

協調の進化に与える初期ネットワーク構造の影響

Influence of Network Structure on Evolution of Cooperation

塚本 鋭
Ei Tsukamoto

東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, the University of Tokyo
tsukamoto@race.u-tokyo.ac.jp

内田 誠
Makoto Uchida

(同 上)
uchida@race.u-tokyo.ac.jp

白山 晋
Susumu Shirayama

東京大学人工物工学研究センター
Research into Artifacts, Center for Engineering(RACE), the University of Tokyo
sirayama@race.u-tokyo.ac.jp

keywords: spacial prisoner's dilemma, complex network, decision making, game theory

Summary

We study how initial network structure affects the evolution of cooperation in a spatial prisoner's dilemma game. The network structure is characterized by various statistical properties. In those properties, we focus on the variance of degree distribution, and inquire how it affects the evolution of cooperation. Some interactions between the variance of degree distribution and other statistical properties such as degree correlation and cluster coefficient are investigated. Moreover we compare results of static networks with those of dynamical networks generated in a process of replacing links by natural selection. It is found that a scale-free network does not always promote the evolution of cooperation, and there exists an appropriate value of the variance, at which the cooperation progresses strongly. In addition, we find that the effects of degree correlation and cluster coefficient for the evolution of cooperation vary with different variances of degree distribution.

1. はじめに

現実社会では協調的な利他的行動がとられることがあり、社会学、経済学、生物学など様々な分野でそのような協調行動の解明が進められている。この行動を分析する一つの方法に囚人のジレンマモデルによるシミュレーションがある [Axelrod 84]。囚人のジレンマにはいくつかのモデルがあるが、近年では、複数の行動主体間の相互作用をモデル化するための空間囚人のジレンマ (Spatial Prisoner's Dilemma: SPD) が注目されている。SPD は格子状での N 人版繰り返し囚人のジレンマにおける協調の進化 (協力者の割合の変化) の研究から始まったとされる [Nowak 92]。主要な研究の一つに 4 近傍、8 近傍などの近傍数の影響を調べたものがある。得られた知見は、近傍数にほとんど影響されないというものである。この点に関しては、空間構造として、完全グラフ、ランダムグラフといったネットワーク構造を導入したものでも調べられている。その後、より現実のネットワークに近づけるために複雑ネットワーク上の SPD へと発展する。

例えば、Tomochi は格子にランダム性を取り入れることで、クラスター係数が協力者の割合の変化に大きく影響することを明らかにしている [Tomochi 04]。Santos らはネットワークにスケールフリー性を持つ次数分布を導入することで、協調が進化しやすくなることを示している

[Santos 05]。スケールフリー性を持つ次数分布 $p(k)$ とは、 $p(k) \sim k^{-\gamma}$ に従うネットワークのことである。Rong らは初期ネットワーク構造の次数相関を変化させることで、同質局在的 (assortative) なネットワークは協調の進化を抑制すること、また異質局在的 (disassortative) なネットワークは協調の進化を抑制するが、協調戦略を絶滅させにくくすることを明らかにしている [Rong 07]。Zimmermann らは協調戦略とネットワーク構造が共進化するモデルを考え、自然選択を表すつなぎかえを行うことでネットワーク自体が変化するモデルを扱った。初期には平等なエージェントが役割の分化によって最終的には階層化すること、そしてその階層的構造が協調の進化をもたらすことを示している [Zimmermann 04, Eguiluz 06]。

このように既存研究では様々なネットワークの統計的指標が協調の進化に与える影響を調べているが、いくつかの問題が存在する。第一の問題は相反する主張の存在である。例えば、クラスター係数が協調の進化に与える影響に関しては、Tomochi は肯定的であり [Tomochi 04]、Zimmermann らは否定的である [Zimmermann 04]。第二の問題は統計的指標の一面のみで結論が導かれているものがあることである。Santos らはスケールフリー性に着目したが [Santos 05]、べき乗指数の影響は示していない。第三の問題は用いられたネットワークが限定されているというものである。Rong らの主張 [Rong 07] は、BA モ

表 1 囚人のジレンマゲームの利得行列

	協力	裏切
協力	1,1	0, T
裏切	T ,0	0,0

デルに対してのものであり、協調の進化におけるハブ(次数の高いノード)が与える影響への考察は [Pusch 08] らの知見と異なっている。これらの問題は、ネットワーク構造を網羅的に変化させた実験による結果の確認がなされていないために生じたものと考えられる。

本稿では、初期ネットワーク構造における次数分散に着目し、スケールフリー性を持つ同種のネットワークの次数分散を変化させ、協調の進化に与える影響を調べる。さらに異なる次数分散を持つネットワークの次数相関とクラスター係数を変化させ、その影響がどのように表れるかを調べる。また、リンクのつながりかえを行わない静的ネットワークの結果と、つながりかえを行う動的ネットワークの結果を比較する。

2. 提案手法とアルゴリズム

2.1 空間囚人のジレンマ

本研究で用いる利得行列は表 1 である。 T を裏切への誘惑の度合いを示すパラメータとする。図 1 にもとづいて、本稿で扱う空間囚人のジレンマの具体的手順を示す。

- N 個のノードからなるネットワークを次節で示す方法で形成する。すべてのノードにエージェントを配置し、協力、あるいは裏切戦略を割り当てる。
- あるエージェント i は、すべての $V_i(i$ の隣接エージェント) と対戦するものとする。ここで、対戦で得た利得の合計を i の報酬とする。
- V_i の中で最大報酬を得たエージェントの戦略を模倣する。
- 最後に近隣の最高報酬を得ているエージェントが裏切の場合、すなわち自分が裏切の戦略を模倣している場合、その裏切同士のリンクを確率 p でつなぎかえる。

