

任意のネットワークを用いた協調達成条件の分析

臼井 翔平^{1,2,a)} 鳥海 不二夫^{1,b)}

受付日 2016年10月4日, 採録日 2017年3月3日

概要: 本研究では、我々はネットワーク構造上での協調の進化について分析する。ネットワーク構造と協調行動の関係については多くの既存研究が存在するが、ほとんどの研究ではランダムネットワークやスケールフリーネットワークといった単純なネットワークが用いられている。我々は、Greedy Growth Modelを用いて、様々なネットワーク構造を含むネットワークデータセットを構築し、決定木分析を行う。決定木を構築するための説明変数として、5つのネットワーク構造特徴を用いる。しかし、この5つのネットワーク構造特徴は数多ある特徴量の中から恣意的に選んだものであり、これらが協調行動に影響を及ぼしているかどうかは定かではない。そこでまず、この5つのネットワーク構造特徴を用いて、協調の達成率を推定する。この推定が可能であれば、5つの構造特徴によって協調の達成率が決定されることを意味し、5特徴から影響を受けているといえる。実験結果として、推定結果と実測値は高い相関係数(0.8)で相関しており、十分に推定可能であることが分かった。次に、決定木を構築して、協調の達成率の分析を行った。その結果我々は、ハブノードが存在し、次数相関がなく、平均経路長が小さいネットワークにおいて協調が達成しやすいことを突き止めた。

キーワード: 複雑ネットワーク, ネットワーク生成モデル, ネットワーク指標, 囚人のジレンマ

Analysis of Condition for the Cooperation Achievement on Arbitrary Networks

SHOHEI USUI^{1,2,a)} FUJIO TORIUMI^{1,b)}

Received: October 4, 2016, Accepted: March 3, 2017

Abstract: In this paper, we analyze relations between evolution of cooperation on networks and network structures. There are many existing works about these relations. However, most researchers have used simple networks, such as scale-free networks and random networks. We performed decision tree analysis on various networks generated by the Greedy Growth Model. The decision tree is constructed from cooperation degree as objective variable and the five network features as explanatory variables. Here, these five network features are selected from a lot of network features heuristically, and there are not enough guarantees to explain evolution of cooperation by them. We estimate their cooperation degree by SVR. As a result, estimation is successful because estimation values are correlated with measurement values strongly in the correlation coefficient of 0.8. Therefore, it is said that cooperation degree can be explained by the five network features. The decision tree is constructed with cooperation degree and the five network features, and then analyzed. We found that the conditions for achieving cooperation are having few hub nodes, being not very disassortative, and having a short average shortest-path length.

Keywords: complex network, network model, network feature, prisoner's dilemma, prisoner's dilemma

¹ 東京大学
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo,
Bunkyo, Tokyo 113–8656, Japan

² 日本学術振興会
Japan society for the promotion of science

a) usui@crimson.q.t.u-tokyo.ac.jp

b) tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp

1. Introduction

人間社会はもとより自然界においても、多種多様の社会的ジレンマ下における集団的協調行動は観測される。協調行動は社会学や生物学、統計物理学等の多くの分野で興

味が持たれ、多くの研究が行われている。多くの研究者はこの現象を扱うために囚人のジレンマゲーム (Prisoners's Dilemma game: PD game) を扱っている。PD game は現実社会の社会ジレンマ下における相互作用を比喻するものであり、この PD game の応用によって、様々な現象に対しての知見が得られている [2], [4], [9]。また、これらの協調行動がどのようにして創発されるかを解明するための研究も多く行われている。

一般に、利己的なエージェントの the well-mixed group (完全ネットワーク) で PD game を行えば、協調戦略を行うエージェントは淘汰され、裏切りが支配的な戦略となることが知られている。したがって、社会においてはなんらかの要因が働いて協調が創発されているはずである。この要因としては様々な説があげられ、研究が進められている。たとえば、game を行う各エージェントが学習をすることによって協調が創発されるという研究が行われている [12], [13], [14]。この協調行動を創発する1つの要因として、ネットワーク互恵 [16] がある。ネットワーク互恵とは、エージェント集団に空間的關係の偏り、つまりネットワークを仮定すると、エージェントの戦略が協調もしくは裏切りのみという単純な枠組みであっても、協調が維持されるというものである。これは、裏切り戦略エージェントのいない、協調戦略エージェントのかたまりが大きな利得を得るためである。このようなエージェント集団の間にネットワークを仮定した囚人のジレンマは空間型囚人のジレンマ (Spatial Prisoner's Dilemma: SPD) ゲームと呼ばれる。

SPD ゲームにおいて、ネットワーク構造は重要な要素である。多くの研究者が SPD ゲームにおける協調行動の進化とネットワークの構造の關係について分析をし、様々な知見が得られている。たとえば、Abramson ら [1] は、ネットワークの構造と SPD ゲームの關係を理解するために、スモールワールドネットワーク [23] 上でシミュレーションを行っている。このように、ほとんどの研究では、Erdős-Renyi グラフ (ER グラフ) [6] やスモールワールドネットワーク (SW ネットワーク) [23] やスケールフリーネットワーク (SF ネットワーク) [5] といった基本的なモデルが用いられている。これらのネットワークは、ネットワーク構造全体から見ればわずかに一部の構造であり、ネットワーク構造と協調行動の關係についての統一的な議論ができていない。

また何人かの研究者は、次数相関やクラスター係数等のネットワークの構造特徴に着目し、これらの特徴の違いによって協調の達成にどのような影響が出るのかを分析している [3], [18]。これらの研究では、個々の構造特徴からの影響を分析しているが、他の構造特徴に関しては考慮されていない。したがって、偽相関である可能性や、構造特徴の複合的な作用に関しては無視されている。

