

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 10 月 14 日現在

機関番号：17102

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2013～2014

課題番号：25560165

研究課題名(和文) インフルエンザパンデミックを阻止する社会的協調行動の創発機構のモデル化と解明

研究課題名(英文) Modeling for emerging process of social cooperative behavior to prevent pandemic of influenza and its analysis

研究代表者

谷本 潤 (Tanimoto, Jun)

九州大学・総合理工学研究科(研究院)・教授

研究者番号：60227238

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,800,000円

研究成果の概要(和文)：疫学、ネットワーク科学、進化ゲーム理論を応用した学際アプローチにより人工社会に相互浸透的マルチエージェントシミュレーションモデルを構築した。これらにより、ワクチン接種の意思決定に拘わるリスク評価法の違いが最終感染者サイズに有意に影響することを明らかにした。また、感染ネットワークと意思決定のための情報が伝播するネットワークが一致している場合と一致していない場合とでは感染ダイナミクス大きな差違が顕れることを明らかにした。

研究成果の概要(英文)：This study has successfully explored how people's decision-making process with social dilemma of individual vaccination, namely whether or not to be vaccinated is influenced in a complex realistic social system, by means of the model of dynamics for epidemic spreading on a social network applied to evolutionary game theory. On underlying networks, both epidemic and information of agent's strategy are transferred, where the former is modeled by SIR and the latter is emulated as a spatial evolutionary game. Simulation results imply that both the vaccination acceptance fraction and final epidemic size are significantly affected by how strategy updating happens; namely whether he/she copying from a neighbor or imitating a social trend, and underlying network topologies. The study poses one example of how the social physics helps to understand complex phenomenon taking place in a real world.

研究分野：複雑系物理学

キーワード：パンデミック 進化ゲーム 感染ダイナミクス 複雑ネットワーク

1. 研究開始当初の背景

インフルエンザ・パンデミックは季節性の感染症で、近年の大流行は世界的な脅威となっている。日本では人口の1/4の人が感染し、医療機関を受診する患者は年間2500万人に達する。近年の流行上の特徴は、都市部への人口集中、飛行機等の交通機関により高速遠距離を大量の人が移動することがトリガーになって短期間に地球全体に蔓延して甚大な被害をもたらす点にある。

パンデミックを阻止する唯一の有効手段はワクチン予防接種により集団全てを免疫化することだが、社会コストの観点から到底現実には行い得ない。また、ウィルスの時間変異性が大きいインフルエンザの場合、予防接種により獲得される免疫が流行のウィルス類型と一致せずワクチンが有効に機能しない事態も起き得る。我が国では、予防接種法に基づく定期接種の例外を除けばインフルエンザ予防接種は保険適用外であるから、予防接種を受ける、受けないは、個人レベルで意志決定される経済性とリスクの評価に委ねられることになり、社会全体としてみたととき結果的に接種率が上がらない事態も想起し得る。

2. 研究の目的

従来、パンデミックに関する研究は疫学や公衆衛生学で扱われてきた。一方、情報科学を中心に社会ネットワークに関する解析的モデル研究の進捗が著しい。また、複雑系科学、統計物理学、数理生物学による学際サークルでは、ここ10年ほど、マルチエージェントシミュレーション技法に基づき、協調行為の自己組織化を解明する進化ゲーム理論が著しい成果を上げてきた。

以上の背景に基づき、本研究では前述3分野の既往成果を拡張的にマージした学際的枠組みをまず構築する。理論構成したモデルに基づき、人間社会ネットワーク上を伝搬するインフルエンザが大流行に至る社会物理学的な素過程を明らかにし、その詳細な力学機構を解明する。以上により、パンデミック防止の観点から実行可能で有効な社会的方策を提示するものである。

