囚人のジレンマゲームにおけるゲーム対戦隣人と 戦略適応隣人の分離による協調創発機構の解明

小笠原崇¹, 谷本潤², 福田枝里子¹, 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 総合理工学研究院 エネルギー環境共生工学部門

概要

本論では、ネットワーク上の空間型 2×2 囚人のジレンマゲームにおいて、隣人とゲーム対戦する範囲および隣人の戦略をコピーする範囲をそれぞれ独立させる枠組みを考える。どちらか一方の範囲を固定し、他方の範囲を拡大させることで、ネットワーク互恵にいかなる影響を付与するかを系統的に究明した。その結果、条件によって大きな協調創発効果があることが明らかとなった。また、協調創発機構を協調クラスターの時間発展に関連させて詳細に論じた。

A study on how gaming neighborhood and strategy adaptation neighborhood independently affect on network reciprocity in spatial prisoner's dilemma games.

Takashi Ogasawara¹, Jun Tanimoto¹, Eriko Fukuda¹, Aya Hagishima¹, Naoki Ikegaya¹ Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, Kyushu University

Abstract

By a series of systematic simulations, we elucidated how gaming neighborhood and strategy adaptation neighborhood independently affect on network reciprocity in spatial prisoner's dilemma games. Presuming an appropriate range of either gaming or strategy adaptation neighborhood vis-à-vis the conventional setting of consisting those two, we can observe enhanced cooperation than usual network reciprocity previously reported. With insight discussion based on our simulation result, we explored why those enhancements come about, which can be summarized that varying the neighborhood ranges influences on how cooperative clusters are successfully formed in the early stage of each of the evolutionary process.

1 緒言

自然界に見られる協調行動の創発と維持を理解す るため進化ゲーム理論が適用される. とりわけ, 囚 人のジレンマゲーム(Prisoner's Dilemma Game:以下 PD) は現実の相互的作用を比喩するモデルとして理 論的、実験的観点から注目されてきた。1992年の空 間型囚人のジレンマゲーム (Spatial Prisoner's Dilemma Game:以下 SPD) をはじめ[1], これまで SPD に関係するネットワーク互恵について,数多くの研 究が行われている. PD では 2 人のエージェントが協 調 (Cooperation:以下 C) か裏切り (Defection:以下 D) を戦略として持ち、ネットワーク上の隣人全てとゲ ーム対戦を行う. その後, 隣人の中からあるルール に従ってコピー相手となり得る隣人を選択し、相手 の戦略をコピーするか否かの戦略適応を行う. 多く の先行研究ではゲーム対戦と戦略適応する隣人の範 囲を第1近傍であると仮定されているが、現実には 第1近傍以外の隣人とゲーム対戦することや戦略適

応することは十分にあり得る. ゲーム対戦と戦略適 応の範囲を独立させることがネットワーク互恵にど のような影響をもたらすのかを検討した先行研究 [2-4]の多くは、ゲーム対戦と戦略適応の範囲が一致 していることが協調行動が促進される上で重要であ ると結論付けている. それに対し, Xia ら[5]は, 戦 略適応範囲を第1近傍から拡大していくことによっ て、大きなネットワーク互恵が現れる、すなわち、 両範囲が一致していない事によって, より協調行動 が促進されると報告している. しかし, その協調創 発機構の詳細については論究がない.一方,著者ら の研究グループでは、ネットワーク互恵の本質が、 各エージェントが初期状態においてランダムに配置 され、ゲーム対戦と戦略適応を繰り返しながら、C エージェントの形成されるクラスター (C クラスタ ー)がどのように拡大するかが重要であるというこ とを指摘している[6,7]. C クラスターが初期に高い 利得を得た D エージェントに侵襲され、協調率が低

下する期間と、その期間で生き残った C クラスターとの境界に存在する D エージェントが C 戦略をコピーすることで協調が拡大する期間に分けて論じている.これによって、[6,7]ではネットワーク互恵の本質が理解可能であることが明らかにされている.本論では、[5]の枠組みを踏襲し、ゲーム範囲と戦略適応範囲を独立させ、どちらか一方の範囲を固定し、もう一方の範囲を拡大させる.これがネットワーク互恵に及ぼす影響を系統的に検討し、協調創発機構を C クラスターの統計量および時系列を解析することにより明らかにする.