このように、現在まで SPD ゲームの分析は限定的な条

件下でのみ行われており、協調が達成する条件が明らかになったとはいえない。十分な分析を行うためには、様々なネットワーク構造の上で分析を行う必要がある。しかしながら、現在提案されている多くのネットワークモデルは、生成したネットワークが一定の構造傾向を持つように提案されているため、それらを用いて様々なネットワークを生成することは難しい。そこで本研究では、様々なネットワーク構造を含むデータセットを構築し、そのうえで協調の達成条件について分析することによって、協調行動とネットワーク構造の間の關係を明確にする。

2. Related Works

協調行動が進化する要因の1つとして、ネットワーク互恵があげられてから [16]、近年に至るまで、SPD ゲームに関する研究は多く行われている。Juan [7] は、Coalitions (エージェントのグループ) に着目した SPD モデルを提案し、正方格子上で分析を行った。本モデルでは、エージェントが Coalitions に参加することができ、Coalition 内の戦略をリーダーエージェントが決定するというものである。このモデルで、古典的な probability Tit-for-Tat が isolated learning より効果的協調戦略エージェントを増加させると主張している。Bijan ら [17] は、各エージェントがそれぞれ個別の pay-off matrix を持った continuous dynamical model を提案した。彼らは、個別の Pay-off matrix を使った SPD ゲームにおける新たな分析方法を提案し、SF ネットワークおよび格子ネットワーク上でこれを行った。

SPD ゲームに関する研究の中でも、ネットワーク構造と協調行動の關係性についても多くの研究が行われてきた。Abramson ら [1] は、ネットワークの構造と SPD ゲームの關係を理解するために、SW ネットワーク [23] 上でシミュレーションを行った。Watts Strogatz モデル (WS モデル) のパラメータ ϵ ($\epsilon = 0$ で格子ネットワーク、 $\epsilon = 1$ でランダムネットワーク) を段階的に変化させて生成したネットワーク上で SPD ゲームを行い、 ϵ の変化によって裏切り戦略エージェントの割合にどのような変化が生じるかを分析した。その結果、 $\epsilon = 0.1$ にピークが存在することを突き止めた。Gómez-Gardeñes ら [8] は、ER グラフ [6] と SF ネットワーク [5] の2種のネットワークにおいて、協調戦略エージェントの増え方が異なることを指摘した。ER グラフでは協調戦略エージェントのクラスターが複数できるが、SF ネットワークでは、1つのコアを中心として、協調戦略エージェントの塊ができることを示した。これらの研究ではネットワーク構造の差異によって、協調戦略エージェントの割合に差が生じることを示しているが、これらの研究で扱っている SW ネットワークや ER グラフ、SF ネットワークは、ネットワーク構造全体から見ればごく一部の構造であり、総括的な議論は望めない。

次に、ネットワークの構造特徴に着目した研究が行わ

れている。Rong ら [18] は次数相関に着目した。Xulvi-Sokolov algorithm (XS アルゴリズム) を用いて、次数相関 $r = 0.0 - 0.3$ の SF ネットワークを生成し、そのうえで SPD ゲームを行うことで、次数相関が協調の達成に与える影響を観察した。その結果として、協調戦略エージェントは Disassortative なネットワークの方が残存しやすいことを示した。また、彼らは、Dorogovtsev Mendes-Samukhin model を用いて、SF ネットワークの次数分布 $P(k) \propto k^\gamma$ を γ を変化させながら生成し、次数分布が協調戦略エージェントの進化に与える影響について分析した [19]。彼らは、 γ が大きくなるほど、裏切ったときの利得 b を増やしたときの協調戦略エージェントの低下が激しいことを示した。Assenza ら [3] は、クラスタ係数に着目した。Holme-kim モデル (HK モデル) [10] により、様々なクラスタ係数を持つ SF ネットワークを生成し、分析を行った。彼らは、裏切ったときの利得 b が小さいときはクラスタ係数の高いネットワークで協調戦略エージェントは生き残りやすいが、 b が高くなると急激に減少し、 b が大きくなると逆に協調戦略エージェントが生き残りにくくなることを示した。なお、HK モデルで生成したネットワークは次数相関がほぼ 0 であることが保証されている。これらの研究では、個々の構造特徴からの影響を分析しているが、他の構造特徴に関しては考慮されていない。したがって、偽相関である可能性や、構造特徴の複合的な作用に関しては無視されている。たとえば、XS アルゴリズムで生成したネットワークには次数相関と平均経路長に相関があり、協調戦略エージェントの残存率に影響を与えているかは不明である。また、クラスタ係数が高いネットワークで協調が達成しやすいのは次数相関が 0.0 付近だけである可能性がある。以上より、構造特徴を複合的にとらえて分析をしなければ、十分な分析はできない。

本研究では、これまで扱われてきたネットワーク構造特徴に着目し、個々の特徴ではなく複合的な影響について分析を行う。そのために、様々な構造特徴を持つネットワークを生成し、統計的に分析を行う。

3. データセットの構築

本章では、Greedy Growth Model (GGM) [20] を用いて様々なネットワークを含むデータセットを構築する。GGM の概要と、GGM を用いたデータセットの作成方法とその性質について述べる。

3.1 Greedy Growth Model (GGM)

まず生成するネットワークの目標としてネットワーク構造特徴ベクトルを設定する。GGM model では、この目標特徴ベクトルに近づくように、貪欲法を用いてネットワークを生成する。各ステップにおいて、候補ネットワークの生成と最適ネットワークの選択を繰り返すことにより、