はじめに、(a) のプロセスで初期ネットワークと協力と裏切戦略を持つエージェントの初期配置を決める。次に、(b) から (d) を定められた回数繰り返す。これを 1 回の試行とする。また、(d) のプロセスを自然選択と呼ぶ。このつながりかえの方法は Zimmermann らの先行研究 [Zimmermann 04] を踏襲している。 $p = 0$ の場合は、つながりかえは行われず、ネットワーク構造は変化しない。これを静的ネットワークと呼ぶ。それ以外はゲームの途中でつながりかえが行われネットワーク構造が変化することから動的ネットワークと呼ぶ。

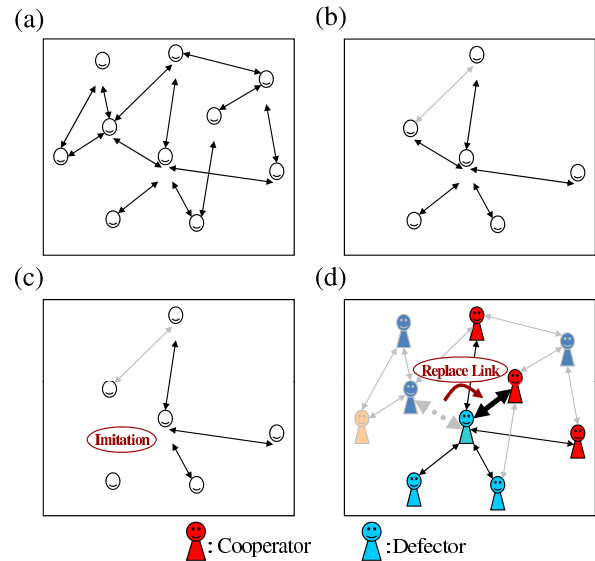


図 1 SPD の進行の様子

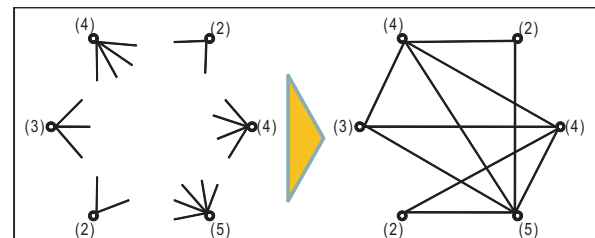


図 2 コンフィギュレーションモデルの生成方法

2.2 初期ネットワークの形成

§1 コンフィギュレーションモデル

本研究では Newman らのコンフィギュレーションモデル [Newman 03c] を改良したものから生成したネットワークを初期ネットワークとして用いる。

コンフィギュレーションモデルとは任意の次数分布を生成するために考えられたモデルである。コンフィギュレーションモデルの生成アルゴリズムは、図 2 左図のように、はじめに各ノードに次数を振り分け、その次数の数だけ未接続のリンクを持たせる。次に図 2 右図のように未接続のリンク同士をつなげることでネットワークを形成していくというものである。しかしながら、このモデルには、生成の最後の段階で未接続のリンク同士をつなげると、すでにあるリンクと重複する可能性がある。そこで、重複の問題が生じた場合、ランダムにノードを選び、選択したノードと未接続リンクをつなぐことで、新たなリンクを生成しこの問題を解決する。

§2 次数分散の制御

ネットワークの不均一さ (heterogeneity) を示す指標として次数分散が用いられる [Newman 03a]。先述の Zimmermann らの研究においてこの指標が用いられている。また、スケールフリー性をもつネットワークではないが、Fu らは次数分散が大きくなると協調が進化しにくくなる

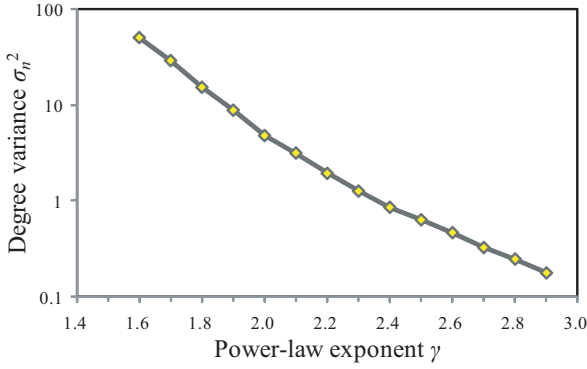


図3 べき乗指数と次数分散の対応

ことを示している [Fu 07] . 本稿では、スケールフリー性をもつネットワークにおいて、次数分散が協調の進化に与える影響について調べる .

