

社会平均利得を考慮した Pairwise-Fermi 戦略更新を適用した Public Goods Game におけるネットワーク互恵

志垣圭蔵¹, 谷本潤², Zhen Wang^{3,4}, 萩島理², 池谷直樹²

¹九州大学大学院 総合理工学府 環境エネルギー工学専攻

²九州大学大学院 総合理工学府 環境共生工学部門

³Department of Physics, Hong Kong Baptist University, Kowloon Tong, Hong Kong

⁴Center for Nonlinear Studies and the Beijing - Hong Kong - Singapore Joint Center for Nonlinear and Complex systems (Hong Kong), Hong Kong Baptist University, Kowloon Tong, Hong Kong

概要

人間社会システムにおける協調創発機構を解明する試みとしての空間型多人数囚人ジレンマゲームにおいて、隣人の戦略をコピーする際に社会平均利得を考慮する新たな PW-Fermi を提案した。この更新方法では、隣人と同戦略の社会平均利得と自己利得を比較する。このモデルの現実への比喩としては、人々はローカルな情報でなく、グローバルな情報を考慮して意思決定を行っているというところにある。その結果、通常の PW-Fermi と比べて大きな協調 enhance 効果が確認された。

A new Pairwise Fermi update rule, referring to social average payoff significantly enhances cooperation in public goods games

Keizo Shigaki¹, Jun Tanimoto¹, Zhen Wang^{2,3}, Aya Hagishima¹, Naoki Ikegaya¹

¹Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, Kyushu University

²Department of Physics, Hong Kong Baptist University, Kowloon Tong, Hong Kong

³Center for Nonlinear Studies and the Beijing - Hong Kong - Singapore Joint Center for Nonlinear and Complex systems (Hong Kong), Hong Kong Baptist University, Kowloon Tong, Hong Kong

Abstract

We propose a new pairwise Fermi updating rule by considering social average payoff when an agent copies a neighbor's strategy for spatial multi-players Prisoner's Dilemma Games. In the update rule, a focal agent compares her payoff with social average payoff of the same strategy that her pairwise opponent has. This concept might be justified by the fact that people reference to global and somehow statistical information, not local information, when imitating social behaviors. We presume several possible ways for the social average. Simulation results prove the revised procedure for strategy adaptation significantly enhances cooperation for Public Goods Game on time-constant networks.

1 諸言

進化ゲーム理論研究の大きな目的である利己的個体の相互作用の中での自己組織化は、囚人のジレンマゲームを基本としたアプローチによって多くの研究が行われている。協調を促すプロトコルについて

Nowak らは 5 つの互恵メカニズムについて論じている。就中、ネットワーク上で隣人とだけゲームを行い、隣人から戦略をコピーするネットワーク互恵に関する研究が最も盛んに行われている [1]。ネットワーク互恵では各個体がランダムに相互作用しあう状況から匿名性を減ずるメカニズムにより互いに協調

し合うことを促している．ところで最近のネットワーク互恵に関する研究としては，より一層の協調増強効果を出させるために，ネットワーク上のゲームに加えどのような付加機構を入れる必要があるかとの点に話題が集まっている．例えば，Wang & Perc [2], Perc & Wang [3], Tanimoto et al.[4]は戦略適応法としてオーソドックスな戦略適応方法である利得比較 (Pairwise-Fermi) による確率プロセスを行う際，比較する隣人をランダム選択に代わって利得に応じて確率戦略する仕組みを入れると大きな協調効果が顕れると報じている．また，Shigaki et al.[5]は戦略適応方法 Pairwise Fermi に自己利得の大きさを考慮し，戦略保持機構を導入することによって，大きな協調効果が顕れることを示した．そして，Chen et al. [6], Szolnoki et al. [7]は，Fermi 関数で決まるコピーイベントの生起確率をコピー主体エージェントの学習機構により圧縮すると協調効果が生じることを見出した．これらは，いずれも Tanimoto の説明によれば[8]，協調クラスターを形成しているエージェントたちの戦略適応速度をゲーム進行速度に比して遅くしてやることで，彼らの戦略適応，すなわち裏切り戦略へ転じる可能性を圧縮している機構であると考えられる．

ところで，通常の Pairwise-Fermi では，エージェントは隣人のうちの一人をランダムに選択し，それぞれの利得を比較して戦略適応を行う．しかしながら現実の人間社会を見てみると，人々は隣人が何をしているかといったローカルな情報でなく，グローバルな情報，例えば統計的な情報やメディアの情報などを考慮して意思決定を行っているように思える．本研究では上記を考慮したモデルを提案し，これが更なるネットワーク互恵効果をもたらすことを報告する．