Algorithm 1 Arbitrary Network Generation model

Ensure: 1 ノードのネットワークを初期ネットワークとする

while 要求したリンク数に到達するまで **do**
 (候補生成ステップ)
for 候補生成数 **do**
 if $p = \frac{N}{M}$ **then**
 ノードの追加
 1 つのノードをネットワークに追加し、既存のネットワークの中から選択したノードの間にリンクを生成する
 これを 1 つの候補ネットワークとする。
 else
 リンクの追加
 2 つのノードをネットワークの中から選択し、リンクを生成する
 これを 1 つの候補ネットワークとする。
 end if
 end for
 (最適ネットワーク選択ステップ)
 ネットワーク候補の中から最適なネットワークを選択する
end while

目標特徴ベクトルに近い特徴ベクトルを持つネットワークを生成する。GGM モデルのアルゴリズムを Algorithm 1 に示す。

本研究では、ネットワーク構造特徴ベクトルとして以下の 5 特徴を用いる。

- (1) 平均経路長 L [23]
- (2) クラスタ係数 C [23]
- (3) 次数相関 r [15]
- (4) 次数分布のパラメータ α
- (5) 次数分布のパラメータ β

最適ネットワーク選択ステップにおける、最適ネットワークの選択では、これらの特徴ベクトル間のユークリッド距離 D_F を用いる。

$$D_F = \frac{1}{|F|} \sum_{f \in F} \left(\frac{f_a - f_b}{\sigma_f} \right)^2 \quad (1)$$

ただし、 f_i は特徴ベクトルの要素であり、各項の分母 σ_f は特徴の標準偏差を表す。標準偏差は実ネットワークのデータセットを用いて算出する*1。候補生成ステップにおいて作られた各候補ネットワークに対して、目標特徴ベクトルとの距離 D_F を算出し、 D_F が最も小さい候補ネットワークを選択する。そして、選択されたネットワークを、次のステップのネットワークとする。

ここで、次数分布のパラメータ α および β に関しては、これらの値からベータ分布 $q(k)$ を構築し、分布間距離を用いる。ベータ分布は α および β を様々な値にすることで様々な形状の分布を実現する。

$$q(k) = \frac{x^\alpha(1-x)^\beta}{B(\alpha, \beta)} \quad (2)$$

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1}(1-t)^{\beta-1} dt \quad (3)$$

*1 <https://github.com/basimbaig/robust14>

表 1 データセットの基本情報

Table 1 Basic information of our dataset.

	Average	Standard deviation	Max	Min
L	3.49	1.07	6.08	2.23
C	0.291	0.201	0.793	0.00357
r	0.0647	0.325	0.887	-0.562
α	2.14	1.38	7.97	0.723
β	21.4	13.4	89.7	4.17

ここで、 α および β は β 分布のパラメータである。また、 x は $0 \leq x \leq 1$ であるため、 x を以下の式で与える。

$$x = \frac{k}{k_{max} + 1} \quad (4)$$

β 分布 $q(k)$ は確率密度関数であるため、以下の処理を行う。

$$q'(k) = \frac{q(k)}{\sum_{k'} q(k')} \quad (5)$$

k_{max} は以下の式を満たす最大の値とする。

$$\sum k N q'(k) \leq 2M \quad (6)$$

なお、 N 、 M はそれぞれ生成するネットワークのノード数およびリンク数である。

3.2 データセットの構築

GGM モデルを用いてネットワークデータセットを構築する。ここで、ランダムに決定した構造特徴値を基にしてネットワークを生成する。この値は、以下に指定する範囲からランダムに決定する。

- 平均経路長 L ($2 \leq L \leq 6$)
- クラスタ係数 C ($0 \leq C \leq 0.6$)
- 次数相関 r ($-0.5 \leq r \leq 0.5$)
- 次数分布のパラメータ α ($0 \leq \alpha \leq 100$)
- 次数分布のパラメータ β ($0 \leq \beta \leq 100$)

本研究ではノード数 1,000、リンク数 10,000 のネットワークを 4,000 個生成し、ネットワークデータセットとした。なお、ランダムに指定した特徴の中には、ネットワーク構造としてとりえないものも存在する。GGM を用いて、 $D < 0.1$ よりも小さい距離で生成できなかったネットワークは除くものとする。

表 1 に本ネットワークデータセットの基本統計値を示す。これより、本データセットには様々な構造のネットワークが含まれていることが分かる。

次に、各特徴間の相関係数を表 2 に示す。比較対象として、WS モデル [23] で生成したネットワークの各特徴間の相関係数を表 3 に示す。WS モデルで生成したネットワークでは、平均経路長 L とクラスタ係数 C の間 (相関係数: 0.729) や平均経路長と次数分布のパラメータ α との間 (相関係数: 0.798) に非常に強い相関が確認できる。これに対して我々のデータセットでは、非常に相関が小さいこ

表 2 我々のデータセットの各特徴間の相関係数

Table 2 Correlation coefficient between features of our dataset.

	C	r	α	β
L	0.315	0.199	-0.0987	-0.151
C		-0.0594	-0.0414	0.0255
r			-0.0427	-0.107
α				0.801

表 3 WS モデルで生成したネットワークにおける各特徴間の相関係数

Table 3 Correlation coefficient between features of WS networks.