ノード i の次数を k_i とすると次数分散 σ_n^2 は式 (1) で定義される [Zimmermann 04] .

$$\sigma_n^2 = (\langle k^2 \rangle - \langle k \rangle^2) / \langle k \rangle \quad (1)$$

本稿では、次数分布がべき乗則 $p(k) \sim k^{-\gamma}$ に従うネットワーク (スケールフリーネットワーク) をべき乗指数 γ を変化させることで生成する . しかしこの生成方法では、平均次数が一定でない可能性がある . SPD では平均次数が大きな影響を持つてくるため、生成するすべてのネットワークで平均次数を一定に保つ必要がある . そこで本稿では、最低次数を変化させることでこの問題を解決し、同じ平均次数を持ちながら異なる σ_n^2 を持ち、べき乗則に従うネットワークの生成を可能にした . 図3にネットワーク生成時に使用した γ と σ_n^2 の対応を示す . 図3に見られる関係は概ね次式で表すことができる .

$$\sigma_n^2 = \begin{cases} 2.44 \cdot 10^5 \cdot e^{-5.35\gamma} & (\gamma \leq 2.2) \\ 1.70 \cdot 10^3 \cdot e^{-3.16\gamma} & (2.2 \leq \gamma) \end{cases} \quad (2)$$

§3 次数相関の制御

本稿では、接続されたノード同士の次数の関係を示す指標として、Newman が定義した assortativity を用いる [Newman 03b] . assortativity を r とし、式 (3) で定義する .

$$r = \frac{\sum_{xy} xy(e_{xy} - a_x b_y)}{\sigma_a \sigma_b} \quad (3)$$

ここで、 x と y は接続されたノードの次数である . また、 e_{xy} はネットワークにおける遷移確率行列を示し、 $\sum_{xy} e_{xy} = 1$ 、 $\sum_y e_{xy} = a_x$ 、 $\sum_x e_{xy} = b_y$ である . σ_a 、 σ_b はそれぞれ a_x 、 b_y の標準偏差を表す . $r > 0$ ならば同質局在的 (assortative)、 $r < 0$ ならば異質局在的 (disassortative) なネットワークとなる .

初期ネットワークの r を制御するために、Xulvi-Brunet と Sokolov によって提唱された XS アルゴリズムを用い

る [Xulvi-Brunet 04] . XS アルゴリズムでは、まず各ステップにおいて4つの異なるノードからなる2つのリンクがランダムに選ばれる . このとき4つのノードには2つのリンク以外のリンクは存在しないものとする . 次に2つのリンクを切断し、 r を高くしたいときは、次数の大きいもの同士と小さいもの同士、 r を低くしたいときは、次数が大きいものと小さいものをつないで新しいリンクを作る . この操作を繰り返すことによって、次数分布を変えることなく r の異なるネットワークを形成することができる .

§4 クラスター係数の制御

本稿ではネットワークの凝集性を測る指標として、式 (4) に示される Watts と Strogatz によって提案されたクラスター係数 C [Watts 98] を用いる .

$$C = \frac{1}{n} \sum_i \frac{E_i}{k_i(k_i - 1)/2} \quad (4)$$

ここで、 E_i はノード i の隣接ノード間に存在するノードの数を示す .

本稿では、初期ネットワーク構造のクラスター係数を変化させるために、コンフィギュレーションモデルを改良し、クラスター係数の大きいネットワークを生成する . これは、コンフィギュレーションモデルにおいて、未接続のリンクを接続するときになるべくノードが三角形を多く作るようにネットワークを生成する . 具体的にはまず3つのノードで三角形を作る . 次に異なるもう1つのノードを用意し最初の3つのノードとつなげるだけリンクをつなぐ . これがノード4つの完全グラフとなれば、さらにもう1つのノードを用意し、元の4つのノードとつなげるだけリンクをつなぐ . この操作を三角形ができなくなるまで繰り返す . さらに、この生成方法でできたクラスター係数が大きいネットワークに、XS アルゴリズムをランダムに用いることで、クラスター係数の制御を行った .

3. 数 値 実 験

3.1 数値実験のパラメータ

初期配置は協力と裏切を半数ずつランダムに配置する . 裏切への誘惑の度合い T を 1.0 から 2.0 まで 0.04 刻みで増加させ (26 パターン)、(b) から (d) を繰り返す . いくつかの試算によって、1000 ステップでほぼ定常状態が準定常状態になることを確認したため、繰り返し回数を 1000 とした .

初期ネットワークは2章で示した方法で生成したものをを用いる . ノード数を $N = 10000$ 、平均次数を $\langle k \rangle = 8$ とする . 各パラメータで 30 回の施行を行い、各施行の終状態での協力者の割合 p_c の平均を結果とする . 終状態での協力者の割合 p_c によって協調の進化を調べる . また、動的なネットワークの場合、つなぎかえ確率を $p = 0.1$ とする .

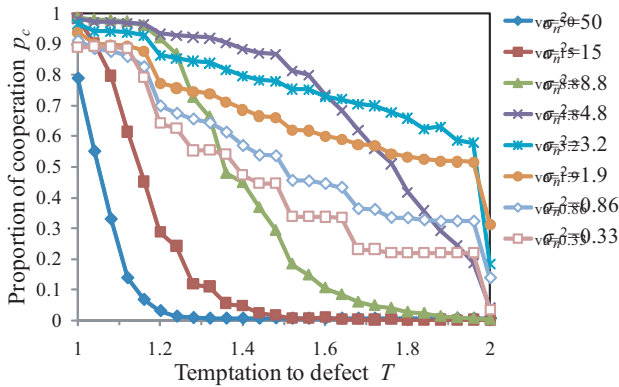
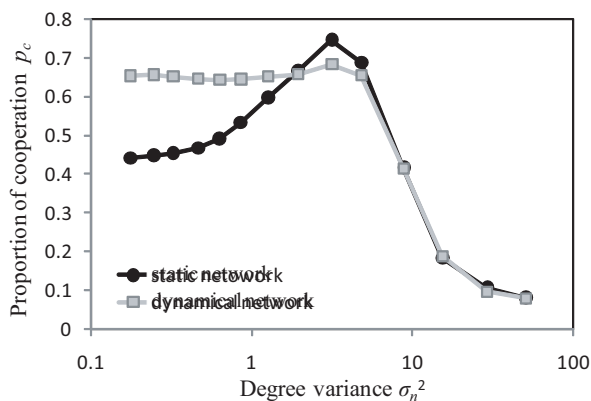
図4 T を変化させた時の協力者の割合の変化