3. 研究の方法

本研究では、今日的要請を勘考して、社会総体のリスクとして蓋し最も重大であろうインフルエンザを考察対象とする。

本研究では、まず、進化ゲームと疫学モデルを連成させたマルチエージェントシミュレーションモデルを構築し、系統的数値実験を大規模に行うアプローチ法を採った。

4. 研究成果

4-1 モデル

ワクチン接種ゲーム

各エージェントがワクチン接種を行うか否かの意思決定を行う社会ネットワーク上の集団を考える。インフルエンザのような感

Table 1 Payoff matrix defined with

Strategy \ State	Healthy	Infected
Vaccination (C)	$-C_r$	-
Non-vaccination (D)	0	-1

染症は季節的かつ周期的に流行する。さらに、そのような感染症において、ワクチン接種による免疫獲得の効果は永続的なものではない。モデルのダイナミクスは毎シーズン始めのワクチン接種キャンペーンと流行期の2ステージから成るとする。

第1ステージでは、各エージェントは集団中の誰かが流行株に感染する前にワクチン接種を行うか否かの意思決定を行う。接種を行ったエージェントにはワクチン接種コスト C_v が生じる。 C_v には接種による金銭的損失や副作用等の複合的なリスクが含まれる。簡単のため、接種者はその1シーズン中において完璧な免疫を獲得すると仮定する。一方、接種を行わなかった場合、1シーズン中において感染のリスクが生じる。

第2ステージでは、ワクチン未接種者の中から初期に流行株に感染した感染者がランダムに I_0 人発生し、SIRダイナミクスに従って感染が拡大する。疾病の伝搬過程をシミュレーションするにあたり、Gillespieアルゴリズムを用いた。このモデルでは、集団 N は感受性エージェント S 、感染性エージェント I 、回復エージェント（免疫獲得エージェント） R の3つの群に分けられる。1日当たり、1人当たりの感染率を β 、1日当たり感染状態から回復する回復率を γ (すなわち平均感染日数が $1/\gamma$) とする。

典型的なネットワークとして次数4の正方格子と平均次数4のBarabási-Albert scale-free (BA-SF) ネットワークの2つを想定する。正方格子と比較してノード次数分布が冪則に従うSFネットワークでは、より低い感染率でも疾病が蔓延しやすいことが知られている。従って、両 topology による特性差を論じるため正方格子とBA-SFにおける感染リスクが等しくなるよう、インフルエンザの平均的な感染力を想定して、感受性エージェントのみからなる集団の最終感染者の割合が約9割になるような感染率 β の値をそれぞれのネットワークに対して事前に求めておく。正方格子では $\beta = 0.46 \text{ day}^{-1} \text{ person}^{-1}$ 、BA-SFネットワークでは $\beta = 0.55 \text{ day}^{-1} \text{ person}^{-1}$ とした。回復率は $\gamma = 1/3 \text{ day}^{-1}$ (すなわち平均感染日数が3日) とした。

流行期は、集団中に感染性エージェントが存在しなくなるまで続く。流行期間に感染したエージェントには感染のコスト C_i が生じる。一方、接種を行うことなく感染を免れたエージェント（フリーライダー）のコストは0である。ここで、簡単化のため、これらの利得を相対的ワクチン接種コスト $C_r = C_v / C_i$ ($0 < C_r < 1$) を定義してシミュレーションのパラメータとする。流行期終了後の各エージェントの利得は、戦略及び疾病状態の3タイプに応じてTable 1のように与えられる。

戦略適応方法

以上の2ステージを終えると、各エージェントは翌年のシーズン始めにワクチン接種を行うか否かのどちらの戦略を選択するか再度検討する。戦略適応方法は以下の通りである。あるエージェント i は自身の隣人の中からランダムにエージェント j を選ぶ。夫々の利得を π_i, π_j とすると、戦略 s_i を採っている i が j の戦略 s_j を模倣する確率 $P(s_i \leftarrow s_j)$ は、Fermi 関数によって両者の利得差 $\pi_i - \pi_j$ を pairwise 比較することで与えられる。

$$P(s_i \leftarrow s_j) = \frac{1}{1 + \exp[(\pi_i - \pi_j)/\kappa]} \quad (1)$$

は利得差に対する敏感度を意味する。本稿では κ の値を多くの先行研究で用いられている 0.1 とした。式(1)は、自身と相手の戦略が異なる場合に i が j の戦略を模倣する確率を表している。これは、別の観点から見れば、 i が j との利得差を比較したとき、自身の戦略を保持することと相手の戦略を模倣することのどちらの方が低リスクなのかを評価していると解釈することができる。さらに、式(1)は戦略模倣相手 j の利得だけを観ているため、 i は j というある個人をベースとしたリスク評価 (以下 IB-RA) を行っていると見なすことができる。