	C	r	α	β
L	0.729	0.136	0.798	0.386
C		0.157	-0.112	0.718
r			0.148	0.0576
α				0.718

とが分かる。また、我々のデータセットと、WS モデルで生成したネットワークでもに次数分布のパラメータ α および β に強い相関がみられる。 $\alpha \ll \beta$ のとき、ベータ分布は右肩上がりへのべき分布のような形になるが、これはネットワークが持つ次数分布としてはありえない。逆に $\beta \ll \alpha$ のとき、次数 $k = 1$ の存在確率は $p(1) \simeq 1$ となり、これもネットワークの次数分布としてはとりえない。ゆえに、 α と β はそこまで離れた値をとれず、相関が高くなるのは避けることができない。したがって、我々のデータセットは既存のネットワークモデルで生成したネットワークよりも各特徴間で相関していないことが分かる。

これより、我々のデータセットは既存のネットワーク生成モデルで生成したネットワークよりも様々なネットワークが含まれていることが分かる。このデータセット上で統計分析を行うことによって、ネットワーク構造と協調達成に関する真の関係が明確になることが期待される。

4. 協調達成率を説明するネットワーク構造特徴

本稿では、協調達成について、決定木を用いて分析を行う。この決定木を用いるために、我々はいくつかのネットワーク構造特徴を説明変数として用いる。しかし、これらのネットワーク構造特徴は数多の構造特徴の中から恣意的に選択したものであり、協調達成を説明するのに十分かどうかは明確ではない。そこでまず、協調の達成率をネットワーク構造特徴から推定することによって、これらのネットワーク構造特徴が協調の達成率を説明可能であるかどうかを分析する。

4.1 説明変数

我々は、説明変数として、以下の 5 つのネットワーク構

表 4 利得行列

Table 4 Pay-off matrix.

	協調	裏切り
協調	1.0	0
裏切り	1.2	ϵ (minimum value)

Algorithm 2 Spatial Prisoner’s Dilemma

Require: $s_i(t)$: ノード i の t ステップにおける戦略

Ensure: $s_i(0)$ の初期値はランダムに設定

```

for step = 0 to 30000 do
  (PD ゲームステップ)
  各リンクにつき両端のノードをプレイヤーとして一度 PD ゲーム
  を行う.
  各ノードは, すべての隣接ノードとの PD ゲームで得た利得の
  総和を利得として持つ.
  (戦略更新ステップ)
  各ノード  $i$  は, 隣接ノードから 1 つランダムにノード  $j$  を選択
  する
  if ( $P_j > P_i$ ) AND ( $\max\{k_i, k_j\}b$ )-1( $P_i - P_j$ ) then
     $s_i(t+1) = s_j(t)$ 
  end if
end for

```

造特徴を用いる.

- 平均経路長 L
- クラスタ係数 C
- 次数相関 r
- 次数分布のパラメータ α
- 次数分布のパラメータ β

なお, 次数分布のパラメータ α および β は各ネットワークの次数分布に対してフィッティングしたベータ分布のパラメータである. フィッティングには EM アルゴリズムを用いた.

4.2 協調達成率 P_c

目的変数として, 協調達成率 P_c を定義する. 協調達成率の算出には空間的囚人のジレンマ (Spatial Prisoners’ Dilemma game: SPD game) を用いる [18]. SPD ゲームのアルゴリズムを Algorithm 2 に示す. 各ノードは協調か裏切りのどちらかを戦略として持つ. 各ステップにおいて, まず, 各リンクにつき一度ずつ PD ゲームを行う. このとき, それぞれの PD ゲームにおける各ノードの利得は表 4 のとおりである. 次に, 各ノード i につき, 隣接ノードから 1 つのノード j を選択する. ノード i は確率 \prod_{ij} でノード j の戦略をコピーする.

$$\prod_{ij} = (\max\{k_i, k_j\}b)^{-1}(P_i - P_j) \tag{7}$$

なお, 戦略の更新は全ノードが同時に行う. これを 20,000 step 行い, 10,000 step–20,000 step における協調ノードの割合の平均値を協調達成率と定義する. 各ネットワークにつき, 10 回のシミュレーションを行い, 平均を算出した.

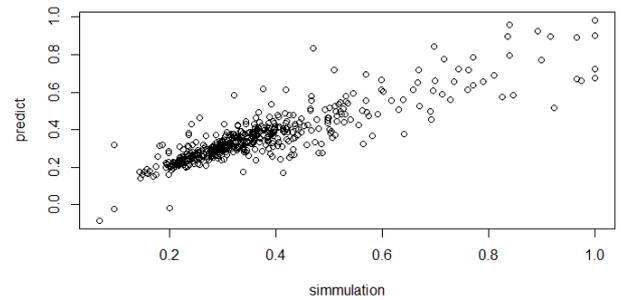


図 1 SPD ゲームの実測値と, SVR による推定値 (縦軸: 推定値, 横軸: 実測値)

Fig. 1 Simulation values of SPD game (horizontal axis) and estimation values by SVR (vertical axis).

4.3 推定実験結果

協調達成率 P_c を Support vector regression (SVR) [21] を用いてネットワーク構造特徴から推定する. カーネル関数としてガウスクーネルを用い, 8 分割交差検定を行い, パラメータは焼きなまし法 [11] によって推定する. 図 1 は, 横軸に SPD ゲームの協調達成率の実測値をとり, 縦軸に SVR による協調達成率の推定値をとった図である. この 2 つの値は相関係数 0.824 で相関している. これらの値の相関は, ネットワーク構造特徴から協調達成率を推定可能であることを示しており, 本稿で用いた 5 つの特徴から協調達成率を十分に推定できていることが示された. したがって, 協調達成率はこれらの 5 つの構造特徴によって決定される.