2 モデル

2.1. Public Goods Game

ネットワーク上に配置されたエージェントは毎ステップ，Public Goods Game (多人数型囚人のジレンマゲーム) を行う．エージェントの戦略を 2 つの離散値とし，夫々，協調 (Cooperation, C)，裏切り (Defection, D) とする．このとき，エージェント i の主催ゲームの利得は自身の戦略に対応して

$$\pi_C^i = r \frac{n_C^i}{G_i} - 1 = r \frac{n_C^i}{k_i + 1} - 1; \text{ if } s_i = C, \quad (1-1)$$

$$\pi_D^i = r \frac{n_C^i}{G_i} = r \frac{n_C^i}{k_i + 1}; \text{ if } s_i = D, \quad (1-2)$$

このとき k_i はエージェント i の次数， n_C^i はエージェント i を含めた C 戦略の隣人数， r はゲームパラメー

タであるジレンマ弱さを表す．多人数ゲームのサイズは $G_i = k_i + 1$ である．さらにエージェント i は隣人が主催するゲームにも参加する．エージェント i の隣人のうちの一人を j とすると， j の主催するゲームにおけるエージェント i の利得は，

$$\pi_C^{i-j} = r \frac{n_C^j}{k_j + 1} - 1; \text{ if } s_i = C, \quad (2-1)$$

$$\pi_D^{i-j} = r \frac{n_C^j}{k_j + 1}; \text{ if } s_i = D, \quad (2-2)$$

したがってエージェント i の総利得は

$$\Pi_i = \pi_*^i + \sum_{j \in \{N_i\}} \pi_*^{i-j}, \quad (3)$$

ここで $\{N_i\}$ はエージェント i の隣人集合である．また，通常の Public Goods Game との比較対象として， i の有する全てのリンク毎に $G_i=2$ の Public Goods Game，すなわち囚人ジレンマゲームのサブクラスである Donor & Recipient (D&R) Game を行うケースを考える．このゲームでは，ジレンマパラメータを r とするとゲーム構造は

$$\begin{array}{cc} C & D \\ \begin{array}{c} C \\ D \end{array} \begin{pmatrix} R & S \\ T & P \end{pmatrix} = \begin{array}{c} C \\ D \end{array} \begin{pmatrix} r-1 & \frac{r}{2}-1 \\ \frac{r}{2} & 0 \end{pmatrix}, \end{array} \quad (4)$$

となり，エージェント i の総ゲーム数は k_i となる．

2.2. ネットワーク

全エージェント数 $N=4900$ ，平均次数 $\langle k \rangle=4$ ，ネットワーク構造は格子グラフ (Lattice)，BA アルゴリズム[9]による Scale-Free (SF) グラフを用いた．エージェントはこれらのネットワーク上で進化ゲームを繰り返す．

2.3. 戦略適応とその更新方法

エージェント i は自分及び隣人が主催の Public Goods Game を行い，その合計利得 Π_i を引数とする．本モデルでは，自分の利得と隣人中でランダム選択した相手 j と同じ戦略に関する社会平均利得とを比較して，その戦略 (j の戦略) をコピーするか否かを定める．そのコピー確率は Fermi 関数を適用して以下で定義する．

$$P_{i \leftarrow j} = \frac{1}{1 + \exp\left[\frac{\Pi_i - \langle \Pi \rangle}{\kappa}\right]}, \quad (5-1)$$

$$\langle \Pi \rangle = \begin{cases} \langle \Pi_C \rangle, & \text{if } s_j = C \\ \langle \Pi_D \rangle, & \text{if } s_j = D \end{cases}, \quad (5-2)$$

ここで $\langle \Pi_C \rangle$ と $\langle \Pi_D \rangle$ は協調者，裏切り者のあるサン

ルに関する社会平均利得（後述），温度係数 κ は 0.1 とした．なお，通常モデルでは， $\langle I \rangle$ に代わって I_i とする．更新方法は全エージェントが一斉に戦略更新するシンクロ更新を用いた．社会平均利得のサンプルに関しては，最もシンプルな方法として，社会全ての協調者，裏切り者を考慮する考えがある（これを基本モデルとよぶ）．が，現実社会を考えると，全世界の人々の情報を手に入れることは不可能であろう．そこで，以下の拡張モデルとして，近傍の隣人の情報を手に入れることが出来るという仮定から，第一，第二，第三近傍の隣人の平均を社会平均利得とする．

2.4. 実験方法

あるジレンマパラメータ r のゲーム構造において，アンサンブル平均 100 回を採って，解析対象とする．各エピソードでは初期に協調率 0.5 でランダムに C, D エージェントを配置する．各試行は，戦略値と利得の平均の摂動が十分小さくなり擬似均衡と見なせるまで続ける．摂動が大きく均衡に達さなかった場合は，上限である 10000 時間ステップの最終 100 ステップの平均データを算出する．