図5 度数分散と協力者の割合の関係

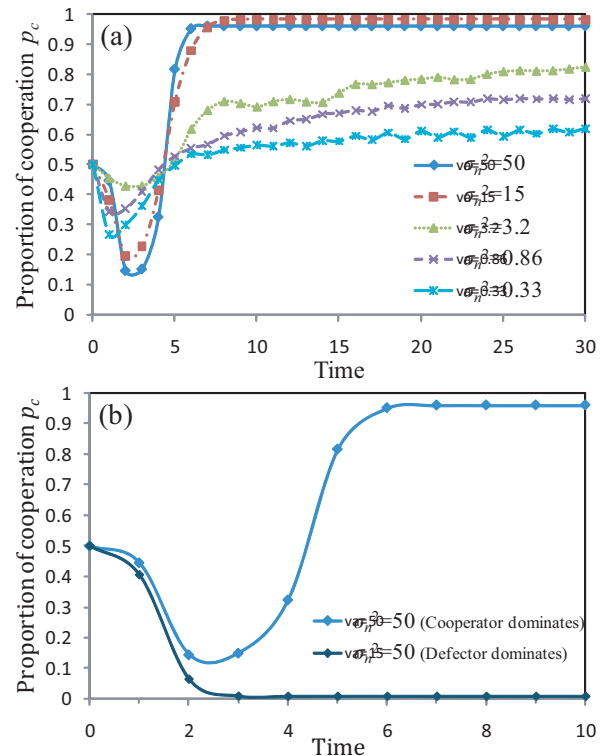
3.2 実験結果

§1 度数分散の与える影響

異なる度数分散 σ_n^2 を持つ初期ネットワークに対して、 T を変化させたときの静的ネットワークでの協力者の割合 p_c の変化を示す (図4)。

図4より、静的ネットワークでは裏切への誘惑 T を大きくした場合、どの σ_n^2 の値でも p_c は減少するが、 σ_n^2 が大きい場合と小さい場合ではその挙動が異なることがわかる。また、 σ_n^2 が大きい場合には、 T のある値を境に急激に p_c が減少するが、小さい場合の現象は緩やかであることが示されている。

次に、 T が 1.0 から 2.0 の場合を変化させた時の 26 パターンで行った 30 施行の計 780 回の協力者の割合を平均し、それをネットワークの協調の進化のしやすさの指標と考え、協力者の割合の平均を静的ネットワークと動的ネットワークで比較する (図5)。図5より静的ネットワークでは協調の進化に適した σ_n^2 が存在することがわかる。この静的ネットワークにおける最も協調が進化する σ_n^2 を σ_{nc}^2 とする。この場合、 $\sigma_{nc}^2 \sim 3$ となる。また、度数分散を大きくすると協力者の割合は減少することもわかる。これは、Fu らの知見 [Fu 07] とも一致する。一方、動的ネットワークでは協力者の割合のピークが明確ではなくなることがわかる。

図6 協力者の割合の過渡的ダイナミクス (静的, $T = 1.2$)

この理由を考察するために、協力者の割合の時間変化を調べる。Tomochi や Zimmermann らのようにこの時間変化を過渡的ダイナミクスと呼ぶことにする。図6(a)に静的ネットワークに対して異なる σ_n^2 を持つネットワークにおける $T = 1.2$ のときの過渡的ダイナミクスを、図6(b)に $\sigma_n^2 = 50$ の時の協調戦略が支配する場合と、裏切戦略が支配する場合を示す。さらに図7(a)に、 $T = 1.2$ のときの各 σ_n^2 に対して行った 30 試行 (, , , × , * , , + の記号と色で区別する) の過渡的ダイナミクスの終状態における協力者の割合の結果を示す。また、その 30 施行の平均を図7(b)に示す。

図6(a)からは、静的ネットワークでは、 σ_n^2 に依存せずすべてのネットワークにおいて、はじめの数ステップで協力者の割合 p_c が急減し、その後、 p_c が増加する様子が見える。初期のこの挙動は、Tomochi が示した戦略の維持と拡大に相当する [Tomochi 04]。一方で、 p_c が急減した後、ネットワーク全体が裏切に支配されてしまい協調戦略が維持されない場合もある (図6(b))。

また図7(a)に示されるように、 σ_n^2 が大きいと協調戦略が維持された場合、協調戦略は拡大しやすくなる。しかしながら σ_n^2 が大きくなると、協力者の割合がほぼゼロになる (協調戦略が維持されない) 回数が増えることがわかる。図5の静的ネットワークの結果は、図7(b)の結果を $T = 1.0$ から $T = 2.0$ まで足し合わせたものであり、図5の静的ネットワークにおける、 σ_n^2 による p_c のピークは、この協調戦略の維持と拡大の作用の兼ね合いにより、生じるものと考えられる。このように静的ネッ