5. 協調達成条件の分析

本章では, 協調達成率に影響するネットワーク構造特徴について分析を行う. 我々は決定木を用いた統計的分析によって, ネットワーク構造特徴が与える複合的な影響について, 統計的に分析する.

5.1 分析結果

図 2 に構築された決定木を示す. 各分岐には分岐する特徴が示され, 枝には分岐する条件が記されている. 葉ノードは箱ひげ図であり, 太線はそこに含まれるネットワークの協調達成率の中央値を示し, その周りの箱にはネットワークの半分が含まれる. また, 箱から上下に伸びる線は上限と下限を示しており, 点はそれぞれ外れ値を示す. 表 5 に, 協調が達成する条件を上位 3 つを示す. Node は, 図 2 の決定木における葉ノードの番号である.

まず, 上位 3 つの条件に共通する条件をみる. 第 1 条件, 第 2 条件では, $\beta \geq 24.2$ であり, 第 3 条件では $15.0 \leq \beta < 24.2$ である. これはすなわち, 次数分布のパラメータ β が小さいと高い協調達成率が望めないことを示している. したがって, 高い次数分布のパラメータ β が高い協調達成率を導いていることが分かる. ここで, 図 3 に $\beta < 24.2$ であ

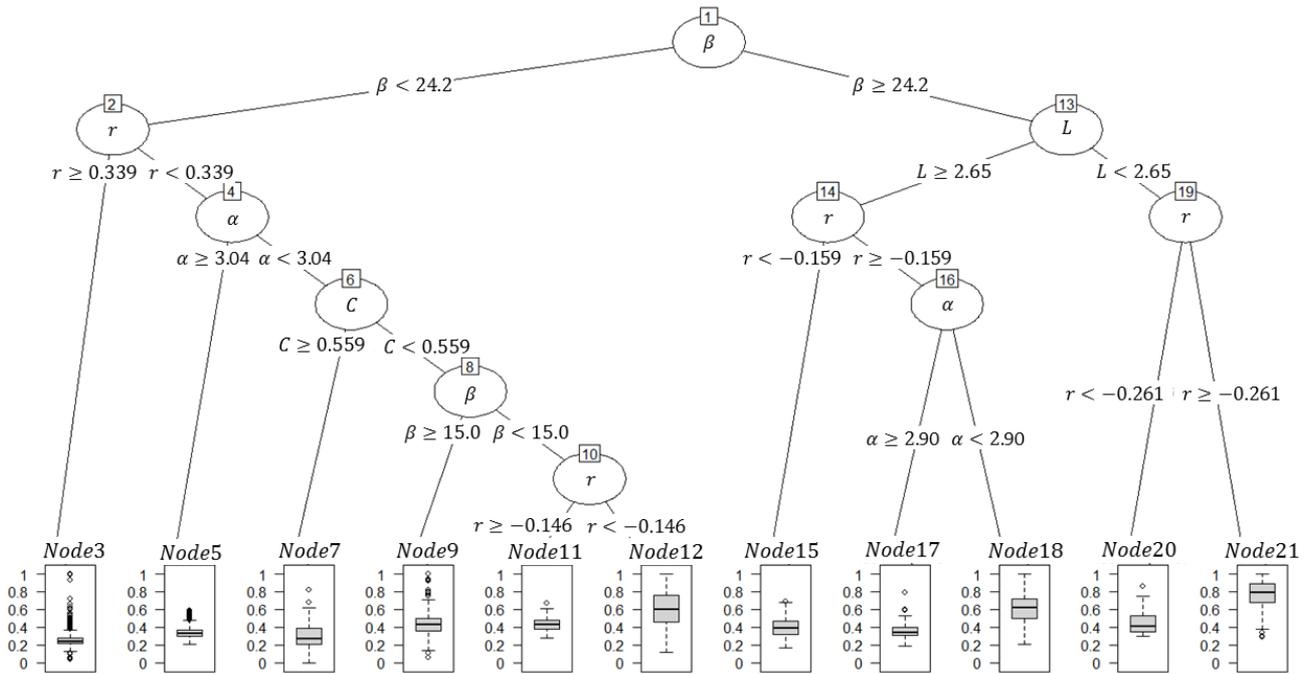


図 2 協調達成率に関する決定木 (葉ノードは箱ひげ図 (太線: 中央値, 箱: データの半分が含まれる, 箱から上下に伸びる線: 上限, 下限))

Fig. 2 Decision tree about cooperation achievement rate (leaf nodes are box plot diagrams (bold line: median, box: half of data included, line extending vertically from the box: upper limit, lower limit)).

表 5 最大協調達成率の条件
Table 5 Maximum cooperation conditions.

	Highest	2nd highest	3rd highest
Node	Node21	Node18	Node12
\bar{P}_c	0.769	0.621	0.612
L	$L < 2.65$	$L \geq 2.65$	-
C	-	-	$C < 0.559$
r	$r \geq -0.261$	$r \geq -0.159$	$-0.146 \leq r < 0.339$
α	-	$\alpha < 2.90$	$\alpha < 3.05$
β	$\beta \geq 24.2$	$\beta \geq 24.2$	$15.0 \leq \beta < 24.2$

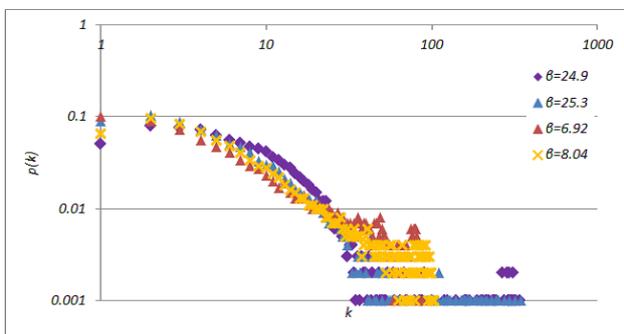


図 3 高い β と低い β の次数分布 (縦軸: 存在確率 $p(k)$, 横軸: 次数 k)

Fig. 3 The degree distribution of high β and low β (vertical axis: existence probability $p(k)$, horizontal axis: order k).