一方、戦略がもたらした結果についての情報が開示されており、かつ全エージェントがその情報を利用するものと仮定した場合 (これは予防接種をしない場合の罹患確率 (あるいは罹患を免れるフリーライド出来る確率) がメディア等を通じて開示され、皆がそれを知っている状況を想定している)、エージェントは戦略適応を行う際、模倣相手が上げた利得だけに基いたリスク評価をするのではなく、開示情報を用い模倣相手の戦略が平均的に獲得した利得に基いたリスク評価を行うだろう。以上を考慮するため、模倣確率を以下のように与える。

$$P(s_i \leftarrow s_j) = \frac{1}{1 + \exp[(\pi_i - \langle \pi_{s_j} \rangle)/\kappa]} \quad (2)$$

ここで、 $\langle \pi_{s_j} \rangle$ は i が隣人からランダムに選んだ j の戦略 s_j をとっている全エージェントの中から、あるサンプリング割合に応じてランダムに抽出されたエージェントの利得の平均値をとったものである。もし、 s_j がワクチン接種を行う (Cooperation, C) 戦略であれば、 $\langle \pi_{s_j} \rangle = -C_r$ は自明である。一方、 s_j が接種を行わない (Defection, D) 戦略であれば、 $\langle \pi_{s_j} \rangle$ は流行期終了時の感染者とフリーライダーの割合に依存して -1 から 0 の値を取る。もし、 s_j をとっている全エージェント数が少なすぎて誰もサンプリングできなかった場合には、 i は自身の隣人からランダムに選んだ j との利得差で評価する。この場合、式(1)と式(2)は同じ確率を与える。式(2)は戦略がもたらした利得ベースでのリスク

評価 (以下 SB-RA) を行っていると見なすことができる。

シミュレーション条件

初期状態において、集団中のワクチン接種者と未接種者は等しい割合で存在し、ネットワーク上でランダムに分布している (初期のワクチン接種率は、極端に高くしたり低くしたりしない限り結果に差は見られない)。各2ステージ (ワクチン接種キャンペーンと流行期) を繰り返すことによって、ワクチン接種率や感染者の割合は更新される。以下に示す均衡状態の結果は、全3000シーズンの繰り返しのうち、最後の1000シーズンを平均することによって得、夫々のデータ点は独立した100回の試行のアンサンブル平均から得た。本稿では、集団サイズ N は4900とし、SB-RAにおいて戦略 s_j をとっているエージェントをサンプリングする割合は100%とした (集団サイズが小さい場合に極端にサンプル率を低くしない限り結果に大きな差異はない)。

4-2 ワクチン接種意思決定戦略方法の違い

Fig.1は相対的ワクチン接種コスト C_r の値に対する均衡のワクチン接種率と最終感染者の割合である。全体的な傾向として、同じ接種コスト C_r に対する均衡のワクチン接種率は正方格子よりもBA-SFネットワークの方が高く、最終感染者の割合は抑えられている。これは、SFネットワークの次数の冪性 (不均一性) により、より低い感染率でも疾病が蔓延しやすいことに原因がある。疾病が蔓延しやすいければ、集団免疫状態に到達することがより困難となり、その恩恵にただ乗りすることは難しくなる。結果として、ネットワークの次数の冪性がBA-SFネットワーク上のエージェントの自主的なワクチン接種を促進することになる。