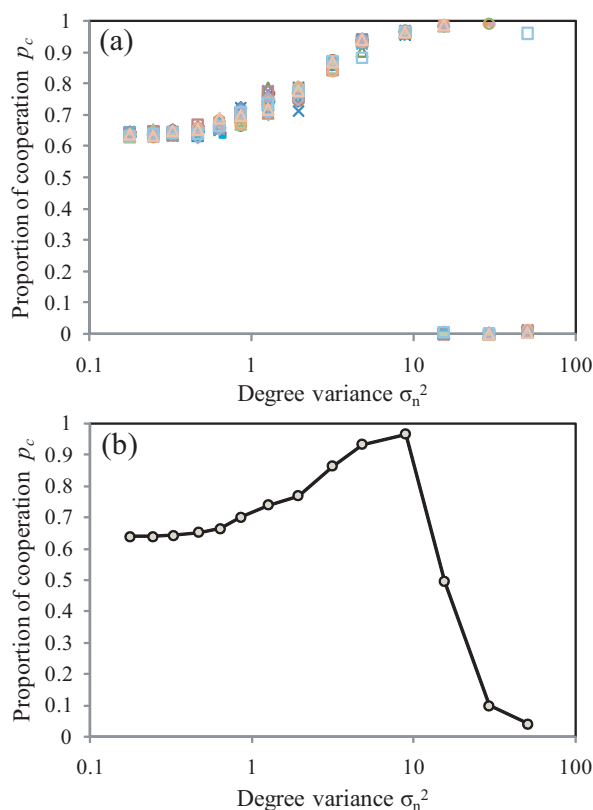


図7 各施行における協力者の割合 (静的, $T = 1.2$)

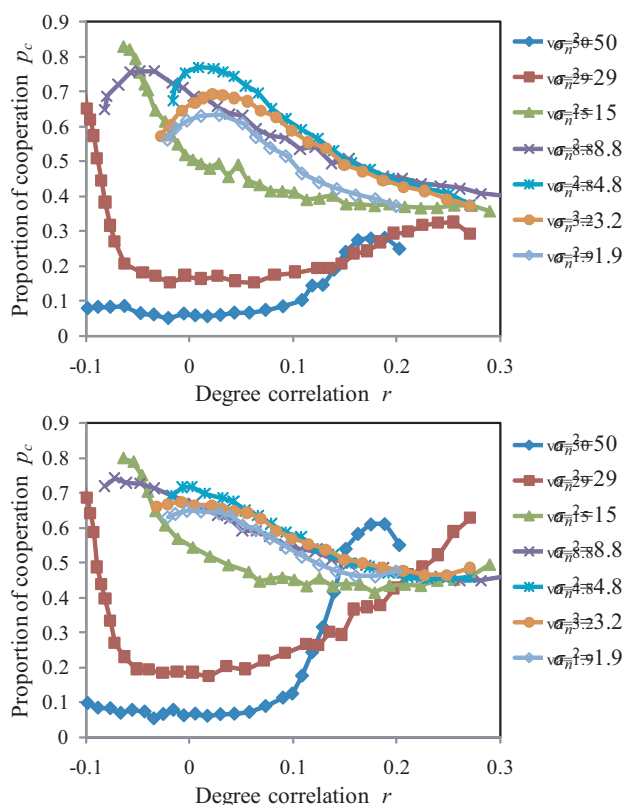


図9 度数相関と協力者の割合の関係 (上図: 静的, 下図: 動的)

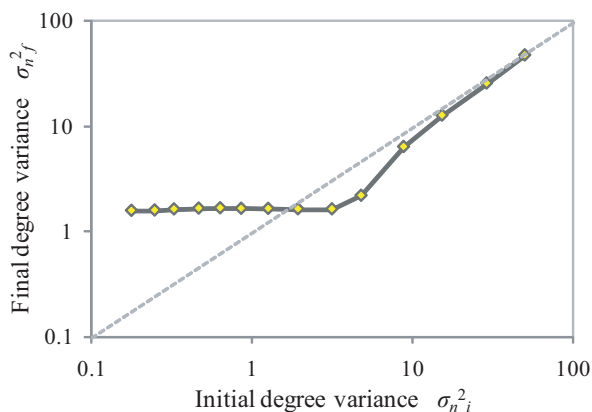


図8 終状態における度数分散 ($T = 1.8$)

トワークにおいては、協調戦略の維持と拡大という2つの要素が協調の進化を決定づけていることがわかる。

次に図5の動的ネットワークでの挙動の理由を考察する。初期状態の度数分散を σ_{ni}^2 、終状態の度数分散を σ_{nf}^2 とし、 σ_{ni}^2 と σ_{nf}^2 の関係を調べる。図8に $T = 1.8$ のときの対応関係を示す。初期ネットワークの σ_{ni}^2 が小さい場合、自然選択を表すつなぎかえを行うことで、ネットワークの σ_{nf}^2 が大きくなり、協調がより進化するようになっていくことがわかる。しかし、 σ_{ni}^2 が3の近傍 (σ_{nc}^2 に相当) では、つなぎかえによって初期状態よりも終状態の度数分散の方が小さくなっていることがわかる。1つの理由として、静的ネットワークで σ_{nc}^2 のネットワ

ークを初期構造とすると、 p_c が減少する段階におけるつなぎかえによってその構造が崩壊してしまうことが考えられる。また p_c が拡大する段階では、ネットワークの度数分散が σ_{nc}^2 よりも小さくなってしまったために、動的ネットワークの方が協調の進化が鈍くなるということが考えられる。さらにはつなぎかえによって再構築されるネットワークの度数分散は σ_{nc}^2 よりも小さいものであることが確認できる。

§2 度数相関の与える影響

次に異なる度数分散 σ_n^2 を持つネットワーク上で度数相関 r が与える影響について調べる。図9に大きい度数分散を持つ7つのネットワークにおいて、初期構造の r を変化したときの協力者の割合 p_c を示す (上図: 静的, 下図: 動的)。

