

感染症に対するリスク評価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及ぼす影響

福田枝里子¹, 小窪聡¹, 谷本潤², 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

概要

インフルエンザのような感染症の蔓延とワクチン接種を行うか否かの意思決定に関する社会ジレンマについて、進化ゲーム的手法を用いて研究する。接種を行うか否かのどちらの戦略を選択するのかは、個々人の感染症に対するリスクの評価方法が関わっている。本稿では、エージェントが戦略適応を行う際、先行研究で行われていたように隣人の利得と自身の利得を比較（個人ベースでのリスク評価）するのではなく、隣人がとっている戦略がもたらした社会的な平均利得と自身の利得を比較（戦略ベースでのリスク評価）するモデルを提案する。これら2つのリスク評価システムが、社会ネットワーク上の感染症の蔓延と自発的なワクチン接種行動にどのような差をもたらすのかを報告する。

The Impact of Risk Assessment for Infectious Disease on Voluntary Vaccination Behavior in Social Networks

Eriko Fukuda¹, Satoshi Kokubo¹, Jun Tanimoto¹, Aya Hagishima¹, Naoki Ikegaya¹

¹Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, Kyushu University

Abstract

We use a framework brought by evolutionary game theory to investigate the vaccination dilemma with respect to flu-like infectious diseases and the decision-making whether vaccinating or not. For each individual in a population, the decision-making on the vaccination is associated with how an individual assesses the risk of infection. In this study, we propose a model of vaccination game where each individual compares her own payoff with social average payoff of individuals who adopt the same strategy that one of the randomly chosen her neighbors has, when she updates her strategy. In previous studies, it has assumed that an individual compares her payoff with the payoff of one of the randomly chosen her neighbors when updating, which means that she evaluates the risk based on the limited information that depends one of the specific individuals in her neighborhood. In contrast, in our proposed model, the risk assessment of a certain individual is presumed to be based on rather somehow statistical information than individual one. We investigate what difference in the epidemic spreading on a social network and voluntary vaccinating behavior are brought by these two risk-assessment systems.

1 緒論

先制的ワクチン接種は、広域伝播する感染症の蔓延を防止するための公衆衛生上最も強力な手段の一つである[1]。しかしながら、ほとんどの社会ではワクチン接種は個人の自主性に委ねられている。ワクチン接種率がある一定レベルを超え、社会に集団免疫状態がもたらされると、残りのワクチン未接種者は疾病に罹患する可能性が非常に低くなる[1,2]。その結果、ワクチン未接種者はワクチン接種に伴うリスクを負うことなく集団免疫の恩恵を得ることができるため、ワクチン接種を行うというインセンティブが減少する。このパラドックスは、個々人にとって最適なワクチン接種行動と社会にとって最適なワクチン接種レベルの間に乖離を生じさせてしまう[3,4]。また、感染症に関する知識低下による感染リスクの過小評価や、科学的証拠に基づかないワクチン接種コストの過大評価もワクチン接種率を引き下げてしまう深刻な原因となっている[5]。

この観点から、ワクチン接種ジレンマを特徴づけるためにゲーム理論を適用した研究がいくつかなされている。Fuらは、ワクチン接種におけるエージェントの模倣行動と集団構造の役割を探求するために、ネットワーク上での進化ゲーム理論的アプローチを用いた[6]。文献[6]において、あるエージェントがワクチン接種を行うか否かの意思決定は、自身とランダムに選ばれた隣人との利得差に基づいて行われる。しか

し、現実にはあるエージェントが他者の戦略を模倣しようとしたとき、その選択した相手の利得だけを見て意思決定を行うとは限らない。例えば、マスメディア（テレビ、新聞等）は人々の行動に影響を及ぼす潜在能力を持っており、広域伝播している疾病についての客観的な情報の提示を行うことができる。その結果、各エージェントは社会全体の状況を意思決定の材料に用いることで、感染症の流行に応じてワクチン接種を行う確率を調整しうる。Shigakiらによれば、典型的な2×2ゲームであるネットワーク上の四人のジレンマにおいて、戦略適応時にローカル情報でなくサンプリングした統計情報を用いることで協調enhance効果が得られるという[7]。

上記に動機づけられ、本稿ではエージェントが社会全体で起きている状況を把握し、また、完全な社会情報（文献[7]のようにサンプリングした統計情報でなく完全なグローバル平均情報）が得られ、それに基づいて戦略適応を行うという新しいルールを提案する。すなわち、エージェントは模倣相手の利得ではなく、模倣相手の戦略がもたらした平均利得に基づいて戦略変更確率を決める。これらの戦略適応方法が、最終的なワクチン接種率と感染者割合に及ぼす影響について詳細な解析を行う。提示する枠組みはワクチン接種の社会ジレンマを模倣するモデルであり、ここに提示する新たな戦略適応方法が感染症の流行に及ぼす影響を考察することは、上記した2×2ゲームのネットワーク互恵増進機構の現実社会への応用を考える上でも興味深い試みであろうと考える。