正方格子に注目すると、IB-RAと比しSB-RAの方が広い C_r の値の範囲 (およそ $C_r < 0.7$) に対して、均衡のワクチン接種率が增加する

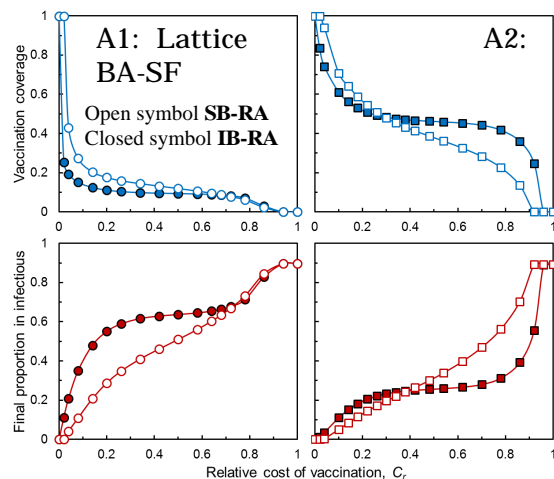


Fig.1 The vaccination coverage (upper panels) and the final proportion in infectious (lower panels) are shown as functions of the relative cost of vaccination C_r for each network.

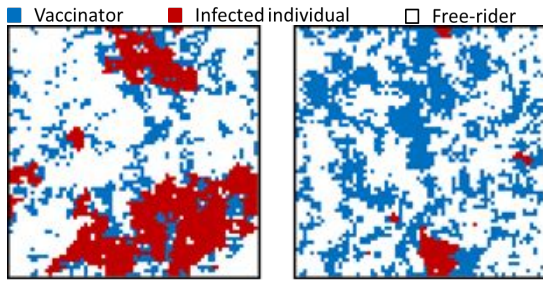


Fig.2 Snapshots of the system at equilibrium state for the value of $C_r = 0.05$ on the lattice populations utilizing the original IB-RA (left) and the proposed SB-RA (right).

ことで最終感染者の割合を抑制していることが分かる。

Fig.2 は正方格子のケースで夫々のリスク評価における $C_r = 0.05$ のときの均衡到達後のある流行期終了時のスナップショットである。これらを見ても分かるように、IB-RA よりも SB-RA の方がより大きなワクチン接種者のクラスターを形成し得、これにより感染の拡大を抑制していることが分かる。従って、戦略ベースでのリスク評価を行うことは、感染症の拡大を抑制するという点に関して、広い C_r の値の範囲で顕著な効果を持つ。一方、 C_r が大きくなると、リスクの評価方法の違いによる結果の差はほとんど見られなくなる (Fig.1(A1))。

以上の理由は定性的には以下のように説明される。

正方格子上では相対的に感染症が蔓延しにくいいため、他のネットワーク (本稿の場合 BA-SF ネットワーク) と比較すると、 C_r が小さくとも各エージェントは自主的なワクチン接種を行わず、最終感染者の割合も比較的高い傾向にある。すなわち、集団中にはフリーライダーよりも感染者の方が多いため、C 戦略の i は自身の戦略を保持し易くなる。なぜなら、 j がフリーライダーの場合、IB-RA ならば i が j の利得を上回ることにはないが、SB-RA ならば $\langle s_{ij} \rangle$ と自身の利得を比較するため、 i は自身の戦略を保持する可能性が高くなるからである。また、 j が感染者の場合においても、 C_r が小～中ならば $-C_r > \langle s_{ij} \rangle$ が満たされるので、SB-RA において C 戦略の i が j の D 戦略を模倣する可能性は低い (IB-RA ならば C 戦略の i が感染者たる j の D 戦略を模倣することはあり得ない)。一方、 C_r が大きくなると、ワクチン接種率の低下と共に最終感染者の割合が増加するため、 $-C_r < \langle s_{ij} \rangle$ となる。よって、上記したような接種者が自身の戦略を保持しやすくなるような効果は期待できなくなる。しかし、 C_r が大きくなると、D 戦略のエージェントの大多数が感染者になるため、D 戦略から C 戦略へ戦略変更するか否かのイベントの大多数が、感染者が自身の利得と接種者の戦略がもたらした平均利得との比較を行うことになる。C 戦略の平均利得 $-C_r$ が感染者の利得を下回ることにはないので、D C 戦略に変更するか否