るネットワークの次数分布と、 $\beta \geq 24.2$ であるネットワークの次数分布をそれぞれ示す。横軸は次数 k であり、縦軸は次数 k であるノードの存在確率 $p(k)$ であり、各色は β の値が異なる。 $\beta \geq 24.2$ のネットワークはロングテールとなることがみられ、いくつかのハブノードが確認できる。したがって、このようなロングテールになることが協調の達成に影響していることが示唆される。

次に、次数相関に関する条件が3つの最大条件に共通して含まれている。第1条件 ($r \geq -0.261$) と第2条件 ($r \geq -0.159$) は共通して、次数相関 r が強い負の相関を示すときに協調達成率が低くなることを示している。また、第3条件 ($-0.146 \leq r < 0.339$) も同様に次数相関が強い負の相関を示すときは除かれている。第3条件では、次数相関 r が強い正の相関でないことも条件としている。さらに、協調達成率が最小となる条件は $\beta < 24.2 \wedge r \geq 0.339$ であることも考慮すれば、次数相関 r の強い正の相関は低い協調達成率を導く可能性が高いといえる。

最後に3つの最大条件の差異について考察する。第1条件には小さい平均経路長 ($L < 2.65$) が条件として含まれる。したがって、協調達成率を最大とするためには、小さい平均経路長が必要であるといえる。しかし、第2条件、第3条件には小さい平均経路長 L は条件に含まれない。したがって、たとえ平均経路長 L が大きくても、協調は達成しうることが分かる。第2条件 ($\alpha < 2.90$) および第3条件 ($\alpha < 3.05$) には代わりに α が小さいことが条件として

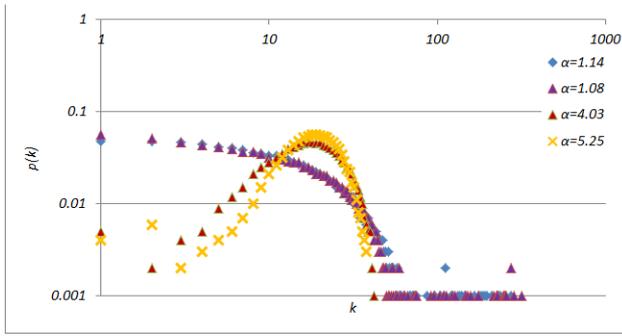


図 4 高い α と低い α の度数分布 (縦軸: 存在確率 $p(k)$, 横軸: 次数 k)

Fig. 4 The degree distribution of high α and low α (vertical axis: existence probability $p(k)$, horizontal axis: order k).

含まれている。したがって、高い協調達成率 P_c を得るためには、小さい平均経路長 L か、小さい度数分布のパラメータ α が必要であることが分かる。図 4 は度数分布のパラメータ α が高いときと低いときの、それぞれのネットワークにおける度数分布を示している。横軸は次数 k であり、縦軸は次数 k であるノードの存在確率 $p(k)$ であり、各色は α の値が異なる。度数分布のパラメータ α の小さいネットワークでは、べき分布に近い度数分布を持っており、多くの小さい次数のノードが存在する。一方、度数分布のパラメータ α の大きなネットワークでは、正規分布に近い度数分布を持っており、中程度の次数を持つノードが多く存在する。したがって、多くの小さい次数のノードの存在が協調達成につながっていることが示唆される。

5.2 Discussion

ここまでで、協調を達成するためにネットワークが持つ条件を分析してきた。その結果、高い協調達成率を持つためには以下の条件が必要であることが示された。

- 平均経路長 L が小さい。
- 度数分布がロングテイルである。
- 次数相関がない。

まず、本研究ではクラスタ係数から協調達成率への影響はほとんど確認できなかった。Assenza ら [3] は、高いクラスタ係数が高い協調達成率を導くことを示している。しかし、彼らはクラスタ係数だけに注目しており、その他のネットワーク構造特徴については言及していない。彼らが用いた HK モデル [10] で生成したネットワークは、平均経路長 L とクラスタ係数 C が相関している。すなわち、クラスタ係数 C が大きいときには、平均経路長が小さい。本研究の結果では、平均経路長が小さいときに高い協調達成率を導くことを示しており、この結果と、Assenza らの知見は一致しているといえる。

次に、本研究の結果では高い β と低い α によって協調達成が導かれるといえる。この α と β によって導かれる次数

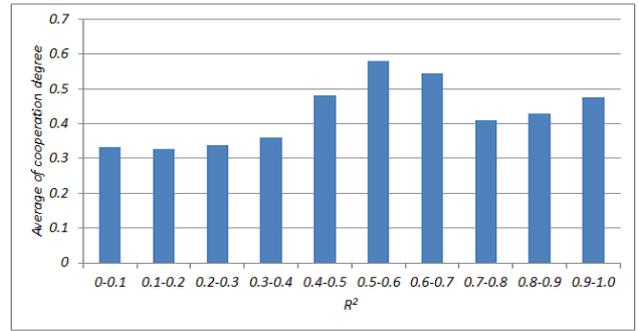


図 5 スケールフリー性ごとの協調達成率 (縦軸: 協調達成率, 横軸: べき分布決定係数 R^2)

Fig. 5 Cooperation achievement rate for each scale-free property (vertical axis: cooperation achievement rate, horizontal axis: power distribution determination coefficient R^2).