2 モデル

2.1 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。よって、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[6]。

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[6,8]。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。

本稿では、典型的なネットワークとして正方格子と Barabási-Albert scale-free (BA-SF) ネットワークの2つを想定した[8]。正方格子と比較して、ノードの次数がべき則に従う 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[10]。従って、特性を相互比較するため正方格子と BA-SF ネットワーク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[6]、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、単純化のため、これらの利得を相対的ワクチン接種コスト $C_r = C_i / C_v$ ($0 \leq C_r \leq 1$) 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タイプに応じて表1のように与えられる。

2.2 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。それぞれが得た利得を π_i, π_j とすると、戦略 s_i をとっている 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[11]。

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

表1: 流行期終了後の戦略及び疾病状況に応じた利得。

Strategy \ State	Healthy	Infected
Vaccinated (C)	$-C_r$	-
Unvaccinated (D)	0	-1

κ 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 の利得のみを用いているため、 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、緒論に書いたように、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、かつ全ての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、エージェントは戦略適応を行う際、模倣相手のみの利得に基づいたリスク評価ではなく、その情報を用いて算出した模倣相手の戦略がもたらした利得に基づ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[7]。

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

ここで、 $\langle \pi_j \rangle$ 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、 $\langle \pi_j \rangle = -C_r$ 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、 $\langle \pi_j \rangle$ 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)は式(1)とは異なり、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。ワクチン接種による免疫効果は完全であるとしているため、接種を行う C 戦略についてはエージェントの利得に基づくリスク評価と等しい。一方、接種を行わない D 戦略については、各エージェントはシーズンごとに開示された情報に基づきリスク評価を行っていることになる。

2.3 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は差は見られない)。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。図1,3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られ、それぞれのデータ点は独立した100回の試行の平均から得られる。本稿では、集団サイズ $N = 4900$ の場合に、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が100%の結果しか示していないが、 $N = 1600$ の場合についてサンプリング割合が均衡時のワクチン接種率や最終感染者の割合に与える影響を検証した結果、この割合を0.1%程度にまで下げ、サンプリングが困難な条件にしない限り結果に差は見られなかった。

3 結果

図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 C_r に対する均衡のワクチン接種率は正方形格子よりも 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べき性（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、その恩恵にただ乗することは厳しくなる。結果として、次数のべき性が 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[6]。ここで、リスク評価の影響を詳しく調べるために、ネットワークごとに焦点を当てる事にする。

3.1 正方形格子

IB-RA と比較して、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増加することで最終感染者の割合を抑制していることが分かる（図1 (A1), (B1)）。図2は、それぞれのリスク評価における $C_r = 0.1$ 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することで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。理由は定性的に以下のように説明される。

正方形格子上では比較的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、 i は自身の戦略を保持しやすくなる。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ではないが、 $\langle \pi_j \rangle$ 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 $C_r > \langle \pi_j \rangle$ 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 j の D 戦略を模倣することは基本的に有り得ない）。

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、 $C_r \approx \langle \pi_j \rangle$ 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い。しかしながら、 C_r が大きくなると、フリーライダーの利得と C 戦略の平均利得の差が大きくなるため、フリーライダーは自身の戦略を基本的に保持する。よって、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際に起こる。C 戦略の平均利得 $-C_r$ が感染者の利得を下回ることはないので、D→C 戦略に変更するか否かにおいて、SB-RA と IB-RA に差は生じない。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。

3.2 BA-SF ネットワーク

正方形格子上での結果と異なり、SB-RA は C_r の値の範囲（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ことが分かる（図1 (A2), (B2)）。図3は、それぞれのリスク評価における $C_r = 0.1$ と 0.6

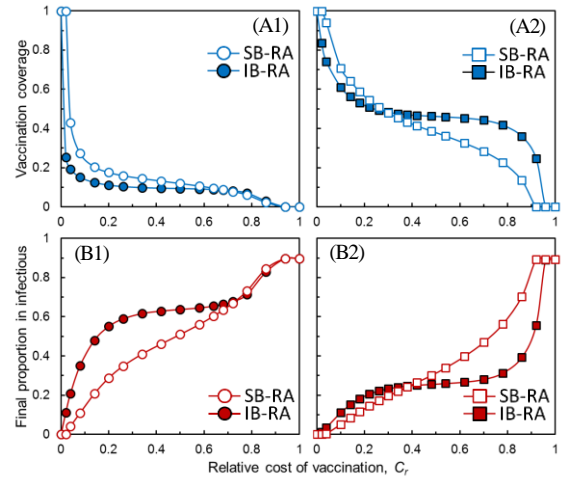


図1：均衡時のワクチン接種率 (A1, A2) と最終感染者の割合 (B1, B2)。正方形格子 (A1, B1) : $N = 70 \times 70$ (von Neumann 近傍), $\beta = 0.46 \text{ d}^{-1} \text{ person}^{-1}$, $\gamma = 1/3 \text{ d}^{-1}$, $I_0 = 5$. BA-SF ネットワーク (A2, B2) : $N = 4900$, 平均次数 $\langle k \rangle = 4$, $\beta = 0.55 \text{ d}^{-1} \text{ person}^{-1}$, $\gamma = 1/3 \text{ d}^{-1}$, $I_0 = 5$.