図9上図より、静的ネットワークにおいて r を高くした場合、 σ_n^2 の値が大きいネットワーク ($29 \leq \sigma_n^2 \leq 51$) ではより協調が進化し、逆に σ_n^2 の値が中程度のネットワーク ($1.9 \leq \sigma_n^2 \leq 15$) では協調が抑制されることがわかる。また r を負にした場合、 σ_n^2 が大きいネットワークではより協調が進化するようになることもわかる。また図9下図より、動的ネットワークでも同様の傾向がみられるが、 r が正に高くなると、 σ_n^2 の大きいネットワークの方が σ_n^2 が中程度のネットワークよりも協調がより進化するようになるという逆転現象が見られる。

この理由を考察するために、まず中程度の σ_n^2 を持つネットワークの個々の試行に注目する。図10に $\sigma_n^2 = 3.2$,

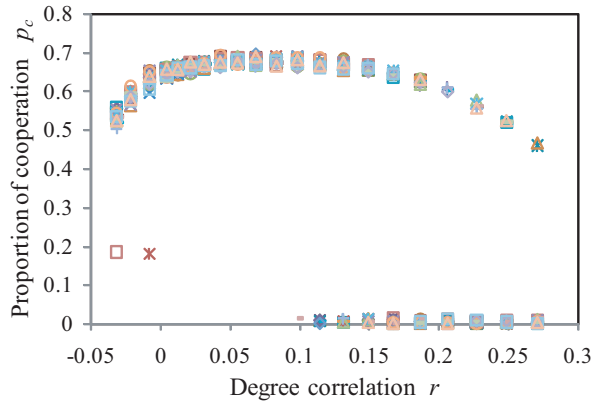


図 10 各施行における次数相関と協力者の割合の関係 ($\sigma_n^2 = 3.2$, $T = 1.6$, 静的)

$T = 1.6$, 静的ネットワークのときの各 r 毎の 30 施行 (, , \times , $*$, , $+$ の記号と色で区別する) それぞれの協力者の割合の結果を示す. 図 10 より, r が高くなると, 協調戦略が拡大しにくくなると同時に, 裏切戦略に支配される場合が増加することがわかる. 拡大しにくくなるのは r が高いと局所的な裏切戦略の集団が増えてしまうためと考えられる [Rong 07]. また協調戦略が維持されなくなるのは, 次数の高いノード同士が結合しているために, 協力のクラスターが裏切の侵略を防ぎきれない結果であると考えられる [Rong 07]. この結果は Rong らの主張 [Rong 07] と一致する.

次に σ_n^2 が大きいネットワークにおいて, ネットワークが協調戦略に支配される確率と裏切戦略に支配される確率を調べる. $0.9 \leq p_c \leq 1.0$ を協調戦略に支配される確率, $0.0 \leq p_c \leq 0.1$ を裏切戦略に支配される確率, また $0.1 < p_c < 0.9$ を戦略が混在している確率とする. 図 11 に $\sigma_n^2 = 29$ のネットワーク上で r を変化させた時の, それぞれの確率を示す. 図 11 より, 静的と動的ともに, r が高くなると裏切戦略に支配される回数が減少することがわかる. 特に動的ネットワークでは, r が高くなるにつれて裏切戦略に支配される確率が急減する. σ_n^2 が大きいネットワークで r が高いと, 次数の高いノードが 1 つの大きなクラスターを形成するため, σ_n^2 が中程度の時とは逆に協調戦略が維持されやすくなると考えられる. この結果は Pusch らの研究 [Pusch 08] の中での結果と類似している. 一方で, r が高くなるにつれて協調戦略に支配される確率も減少することがわかる. これは次数の高いノードがクラスターを形成する一方で, 次数の低いノードが孤立してしまうため, 協調戦略がネットワークすべてに伝播し難くなるためであると考えられる.

以上より, σ_n^2 の値によって r が協調の進化に与える影響は異なり, 既存研究 [Rong 07, Pusch 08] で異なる知見を得ていたのは, 初期構造として用いていたネットワークが異なっていたためであることが予想できる.

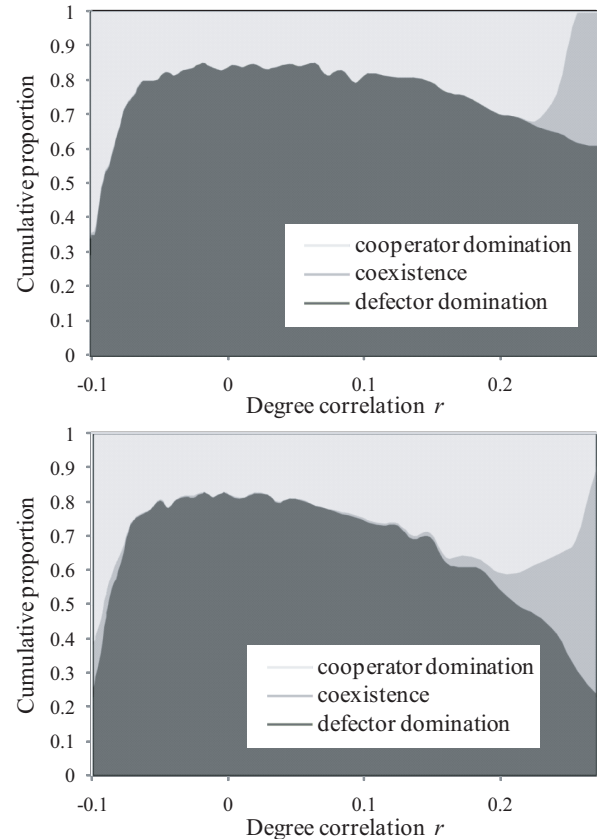


図 11 協調戦略, 裏切戦略に支配される確率 ($\sigma_n^2 = 29$, 上図: 静的, 下図: 動的)