分布はべき分布である。つまり、協調達成のためには SF ネットワークであることが求められる。次数が大きなハブノードは利得の総和が大きくなり、戦略を変更することが少なくなる。さらにハブノードの隣接ノードはハブノードの戦略をコピーする。したがって、協調戦略のハブノードの周りには協調戦略ノードの集団が、裏切り戦略のハブノードの周りには裏切り戦略の集団が形成されることとなる。このとき、協調戦略のハブノードの利得は裏切り戦略のハブノードの利得を上回る。したがって、協調戦略が波及し、協調達成率が上昇する。これは、Santos らの知見と一致する [24]。

ここで、ネットワークがどの程度スケールフリー性を持っているかは、一般にべき分布決定係数 R^2 によって表される。べき分布は以下のように定義される。

$$q(k) \propto k^{-\gamma} \tag{8}$$

べき分布決定係数 R^2 は、各ネットワークの度数分布 $p(k)$ とべき分布 $q(k)$ との類似度を表す。図 5 では、それぞれのべき分布決定係数 R^2 における協調達成率の平均を示す。横軸にべき分布決定係数 R^2 の値の区間を示し、縦軸はその区間における協調達成率の平均である。べき分布に近い ($R^2 \geq 0.4$) 分布を持つネットワークの方がべき分布ではない ($R^2 \leq 0.4$) 分布を持つネットワークよりも協調達成率が高いことが示されている。

最後に、我々は、次数相関がないネットワークにおいて高い協調達成率が得られることを示した。Rong ら [18] は、disassortative なネットワークが協調達成には必要であることを示した。しかし、彼らは $r \geq 0$ の範囲でしか実験を行っておらず、 $r < 0$ の範囲については分析を行っていない。つまり、 $r < 0$ の範囲においても同様に disassortative なネットワークが協調達成に必要であるかどうかは明確ではない。したがって、我々の分析結果は彼らの知見と矛盾しない。さらに、我々は、非常に disassortative なネット

ワークも同様に協調達成率が低いことを示した。次数相関が強い負の相関を示すネットワークでは、次数の高いノードと次数の低いノードが結び付いている。すなわち、ハブノードどうしはリンクしていないことが多い。ハブノードの周囲は同じ戦略の集団となり、ハブノードどうしがリンクしていなければ、ハブノードの戦略もほとんど変わらない。それぞれのハブノードが協調戦略をとるか、裏切り戦略をとるかはランダムに決まる。なお、ハブノードに隣接していないノードに関しては、裏切り戦略をとりやすいため、協調達成率は $P_c = 0.4$ 程度となる。

6. Conclusion

本研究では、様々な構造特徴を持つネットワークを作り、その上で空間的囚人のジレンマシミュレーションを行うことによって、空間的囚人のジレンマにおける Cooperator の残存率と各種ネットワーク構造特徴量の間に存在する関係性について統計的な分析を行った。既存研究で行われた同様の研究ではきわめて限定的な条件の下で分析が行われていたが、本研究ではそれらの条件を取り去り、広い条件の下での実験を実現した。まず、今回用いる構造特徴が目的変数を説明するために十分であることを示すため、SVR を用いた推定実験を行った。この推定実験の結果、相関係数は 0.8 となり、構造特徴量から高い精度で Cooperator の残存率を推定可能であることを示した。したがって、本研究で示した特徴量を用いることによって、Cooperator の残存率を一意に定めることができるため、十分であるといえる。次に、決定木による分析を行った結果、以下の条件が協調行動の達成に重要であることが分かった。

- 次数相関が高すぎず、低すぎない。
- 次数分布がロングテイルであり、ハブノードが存在する。
- 平均経路長 L が小さいか、多くの小次数ノードが存在する。

上記の条件を満たすネットワークが協調行動の達成しやすいネットワークであることを示した。

今後の課題として、今回囚人のジレンマのパラメータ b を 1.2 と固定したうえでシミュレーションを行った。 b の値を増やしていても同様の傾向が出ると考えられるが、同じ結果という保証はない。したがって、 b の値を増やしながら、傾向を観察することを今後の課題としてあげる。

次に、本研究ではネットワークの構造特徴として5つの構造特徴を用いた。しかし、その他の構造特徴が協調の達成率に影響を与えている可能性がある。したがって、本研究で扱っていない構造特徴について追加で分析を行うことを今後の課題としてあげる。たとえば、本研究ではコミュニティ構造を扱っていない。これは、現在、他の構造特徴量を任意に決定しながらコミュニティ構造を自由に作ることもできるネットワークモデルが存在せず、様々なコミュ

ニティ構造を持つネットワークを生成することが難しいからである。したがって、任意のコミュニティ構造を作ることが可能なネットワーク生成モデルを実現し、コミュニティ構造に関する実験を行い、Cooperator の推定精度が上昇するかどうかを確認することをあげる。

最後に、本研究では空間的囚人のジレンマを扱った。しかし、本研究の対象とするところは、ネットワーク上で行われる社会シミュレーション全般である。それには、情報拡散等様々なものがあり、これについて同様に分析を行うことを今後の課題としてあげる。

