬ゲームにおける協調の進化” *コンピュータソフトウェア*, vol. 31, No. 3, pp. 211-221, 2014.
- [5] Yutaro Miura, Fujio Toriumi, Toshiharu Sugawara “Multiple World Genetic Algorithm to Analyze Individually Advantageous Behaviors in Complex Networks” *GECCO '19*, 2019.
- [6] Vicky Minqi TAN “Examining the Posters and Lurkers: Shyness, Sociability, and Community-related Attributes as Predictors of SNS Participation Online Status” *Graduation Project in The Chinese University of Hong Kong*, May 2011.
- [7] 山本 仁志, 岡田 勇 “社会的ワクチン：裏切りによる協調の進化” *電子情報通信学会論文誌 D*, Vol. J94-D, No. 11, pp. 1836-1846, 2011.
- [8] 内田 誠, 白山 晋 “SNS のネットワーク構造の分析とモデル推定” *情報処理学会論文誌*, Vol. 47, No. 9, pp. 2840-2849, 2006.
- [9] Albert-László Barabási, Réka Albert “Emergence of scaling in random networks” *Science*, Vol. 286, pp. 509-512, 1999.
- [10] 林 幸雄, 宮崎 敏幸 “SF ネットワークモデルの特徴比較” *情報処理学会 研究報告*, 2004.
- [11] Yutaro Miura, Fujio Toriumi, Toshiharu Sugawara “Evolutionary Learning Model of Social Networking Services with Diminishing Marginal Utility” *WWW '18: Companion Proceedings of the The Web Conference 2018*, pp. 1323-1329, 2018.