§3 クラスター係数の与える影響

最後に異なる次数分散 σ_n^2 を持つネットワーク上でのクラスター係数 C の与える影響について調べる. 図 12 に初期構造のクラスター係数を変化させた時の協力者の割合 p_c を示す (上図: 静的, 下図: 動的). 横軸には, C をそのネットワークにおけるクラスター係数の上限 C_{max} で割ったものを示している. C_{max} とは, ある次数分布を持つネットワークに対して, 最もクラスター係数が高くなるようにリンクを張った時のクラスター係数の値であり, 通常 $C_{max} = 1$ となるが, 次数が 1 のノードが存在すると $C_{max} < 1$ となる. 図 12 より, 静的, 動的いずれの場合でも初期ネットワーク構造の C が大きければ, 協調がより進化しやすくなることがわかる. しかし静的と動的を比較すると静的ネットワークの方が, C が大きくなることによって協調がより進化しやすくなっている. これは動的ネットワークの場合, つなぎかえがランダムに行われることで, ステップが進むとクラスターが崩壊していくため, 初期構造の C の影響を十分には受けにくいためであると考えられる. また静的ネットワークにおいては, σ_n^2 が大きいネットワークの方が, C が大きくなることによる協調の進化が促進される確率が高い. これはクラスターは協調戦略の維持の段階に与える影響が大きいと考えられる. 実際に, ネットワークが裏切戦略に支配され協調戦略が維持されない確率 ($0.0 \leq p_c \leq 0.1$)

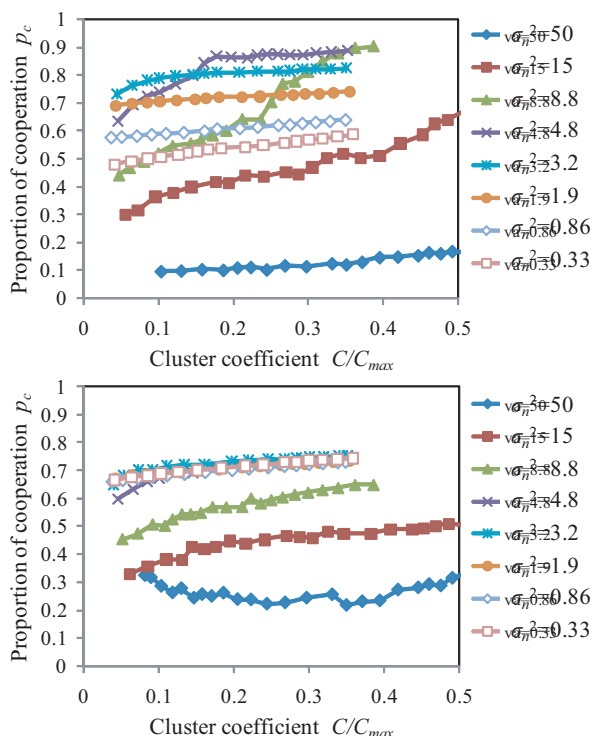


図 12 クラスター係数と協力者の割合の関係 (上図：静的，下図：動的)

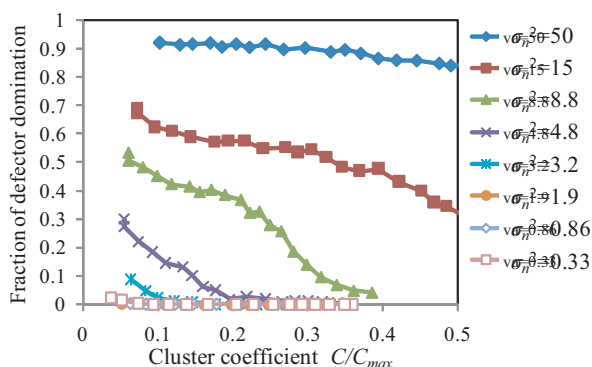


図 13 ネットワークが裏切戦略に支配される確率

を見てみると，次数分散の大きいネットワークではクラスターが協調戦略の維持に貢献をしていることがわかる (図 13)．よって，クラスター係数は協調戦略の維持への影響が協調戦略の拡大への影響に比べて大きいので，次数分散の大きいネットワークの方がクラスター係数による影響がより大きいことがわかる．一方で動的ネットワークにおいても初期構造のクラスターが，つなぎかえによる崩壊の前に協調の進化を促していることもわかる．

4. 結 言

本稿では，空間囚人のジレンマ問題において，初期ネットワーク構造に注目し，次数分散が協調の進化に与える影響，さらに異なる次数分散を持つネットワークにおい

て次数相関とクラスター係数が協調の進化に与える影響を調べた．

既存研究 [Santos 05] ではスケールフリー性を持つネットワークは協調をより進化させると考えられてきたが，本研究の結果は次数分散が大きすぎる場合には，協調の進化が抑制されることを示している．また，Zimmermannらと同様につなぎかえの操作 (自然選択) を行うことで，初期構造が変化する場合について調べた [Zimmermann 04, Eguiluz 06]．初期ネットワーク構造の次数分散が小さい場合，つなぎかえを行うことで，ネットワークの次数分散が大きくなり協調がより進化しやすくなることがわかった．ただし，一部のネットワークでは，つなぎかえによって協調の進化に適した構造が崩壊し，逆に協調の進化が抑制されることがわかった．