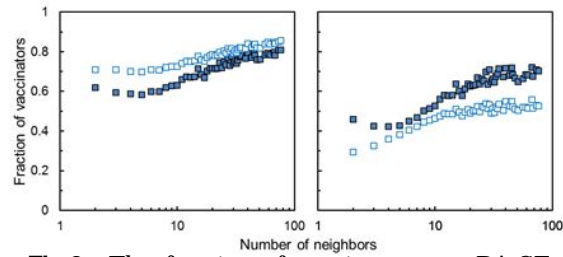


Fig.3 The fraction of vaccinators on BA-SF networks, as a function of the number of neighbor (degree). Open squares correspond to the case of SB-RA. Filled squares correspond to the case of IB-RA. Left panel: $C_r = 0.1$ (A), Right panel: $C_r = 0.6$ (B).

かにおいて、SB-RA と IB-RA に大きな差は生じない。逆に言えば、SB-RA は IB-RA と同程度に感染症が蔓延してしまう。

ヘテログラフである BA-SF ではどうだろうか？

正方格子上での結果と異なり、SB-RA は低コスト時には IB-SR との大差はないが、 C_r の過半の範囲 (およそ $C_r > 0.4$) で IB-SR よりも均衡のワクチン接種率が低く、最終感染者の割合が高くなっている (Fig.3 (A2), (B2))。

Fig.3 は、夫々のリスク評価における $C_r = 0.1$ と 0.6 のときの次数別のワクチン接種率である。これらを見ると、リスク評価方法に依存せず、感染のリスクが高い高次数者 (いわゆるハブ) ほど自主的なワクチン接種を行い、低次数者ほどハブの免疫の恩恵にただ乗りしていることが分かる。戦略ベースでリスク評価を行うこと (SB-RA) は、感染症の蔓延を抑制するという点に関して、 C_r が小さい範囲では若干効果があるが、 C_r がある程度以上大きくなるとむしろ逆効果であると言える。理由は以下のように説明される。

$C_r = 0.1$ (接種コスト低) の場合、均衡時、集団の 70%程度が接種し、5%程度が感染しており (Fig.3 (A2), (B2))、D 戦略がもたらす平均利得は $\langle s_{ij} \rangle = -0.17$ である。従って、C 戦略よりも D 戦略の方が低い平均利得となるため、結果として C 戦略のエージェントは自身の戦略を保持し易くなる。また、D 戦略のエージェントは自身の利得 (0 または -1) を用いて、C 戦略がもたらした平均利得 ($-C_r$) と比較を行うため、IB-RA と SB-RA による模倣確率に差は生じない。

Fig.3 左パネル (夫々のリスク評価における $C_r = 0.1$ のときの次数別のワクチン接種率) を見ると、SB-RA の方があらゆる次数においてワクチン接種率が高く、特に差異は低次数ほど顕著である。上記したように、SB-RA は IB-RA に比して C 戦略が保持され易くなる影響だけを付与するので、もともと自主的にワクチン接種を行う傾向があるハブのワクチン接種率を顕著に高めることはできない。しかし、ハブの若干のワクチン接種率の増加であっても、ハブを隣人に持つ D 戦略の低次数者を C 戦略に誘導する。よって、Fig.5 左パネルのような結果が得られたと考えられ

る。また、次数に不均一性のある SF ネットワーク上では、スーパースプレッターとなり得るハブの存在により、疾病が蔓延し易いことが知られている。よって、高次数者の接種率を上げられなければ、最終的な感染者割合を効果的に抑制することはできない。