3 結果

3.1. Fundamental case

図 1 の上図は $k=4$ の Lattice で横軸をグループサイズ G で正規化したジレンマ弱さの協調率を示している． $G=2, 5$ のどちらのゲームにおいても，提案モデルは通常モデルと比較して高い協調効果を示していることが確認できる．

この協調効果の理由は以下が考えられる．提案モデルでは自己利得と相手戦略の社会平均利得を比較するため，それぞれの平均利得次第で C 戦略と D 戦略で更新速度に大きな差が出てくる．C エージェントがクラスターを形成する場合，(5-1)式中の第 1 項が大きくなる（ 2×2 であれば R を取り合うイベントが増える）ため，C の平均利得が高くなり，C を隣人にもつ D エージェントは戦略変更しやすくなる．D エージェントがクラスターを形成する場合，(5-1)式中の第 1 項が小さくなる（ 2×2 であれば P を取り合うことになる）ため，D の平均利得が低くなり，D を隣人にもつ C エージェントは戦略変更しにくくなる．よってクラスターを形成することが C エージェントに対して常にメリットとして働くため，通常モデル（既往の Pairwise Fermi 更新）より強いジレンマ領域においても協調社会が築かれる．

BA-Scale Free network では弱いジレンマ領域の協調率は低下しているものの，強いジレンマ領域での協調率は上がっている．すなわち全員が裏切りに吸引される臨値である臨界ジレンマ強さは大きな

っている．

これらの理由は以下が考えられる．既往の Pairwise Fermi 更新の場合，自己利得と相手利得を直接的に比較するため，より次数の高いハブエージェントの戦略が全体に行き渡りやすくなる．それに対して，提案モデルでは自己利得と社会平均利得を比較するため，より多くの利得を獲得することのできるハブエージェントは戦略を変更しにくいとの特徴を有する．そのため弱ジレンマ領域では C クラスタが拡大していく際に，本来 C クラスタから広まる協調が系全体に至るのが，次数の高い D エージェントが生き残り，そこまで高い協調率に至らない．逆にジレンマが強ければ，本来，D クラスタに侵襲されて全域で裏切りとなるところが，部分的に存在する頑強な C クラスタの存在により，全員 D となる吸引相に至ることなく併存平衡が続く．

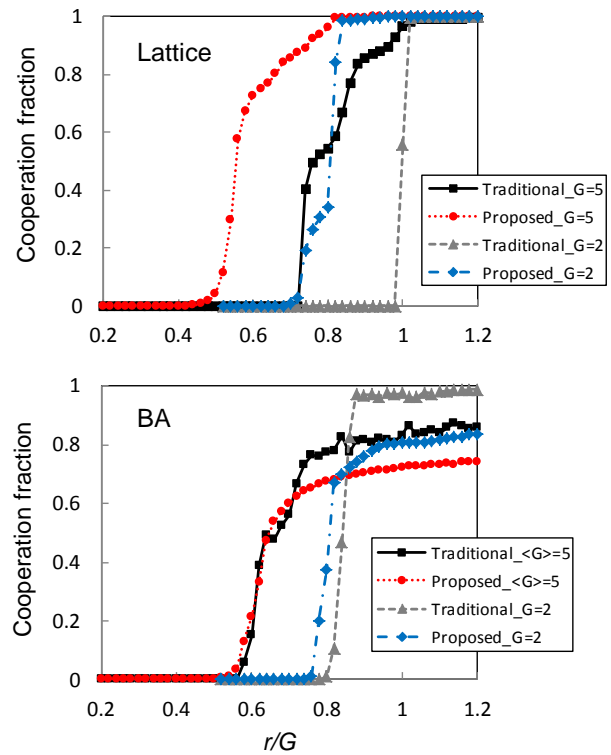


Figure 1: Averaged cooperation fraction for the traditional model and proposed model with $\langle G \rangle = 5$ and 2. Upper panel is lattice network and bottom panel is BA-Scale Free network with $\langle k \rangle = 4$.

3.2. Neighborhood case

図 2 に基本モデルと拡張モデル，すなわち社会平均の採り方による平均協調率の違いを示す．Lattice network では 2 近傍以上を考慮することで大きな協調効果が表れるのに対し，BA-Scale Free network では Lattice network ほど近傍数に感度を持たないことが

分かる。

この理由として Lattice network では、1 近傍、すなわち隣人のみを考慮することは、C と D の境界において、C エージェントであれば、貪っている D エージェントの利得が社会平均を考慮する上で大きな重みを占め、C は戦略変更しやすくなる。D エージェントであれば、貪られている C エージェントの利得が社会平均を考慮する上で大きな重みを占め、D は戦略変更しにくくなる。そのため、協調率は高い値に至らない。2 近傍以上を考慮することで境界の C と D は、C (D) クラスタを形成し高い (低い) 利得をとっている C (D) を適応範囲 (社会平均を採る範囲) に多く含むようになる。既述したように、このことは C に対して有利に働くため、協調率が大幅に上昇する。