参考文献

- [1] Abramson, G. and Kuperman, M.: Social games in a social network, *Phys. Rev. E*, Vol.63, 030901 (Feb. 2001).
- [2] Anh, H.T., Pereira, L.M., Santos, F.C. and Lenaerts, T.: Why is it so hard to say sorry? evolution of apology with commitment in the iterated prisoners dilemma, *Proc. 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2013)*, AAAI Press (2013).
- [3] Assenza, S., Gómez-Gardeñes, J. and Latora, V.: Enhancement of cooperation in highly clustered scale-free networks, *Phys. Rev. E*, Vol.78, 017101 (July 2008).
- [4] Babes, M., de Cote, E.M. and Littman, M.L.: Social reward shaping in the prisoner's dilemma, *AAMAS, Padgham, L., Parkes, D.C., Miller, J.P. and Parsons, S. (Eds.), pp.1389–1392, IFAAMAS (2008)*.
- [5] Barabási, A.-L. and Albert, R.: Emergence of scaling in random networks, *Science*, Vol.286, No.5439, pp.509–512 (1999).
- [6] Bollobas, B.: *Random Graphs*, Cambridge University Press (2001).
- [7] Burguillo-Rial, J.C.: A memetic framework for describing and simulating spatial prisoner's dilemma with coalition formation, *Proc. 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems — Volume 1, AAMAS '09, Richland, SC, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp.441–448 (2009).
- [8] Gómez-Gardeñes, J., Campillo, M., Floría, L.M. and Moreno, Y.: Dynamical organization of cooperation in complex topologies, *Phys. Rev. Lett.*, Vol.98, p.108103 (Mar. 2007).
- [9] Hilbe, C., Traulsen, A. and Sigmund, K.: Partners or rivals? strategies for the iterated prisoner's dilemma, *Games and Economic Behavior*, Vol.92, pp.41–52 (2015).
- [10] Holme, P. and Kim, B.J.: Growing scale-free networks with tunable clustering, *Physical Review E*, Vol.65, No.2, 026107 (2002).
- [11] Kirkpatrick, S., Gelatt, D.C. and Vecchi, M.P.: Optimization by simulated annealing, *SCIENCE*, Vol.220, No.4598, pp.671–680 (1983).
- [12] Moriyama, K.: Utility based q-learning to facilitate cooperation in prisoner's dilemma games, *Web Intelligence and Agent Systems*, Vol.7, No.3, pp.233–242 (2009).
- [13] Moriyama, K., Kurihara, S. and Numao, M.: Evolving subjective utilities: Prisoner's dilemma game examples, *AAMAS, Sonenberg, L., Stone, P., Tumer, K. and Yolum, P. (Eds.), pp.233–240, IFAAMAS (2011)*.
- [14] Moriyama, K., Kurihara, S. and Numao, M.: Cooperation-eliciting prisoner's dilemma payoffs for re-

inforcement learning agents, *Proc. 2014 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems, AAMAS '14*, Richland, SC, pp.1619–1620, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems (2014).

- [15] Newman, M.E.J.: Mixing patterns in networks, *Phys. Rev. E*, Vol.67, No.2, 026126 (Feb. 2003).
- [16] Nowak, M.A. and May, R.M.: Evolutionary games and spatial chaos, *Nature*, Vol.359, p.826 (1992).
- [17] Ranjbar-Sahraei, B., Ammar, H.B., Bloembergen, D., Tuyls, K. and Weiss, G.: Evolution of cooperation in arbitrary complex networks, *Proc. 2014 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems, AAMAS '14*, Richland, SC, pp.677–684, International Foundation for Autonomous Agents and Multi-agent Systems (2014).
- [18] Rong, Z., Li, X. and Wang, X.: Roles of mixing patterns in cooperation on a scale-free networked game, *Phys. Rev. E*, Vol.76, 027101 (Aug. 2007).
- [19] Rong, Z.H. and Li, X.: The emergence of stable co-operators in heterogeneous networked systems, *ISCCAS*, pp.2534–2537, IEEE (2008).
- [20] Usui, S., Toriumi, F., Matsuo, M., Hirayama, T. and Mase, K.: Greedy network growth model of social network service, *Secial Issue on “Autonomous Agents and Multiagent Systems” in The Journal of Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII)*, Vol.18, No.4 (2014).
- [21] Smola, A.J. and Schölkopf, B.: A tutorial on support vector regression, *Statistics and Computing*, Vol.14, No.3, pp.199–222 (2004).
- [22] Vázquez, A.: Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, *Phys. Rev. E*, Vol.67, 056104 (May 2003).
- [23] Watts, D.J. and Strogatz, S.H.: Collective dynamics of ‘small-world’ networks, *Nature*, No.393, pp.440–442 (1998).
- [24] Santos, F.C., Pacheco, J.M. and Lenaerts, T.: Evolutionary dynamics of social dilemmas in structured heterogeneous populations, *Proc. National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol.103, pp.3490–3494 (2006).



鳥海 不二夫 (正会員)

2004年東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム工学専攻博士課程修了, 同年名古屋大学情報科学研究科助手, 2007年同助教, 2012年東京大学大学院工学系研究科准教授, 現在に至る. エージェントベースシミュレーション, 人工市場, ソーシャルメディア等の研究に従事. 電子情報通信学会, 日本社会情報学会会員. 博士(工学).



臼井 翔平

2016年日本学術振興会特別研究員. 2012年名古屋大学工学部電気電子情報工学科卒業. 2014年同大学大学院情報科学研究科社会システム情報学専攻博士前期課程修了. 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻博士

後期課程在学中. 人工社会の研究に従事.