以上より、 C_r が小さい範囲では、ハブがより C 戦略を保持し易くなったことで、低次数者はワクチン接種を行う (D C 戦略) か、自身の戦略を保持する (C C 戦略) 頻度が高くなり、若干ワクチン接種率が高くなったものの、戦略ベースでのリスク評価は、高次数者の意思決定に大した影響を与えないため、最終的な感染者の割合を大きく抑制する効果は期待できないと言える。

一方、 $C_r = 0.6$ (接種コスト中～高) の場合、D 戦略がもたらす平均利得は $\langle s_j \rangle = 0.57$ である。 $C_r = 0.1$ の場合とは反対に、C 戦略よりも D 戦略の方が高い平均利得のため、結果として C 戦略のエージェントは自身の戦略を保持し難くなる。但し、D 戦略のエージェントが戦略変更を行う確率については、IB-RA と SB-RA による差はない。

Fig. 3 右パネル (夫々のリスク評価における $C_r = 0.6$ のときの次数別のワクチン接種率) を見ると、IB-RA と比較して SB-RA ではあらゆる次数について接種率が低くなっているが、特に差異は高次数ほど顕著である。また、SB-RA では次数が小さいほど接種率も低い。IB-RA では最低次数である $k = 2$ よりも $k = 3, 4, 5$ を持つエージェントの方が接種率は低い。これは以下による。そもそも最低次数 $k = 2$ のノード数は多いため、ハブと繋がっているエージェントの絶対数も多くなる。このため、 $k = 2$ のエージェントの意思決定はハブに影響され易くなる。ハブの接種率が高ければ、 $k = 2$ のエージェントらは免疫状態にあるハブの防疫にただ乗りできるが、IB-RA では C 戦略ハブの影響がただ乗りへの誘惑を凌駕するため、接種率は $k = 3,$

4, 5 を持つエージェントよりも $k = 2$ の方が若干高くなる。

一方、SB-RA では、上記したように C_r が大きくなると接種を行うインセンティブは低下することが大きく影響する。一般に SF ネットワークでは低次数を持つエージェントが大多数を占めており、高次数を持つエージェントは少ない。よって、ある高次数を持つエージェントのうち一人でも D 戦略を選べば、それはその次数におけるワクチン接種率の大幅な減少を招く。高次数者の接種率の低下により、ハブに繋がる低次数者はワクチン接種を行わない (C D 戦略) か、自身の戦略を保持する (D D 戦略) 頻度が高くなる。また、再言するが、C 戦略よりも D 戦略の方が平均利得は高い。よって、低次数者は D 戦略へと誘導され、Fig. 5 右パネルのような結果が得られたと考えられる。

以上より、 C_r が中から大では、戦略ベースでのリスク評価は、各エージェントの接種を行う C 戦略を保持しにくくさせ、それによってワクチン接種率が低下し、最終的な感染者の割合が高くなったと言える。

4-3 基盤ネットワークの違い

詳細は学会発表 (6) および (10) 参照のこと。

4-4 まとめ

本稿では進化ゲームとネットワーク上の感染ダイナミクスを連成させたワクチン接種ジレンマゲームの枠組みについて解説し、数値実験から得られたいくつかの結果を示した。

前半では、ワクチン接種の意思決定に拘わるリスク評価法の違いが最終感染者サイズに及ぼす影響を見た。隣人の情報を参照すべきか、メディア等により提供される社会全体の動向を参照すべきかは、接種コスト、基盤ネットワークにより異なった。このことから、集団が感染封じ込めにとってより望ましいリスク評価を行うためには、各エージェントが、自身の置かれているネットワークの構