2 モデル

2.1 2×2 ゲーム

ネットワーク上に配置されたエージェントの 2 人 2 戦略(2×2)ゲームを考える。各エージェントは C もしくは D 戦略のどちらかを持ち, 2×2 ゲームの利 得構造は P (Punishment),R (Reward),S (Saint),T (Temptation)と定義され,これらの利得を獲得する自他の手組みはそれぞれ D-D,C-C,C-D,D-C で表される。Tanimoto および Sagara[8]に倣い, $D_g=T-R$, $D_r=P-S$ を再定義し, D_g を Chicken(CH)型のジレンマ, D_r を Stag-Hunt(SH)型のジレンマと呼ぶ。これらの値が大きい程,ジレンマが強いゲームである。ここで,R=1,P=0 とすると,ゲーム構造は,

$$\begin{pmatrix}
C & D & C & D \\
C & \begin{pmatrix} R & S \\ T & P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C & 1 & -D_r \\ D & (1+D_g & 0) \end{pmatrix}, \tag{1}$$

本論では, $D_g \in [0,1]$, $D_r = 0$ のPDとCHの境界ゲームを考察対象とする.

2.2 ネットワーク

エージェント数 N=10000, ネットワークには 2 次元正方格子を採用する. エージェントは隣人とゲーム対戦するが,この隣人をゲーム対戦降人(Interaction Neighbor:以下 IN)と呼ぶ. 隣人全員とゲーム対戦し獲得した合計利得を保持して,後述するルールに従って隣人の戦略をコピーする.この隣人を戦略適応隣人(Learning Neighbor:以下 LN)と呼ぶ. (1)IN を 4 に固定し,LN を 4 から 8,16,24,32,48 に拡大,(2)LN を 4 に固定し,IN を 4 から 8,16,24,32,48 に拡大する合計 12 パターンについてシミュレーションを行う. 本論では,IN と LN が 4 で一致するゲースを Default 型,IN を 4 に固定してLN を 8 に拡大したケースを LN 拡大型,IN を 8 に拡大して LN を 4 に固定したケースを IN 拡大型と呼ぶ.

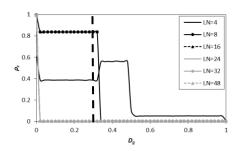
2.3 戦略適応とその更新方法

各エージェントは全 IN とゲームを行い、利得を得る. 自身を含め LN 全員の中で最大利得を持つ戦略をコピーする. 戦略の更新方法は、ある時間ステップにおいてエージェントがゲーム対戦後、1 人だけ戦略適応を行うアシンクロ更新を用いる.

2.4 実験方法

境界ゲームにおいて, D_s が 0 から 1 (D_r =0) についてシミュレーションを行い,100 試行の平均協調率を結果とする.各試行では初期協調率 0.5 でランダムに C, D エージェントを配置する.ゲーム対戦および戦略適応は,協調率の摂動が十分小さくな

(a)



(b)

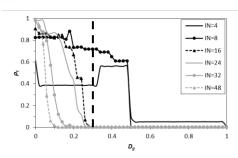


図 1. CH 型のジレンマ強さ D_g に対する均衡協調率 ρ_c の 100 試行平均. (a)IN を 4 に固定, LN を 4 から 8, 16, 24, 32, 48 に拡大, (b)LN を 4 に固定, IN を 4 から 8, 16, 24, 32, 48 に拡大.

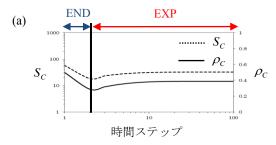
り擬似均衡と見なせるまで続けられる. 摂動し続ける場合は, 10000 時間ステップを上限とし, 最終の100時間ステップの平均を結果とする.

3 結果および考察

図 1(a)は(1)IN 固定,LN 拡大の D_g に対する協調率 ρ_C の結果を示している.LN 拡大型である場合, D_g ≤ 0.32 でのみ,Default 型と比較して大きな協調創発効果が現れた.

図 1(b)に(2)LN 固定, IN 拡大の D_g に対する協調率 ρ_c の結果を示す。図 1(a)の結果と比べ、IN 拡大は あらゆる ρ_c において、IN をある程度大きく拡大した場合でも(IN が 16 以上), $D_g \le 0.1$ で $\rho_c = 0$ とならない。ただし、IN を 32 や 48 のように大きく拡大 すると D_g が非常に小さい領域($D_g \le 0.04$)では協調が創発されるが, D_g がそれ以上大きくなると協調が創発されない。

次に、IN および LN の拡大による協調が創発される機構について考察する。図 2、図 3 および図 4 は D_g =0.3、 D_r =0 における Default 型,LN 拡大型および IN 拡大型の 100 試行平均の協調率と C クラスターに関する統計量(C クラスター数 N_c ,C クラスターサイズ S_c ,C クラスターサイズの標準偏差 σ_c)の時系列を示している。図 5 は各枠組みの典型的なある試行のスナップショットである。C クラスターに関する統計量を解析するにあたり 文献[9,10]に倣い,C エージェントの隣人に他の C エージェントが少なくとも一人いるとき,それを C クラスターと定義する。大きな C クラスターほどサイズに与える影響が大きくなるように, S_c は各 S_c の重みで平均される。また,文献[6,7]に倣い,初期協調率 0.5 のラン