それに対し、BA Scale Free network はトポロジーのヘテロ性ゆえ、Lattice のような規則的なクラスタが形成されることはない。つまり C クラスタを形成したとしても、D エージェントが C クラスタ内、および近傍に孤立して存在し、高い利得を上げている可能性がある。すると C クラスタと D クラスタの境界が厳密には定義できず、仮に定義できたとしても近傍範囲を広げることが、C クラスタ内で高い協調率により高利得を得ている C を参照することには繋がらない。したがって第 1 近傍のエージェントの平均利得と第 2 近傍のエージェントの平均利得の間に大きな差が生まれず、そのため協調率は近傍数にほぼ依存しないと考えられる。

4 結語

現実社会における人間の振る舞いを考慮して、空間構造をもつ多数型囚人のジレンマゲームに適用する新たな戦略更新方法を提案した。すなわち、ランダムに選択した隣人が有する戦略と同戦略エージェントのあるサンプルで見た社会平均利得と自己利得とを比較する改良型の PW-Fermi 更新である。

シミュレーション結果により、提案の適応方法は従来の PW-Fermi 更新よりも大きな協調効果を示し、特にホモネットワークで顕著に表れた。

ヘテロネットワークでは、弱ジレンマ領域でこそ協調率が低下したものの、強ジレンマ領域での協調率が上昇した。すなわち全員が D になる臨界ジレンマ強さが大きくなることを確認した。

社会平均のサンプルとして、全社会平均をとる考え方に加え、現実社会との対応からよりもっともらしい、近傍エージェントをサンプルとする拡張モデルを検討した。これは、自分と地理的に近いエージェントの情報は容易に知りえるとの前提に依拠する。ホモグラフでは 2 近傍以上を考慮することで大きな

enhance 効果を示した。

謝辞

本研究の一部は科研費・萌芽研究 (#23651156)、中山隼雄科学技術文化財団による記して謝意を表す。

参考文献

- [1] Nowak, M.A., *Science* 314 (2006) 1560–1563.
- [2] Wang, Z., Perc, M., *PRE* 82 (2010) 021115.
- [3] Perc, M., Wang, Z., *PLoS one* 5(12) (2010) e15117.
- [4] Tanimoto, J., Nakata, M., Hagishima, A., Ikegaya, N., *Physica A* (2011).
- [5] Shigaki, K., Tanimoto, J., Zhen, W., Kokubo, S., Hagishima, A., Ikegaya, N., *PRE* 86, (2012) 031141.
- [6] Chen, X., Fu, F., Wang, L., *Modern Physics C* 19 (9), (2008) 1377-1387.
- [7] Szolnoki, A., Szabo, G., *Europhys. Lett.* 77 (2007) 30004.
- [8] Tanimoto, J., *Sociobiology* 58 (2), (2011) 315-325.
- [9] Barabasi, A., Albert, R., *Science* 286 (1999) 509.

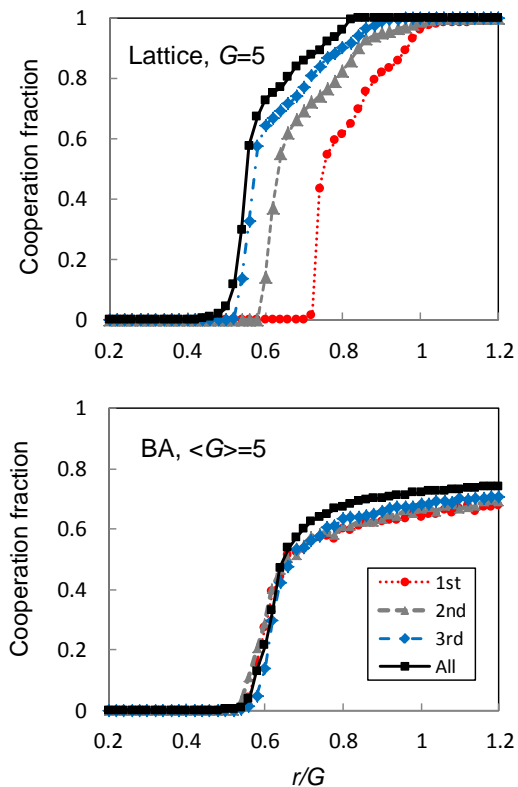


Figure 2: Averaged cooperation fraction for the neighborhood case with $\langle G \rangle = 5$. Upper panel is lattice network and bottom panel is BA-Scale Free network with $\langle k \rangle = 4$.