さらに，スケールフリーネットワークでは同質局在的なネットワークは協調の進化を抑制するという Rong らの主張 [Rong 07] は，一部の次数分散の値を持つネットワークにしか当てはまらないことがわかった．また，同質局在的なネットワークの方がより協調の進化を促進する次数分散の値が存在することを示した．これによって既存研究 [Rong 07, Pusch 08] で異なる知見を得ていた次数の高いノードが協調の進化に与える影響は，双方の主張とも正しいことが確認できた．

既存研究 [Tomochi 04, Zimmermann 04] で異なる見解を得ていた，クラスター係数が協調の進化に与える影響については，系統的な実験を行うことで，つなぎかえを行う場合でも初期構造のクラスター係数が協調の進化を強めることがわかった．

静的ネットワークと動的ネットワークでの結果を比較すると，初期ネットワークの統計的性質によって，つなぎかえを行う動的ネットワークの方が協調が進化する場合と，進化が抑制される場合があり，その影響が異なることがわかった．

初期ネットワーク構造における次数分散という統計指標の影響は，スケールフリーネットワークを扱う研究において無視できないものであり，既存研究で扱われてきたようなネットワークモデルから導かれる結果が，必ずしもスケールフリーネットワーク全般に当てはまるものではないことを示した．

今後はこのシミュレーションの結果に対して理論的な考察を加えていきたいと考えている．

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Axelrod 84] Axelrod, R.: *The evolution of Cooperation*, Basic Book (1984)
- [Eguiluz 06] Eguiluz, V., Zimmermann, M., Cela-Conde, C., and Miguel, M.: Cooperation and emergence of role differentiation in the dynamics of social networks, *American Journal of Sociology*, Vol. 110, pp. 977–1008 (2006)
- [Fu 07] Fu, F., Liu, L. H., and Wang, L.: Evolutionary Prisoner's Dilemma on heterogeneous Newman-Watts small-world network, *European Physical Journal B*, Vol. 56, pp. 367–372 (2007)

- [Newman 03a] Newman, M.: Ego-centered networks and the ripple effect, *Social Networks*, Vol. 25, pp. 83–95 (2003)
- [Newman 03b] Newman, M.: Mixing patterns in network, *Physical Review E*, Vol. 67, No. 026126 (2003)
- [Newman 03c] Newman, M.: The structure and function of complex networks, *SIAM Review*, Vol. 45, pp. 167–256 (2003)
- [Nowak 92] Nowak, M. and May, R.: Evolutionary games and spatial chaos, *Nature*, Vol. 359, pp. 826–829 (1992)
- [Pusch 08] Pusch, A., Weber, S., and Porto, M.: Impact of topology on the dynamical organization of cooperation in the prisoner's dilemma game, *Physical Review E*, Vol. 77, No. 036120 (2008)
- [Rong 07] Rong, Z., Li, X., and Wang, X.: Roles of mixing patterns in cooperation on a scale-free networked game, *Physical Review E*, Vol. 76, No. 027101 (2007)
- [Santos 05] Santos, F. and Pacheco, J.: Scale-Free Networks Provide a Unifying Framework for the Emergence of Cooperation, *Physical Review Letter*, Vol. 95, No. 098104 (2005)
- [Tomochi 04] Tomochi, M.: Defector's niches: prisoner's dilemma game on disordered networks, *Social Networks*, Vol. 26, No. 309321 (2004)
- [Watts 98] Watts, D. and Strogatz, S.: Collective dynamics of 'small world' networks, *Nature*, Vol. 393, pp. 440–442 (1998)
- [Xulvi-Brunet 04] Xulvi-Brunet, R. and Sokolov, I.: Reshuffling scale-free networks: From random to assortative, *Physical Review E*, Vol. 70, No. 066102 (2004)
- [Zimmermann 04] Zimmermann, M., Eguiluz, V., and Miguel, M.: Coevolution of dynamical states and interactions in dynamic networks, *Physical Review E*, Vol. 69, No. 065102 (2004)

〔担当委員：栗原 聡〕

2008 年 11 月 10 日 受理

著 者 紹 介



塚本 鋭 (学生会員)

2008 年東京大学工学部システム創成学科知能社会システムコース卒業。同年、同大学大学院工学系研究科システム創成学専攻修士課程進学。複雑ネットワーク上でのゲーム、複雑系の研究に従事。



内田 誠

東京大学大学院工学系研究科博士課程。2006 年東京大学工学系研究科環境海洋工学専攻修士課程修了。修士 (工学)。同年東京大学人工物工学研究センター学術研究支援員を経て、同年 10 月より現所属。複雑系シミュレーション、複雑ネットワークの構造およびダイナミクスの分析・可視化に関する研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会、日本機械学会会員。



白山 晋 (正会員)

1982 年京都大学工学部航空工学科卒業。1987 年東京大学大学院工学系航空学専攻博士課程修了。(株) 計算流体力学研究所、(株) ソフテックなどを経て、1999 年東京大学大学院工学系研究科環境海洋工学専攻助教授。2002 年、同大学人工物工学研究センター助教授。2007 年同准教授、現在に至る。工学博士。主として、複雑ネットワーク分析、可視化情報、知的可視化に関する研究に従事。