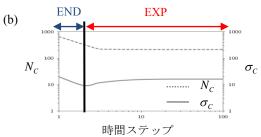
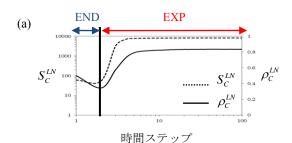


図 2. Default 型の D_s =0.3, D_r =0 における 100 試行 平均の協調率 ρ_c と C クラスターに関する統計量. (a) 協調率 ρ_c^{Def} および C クラスターサイズ S_c^{Def} , (b) C クラスター数 N_c^{Def} および C クラスターサイズの標準偏差 σ_c^{Def}



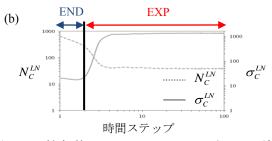
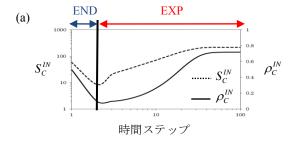


図 3. LN 拡大型の D_s =0.3, D_r =0 における 100 試行 平均の協調率 ρ_c^{LN} と C クラスターに関する統計量. (a)協調率 ρ_c^{LN} および C クラスターサイズ S_c^{LN} , (b) C クラスター数 N_c^{LN} および C クラスターサイズの標準 偏差 σ_c^{LN}

ダム配置から、初期の時間ステップで協調率が下がる期間を Enduring 期間 (END), END が終わり ρ_c が上昇する期間を Expanding 期間 (EXP) と呼ぶ.

まず、Default 型と LN 拡大型を比較する。図 2 より、Default 型の ρ_c^{Def} および S_c^{Def} は EXP に入ると、すぐに低い値で均衡してしまう。一方、図 3 を見ると LN 拡大型の ρ_c^{LN} および S_c^{LN} は EXP に入ると、大きく上昇し高い値に達していることが分かる。また、EXP では LN 拡大型の N_c^{LN} は Default 型の N_c^{Def} と比較すると小さい。

図 5(a), (b)は Default 型と LN 拡大型の典型的なある試行のスナップショットである. Default 型では, C クラスターが消滅することはないが, 拡大するこ



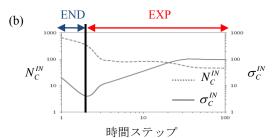


図 4. IN 拡大型の D_s =0.3, D_r =0 における 100 試行 平均の協調率 ρ_c^N と \mathbf{C} クラスターに関する統計量. (a)協調率 ρ_c^N および \mathbf{C} クラスターサイズ S_c^N , (b) \mathbf{C} クラスター数 N_c^N および \mathbf{C} クラスターサイズの標準 偏差 σ_c^N

ともない (図 5(a-2)-(a-7)). 一方, LN 拡大型では, 複数のCクラスターに挟まれたDエージェントは次 第に C 戦略をコピーし、複数の C クラスターが結合 し拡大していく (図 5(b-2)-(b-4)). 最終的に均衡時に は巨大な C クラスターへと成長し、高い均衡協調率 に至る (図 5(b-7)). 以上より, LN を拡大すること で, END に生き残ることができる N_c^{LN} は絞られ, EXP において、本来なら複数の C クラスターから T を獲 得する D エージェントが END で生き残った C クラ スターが核となり、その C クラスターの中心付近に いる利得の高いCエージェントの戦略を複数のCク ラスターの境界にいる D エージェントがコピーする ことで, C クラスターが徐々に拡大する. その後, 拡大したCクラスター同士が結合し、ごく少数の巨 大な C クラスターへ成長する. よって, 高い協調創 発効果が現れたと考えられる.