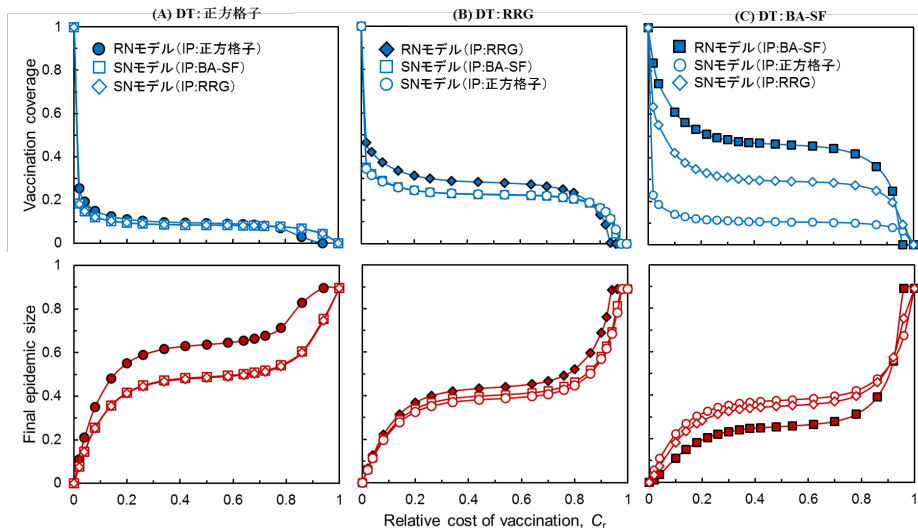


Fig.4 The vaccination coverage (upper panels) and the final proportion in infectious (lower panels) are shown as functions of the relative cost of vaccination C_r ; a DT network is assumed with (A) lattice, (b) RRG and (C) BA-SF.

造を認識するか、もしくは行政機関が地域ごとのネットワーク構造を認識した上で、社会全体の感染症の情報を公開すべきかどうかを判断しなければならないとの示唆が得られる。接種コストが小さい場合には、ネットワーク構造に関わらず社会動向を参照するリスク評価方法の方が、ワクチン接種率を増加させ、最終感染者の割合を減少させることが出来た。つまり、社会の成員がメディアを通じた接種呼びかけに従順だとするなら、何らかの方法で接種コストを下げる事が出来れば、社会ネットワーク構造に関係なく、感染を抑制する効果が期待できる。このことは、例えば、ワクチン接種に対する適切な額の公的補助の根拠を示唆するものと言える。

後半では、感染ネットワークと意思決定のための情報が伝搬するネットワークが一致している場合と一致していない場合について考察した。人の移動が非活発で遠距離移動もない感染ネットワーク（これは如何にも前近代状況を想起するが、それだけでなく、感染症の蔓延により成員各自が無駄な外出や対外接触を控えている状況を模倣しているとも言えるだろう）にあつては、隣近所の接種する／しないの行動を模倣するのではなく、通信機器を通じてもたらされる遠方にいる知人からの情報に基づいて意思決定する方が効果的に感染症を封じ込めることが示唆された。翻って、感染ネットワークが遠方へのリンクがあるヘテロな topology であるケースには、接種の意思決定を地理上の隣近所の行動を模倣することは逆効果で、情報伝搬ネットワークも感染ネットワークに一致させる方がマシだと云うことが示唆された。このことから、感染症の伝搬による被害を低減させる観点から、望ましい意思決定を行うには、各成員が自身の置かれている感染ネットワークの構造を正しく認識し、それに応じてどのネットワークに属する隣人の戦略を模倣すべきなのかを選択しなければならないと言えるだろう。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計6件)

- (1) Fukuda,E., Kokubo,S., Tanimoto,J., Wang,Z., Hagishima,A., Ikegaya,N.; Risk assessment for infectious disease and its impact on voluntary vaccination behavior in social networks, *Chaos, Solitons & Fractals* 68, 1-9, 2014.
- (2) Tanimoto,J.; Assortative and disassortative priorities for game interaction and strategy adaptation significantly bolster network reciprocity in the prisoner's dilemma, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, P05003, 2014.
- (3) Miyaji,K., Tanimoto,J., Hagishima,A., Ikegaya,N.; Influence of stochastic perturbation of both action updating and strategy updating in mixed-strategy 2 times 2 games on evolution of cooperation, *Physical Review E* 88, 062149, 2013.
- (4) Tanimoto,J.; Simultaneously selecting appropriate partners for gaming and strategy adaptation to enhance network reciprocity in the prisoner's dilemma, *Physical Review E* 89, 012106, 2014.1.
- (5) Tanimoto,J.; Dynamics of spatial traveler's dilemma games, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and*

Experiment, P11010, 2014.