次に、Default 型と IN 拡大型を比較する. LN 拡大 型とは異なり、END 終了時の N_c^{IN} , S_c^{IN} , σ_c^{IN} の全 てが Default 型のそれらと比べて小さくなる. 図 5(c) は典型的なある試行のスナップショットである. 非 常に小さな C クラスターは END を生き残れないが (図 5(c-2)), EXP 初期の 3 時間ステップ (図 5(a-3), (b-3), (c-3)) を比較すると、生き残っている C クラ スターの数は IN 拡大型が最も少ない. ここから C クラスターが拡大する過程を見ると, IN 拡大型では Default 型と比較して大きな C クラスターへと成長し ている. ただし, 図 5(b-7)と比較して明らかなよう に、Cクラスターの間で紐状に生き残るDエージェ ントが残存してしまう (図 5(c-7)). 以上より, IN を 拡大することで、END を生き残ることのできる Cク ラスターは極めて少数の小規模クラスターだけであ ることが分かる.これは、INを拡大することが、エ ージェントあたりのゲーム数の増大につながり, エ ージェント間の利得差が大きくなる. 一般的に END では、初期ランダム配置で C エージェントは D 戦略 をコピーする. しかし, 集団サイズが十分大きけれ

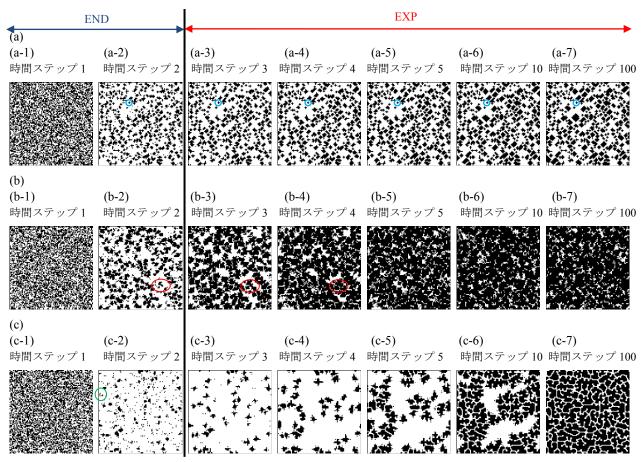


図 5. D_g =0.3, D_r =0 における(a) Default 型, (b)LN 拡大型および(c)IN 拡大型のある試行のスナップショット. 黒が C エージェント, 白が D エージェント. 時間ステップ 1 は初期状態, 2 まで END, 3 以降は EXP である.

ば、集団内に拡大可能な C クラスターが形成される. Default 型と IN 拡大型の END 終了時の協調率を見る と (図 2(a)および図 4(a)), IN 拡大時の協調率の方が 小さい. すなわち, この時点で初期に配置された C エージェントの多くは D 戦略をコピーするので、少 数の C クラスターだけが生き残ることになる. EXP に入ると, C クラスターの境界にいる D エージェン トが C 戦略をコピーしていくが、C クラスターが拡 大するための核となるCクラスターの数が少なけれ ば、複数のCクラスターからTを獲得して生き残る D エージェントの数も少なくなる. これが Default 型 に比べて大きな協調創発効果が現れた理由である. LN 拡大のように、C クラスターの間で複数の C エー ジェントから T を獲得できる D エージェントが C 戦 略をコピーすることはないので、LN 拡大型ほど高い 均衡協調率には至らない.

4 結語

IN と LN を独立させ、どちらか一方の範囲を固定し、もう一方の範囲を拡大させることで、ネットワーク互恵に及ぼす影響を系統的に検討し、協調創発機構を C クラスターの統計量および時系列を解析することで明らかにした.

LN を拡大したときは、END で形成された C クラスターが EXP で互いに結合し拡大することで協調創発効果が現れる. 対して、IN を拡大したときは、END でごく少数の小規模な C クラスターだけが生き残り、これが核になって EXP でC クラスターを拡大させて

いくことが協調創発の機構であることが分かった.

謝辞

本研究の一部は科研費萌芽研究(#25560165),ファイザーヘルス研究財団による.記して謝意を表する.

参考文献

- [1] Nowak, M.A., Science 314 1560-1563 (2006).
- [2] Ohtsuki, H., Nowak, M.A., Pacheco, J.M., *Physical Review Letters* 98 #108106 (2007).
- [3] Ohtsuki, H., Pacheco, J.M., Nowak, M.A., *Journal Theoretical Biology* 264 681-694 (2007).
- [4] Ifti, M., Killingback, T., Doebeli, M., *Biol* 231 97-106 (2004).
- [5] Xia, C., Miao, Q., Zhang, J., *Chaos, Solitons&Fractals* 51 22-30 (2013).
- [6] Shigaki, K., Tanimoto, J., Wang, Z., *Physical Review E* 86 031141 (2012).
- [7] Wang, Z., Kokubo, S., Tanimoto, J., *Physical Review E* 88 042145 (2013).
- [8] Tanimoto, J., Sagara, H., *BioSystems* 90(1) 105-114 (2007).
- [9] Langer, P., Nowak, M.A., Hauert, C., *Journal Theoretical Biology* 250 634-641 (2008).
- [10] Fu, F., Nowak, M.A., Hauert, C., *Journal Theoretical Biology* 266 358-386 (2010).