- (6) Tanimoto,J.; Impact of deterministic and stochastic updates on network reciprocity in prisoner's dilemma game, *Physical Review E* 90, 022105, 2014.8.
- 〔学会発表〕(計11件)
- (1) 小笠原崇, 谷本潤, 福田枝里子, 萩島理, 池谷直樹; エージェントの行動エラーが空間型囚人のジレンマゲームにおける協調進化に与える影響, 第20回交通流のシミュレーションシンポジウム, 67-70, 2014.12.5.
 - (2) 松澤遼, 谷本潤, 萩島理, 池谷直樹; 拡散場における社会ジレンマ下で協調は進化できるか?, 第20回交通流のシミュレーションシンポジウム, 71-74, 2014.12.5.
 - (3) 福田枝里子, 谷本潤, 萩島理, 池谷直樹; 頑固な個人が社会ネットワーク上における自発的ワクチン接種行動に与える影響, 第20回交通流のシミュレーションシンポジウム, 75-78, 2014.12.5.
 - (4) Ogasawara,T., Tanimoto,J., Fukuda,E., Hagishima,A., Ikegaya,N.; Large strategy adaptation neighborhood bolsters network reciprocity in prisoner's dilemma, *Proc. of 18th Asia Pacific System on Intelligent and Evolutionary System*, CD-ROM, 2014.
 - (5) Fukuda,E., Tanimoto,J.; Impact of stubborn individuals on spread of infectious disease under voluntary vaccination policy, *Proc. of 18th Asia Pacific System on Intelligent and Evolutionary System*, CD-ROM, 2014.
 - (6) 福田枝里子, 谷本潤, 萩島理, 池谷直樹; 感染症および情報伝達ネットワークの相違が自発的ワクチン接種行動に与える影響, 第19回交通流のシミュレーションシンポジウム, 57-60, 2013.12.17.
 - (7) 宮地浩平, 谷本潤, 萩島理, 池谷直樹; ネットワーク上の同類的な繋がりへの促進が囚人のジレンマゲームにおける協調進化に与える影響, 第19回交通流のシミュレーションシンポジウム, 93-96, 2013.12.17.
 - (8) 岸本憲幸, 小窪聡, 谷本潤, 萩島理; 囚人のジレンマによる戦略適応範囲を拡大した代替戦略によるネットワーク互惠, 第19回交通流のシミュレーションシンポジウム, 97-100, 2013.12.17.
 - (9) 小笠原崇, 谷本潤, 福田枝里子, 萩島理, 池谷直樹; 囚人のジレンマゲームにok ジェル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, 第19回交通流のシミュレーションシンポジウム, 101-104, 2013.12.17.
 - (10) 福田枝里子, 谷本潤, 萩島理, 池谷直樹; 感染伝搬ネットワークと戦略相互作用ネットワークの相違が自発的ワクチン接種行動に及ぼす影響, *JWEIN* 2013, 65-70, 2013.9.
 - (11) 宮地浩平, 谷本潤, 萩島理, 池谷直樹; 記憶に基づいた確率的意志決定が協調行動に与える影響, *JWEIN* 2013, 71-77, 2013.9.

〔その他〕

<http://ktlabo.cm.kyushu-u.ac.jp/j/index.html>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

谷本潤 (TANIMOTO, Jun)

九州大学大学院総合理工学研究院・教授
研究者番号: 60227238

(2) 研究分担者

萩島理 (HAGISHIMA, Aya)

九州大学大学院総合理工学研究院・准教授
研究者番号: 60294980

池谷直樹 (IKEGAYA, Naoki)

九州大学大学院総合理工学研究院・助教
研究者番号: 70628213