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[6]。戦略ベースでリスク評価を行うことは、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、均衡時では集団の70%程度が接種を行い、5%程度が感染しており（図1 (A2), (B2)）、D戦略がもたらす平均利得は $\langle \pi_j \rangle \approx -0.17$ である。従って、C戦略よりもD戦略の方が平均利得が低いため、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やすくなる。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。

図3(A)は、それぞれ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である。これを見ると、確かに SB-RA の方があらゆる次数においてワクチン接種率が高いが、それは低次数であるほど顕著であることが分かる。上記したように、SB-RA は IB-RA と比較して C 戦略を保持しやすくなる効果のみをもたらすので、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、ハブのワクチン接種率の増加は、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、図3(A)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、疾病が蔓延しやすいことが知られている[10]。すなわち、高次数者であるほど自主的なワクチン接種を行わなければ、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 戦略を保持しやすくなったことで、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 $\langle \pi_j \rangle \approx -0.57$ である。 $C_r = 0.1$ の場合とは反対

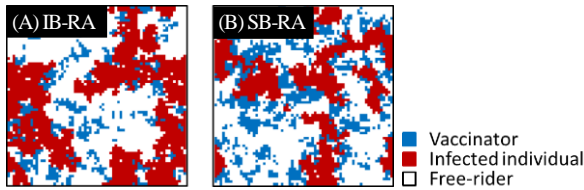


図2: 正方格子上の均衡到達後流行期終了時のスナップショット($C_r=0.1$).

に、C戦略よりもD戦略の方が平均利得が高いため、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にくくなる。もちろん、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。図3(B)は、それぞれ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である。この特性について以下に考察する。

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、それは高次数であるほど顕著であることが分かる。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やすくなるだろう。ハブの接種率が上げれば、 $k=2$ 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ではハブのC戦略の影響力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[6]。

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。この2点の理由により低次数者はD戦略へと誘導され、図3(B)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 結論

今回、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下す際のリスク評価方法が、感染症の蔓延と自発的ワクチン接種行動にどのような影響をもたらすのかを検討した。先行研究においてエージェントの行うリスク評価とは、隣人が得た利得と自身の利得を比較するという、エージェントベースの評価方法であった[6]。一方、我々は、隣人が持つ戦略の平均利得と自身の利得を比較するという、戦略ベースでのリスク評価を提案した[7]。その結果、これら2つのリスク評価のうちどちらのリスク評価方法が感染封じ込めに有効かは、ネットワーク構造とワクチン接種コストに依存することが明らかとなった。正方格子のような次数が均一なグラフでは、BA-SFネットワークのような次数に不均一性があるグラフよりも感染の拡大スピードは比較的緩やかであることが知られている[10]。なぜなら、次数に不均一性があるグ

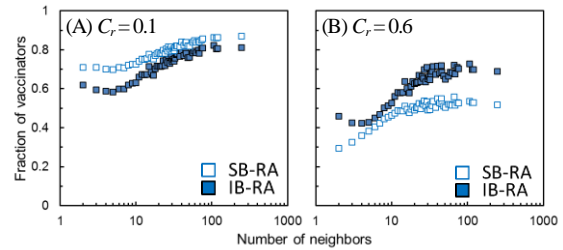


図3: BA-SF ネットワーク上の隣人数 (次数) 別のワクチン接種率。

ラフではハブの感染がパンデミックを誘発するからである。そのため、次数が均一なグラフでは、不均一なグラフと比較して平均パス長が大きいいため、集団中に疾病が一気に広がってしまうことはない[12]。従って、正方格子上では誰がワクチン接種を行っても、接種率の増加は最終感染者の割合の抑制に繋がると言える。一方、BA-SFネットワーク上においては、高次数者であるほどワクチン接種を行うことが最終感染者の割合の抑制という観点において重要である。

以上の結果から、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、ということが示唆される。また、 C_r が小さい場合には、ネットワーク構造に関わらず我々の提示した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できた。すなわち、何らかの方法で C_r 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よう。

今回、簡単のため、ワクチンの有効性はそのシーズンにおいて完璧であると仮定した。しかし実際には、疾病によってはワクチンの有効性は必ずしも完全ではないことが知られている[13]。今後の展望として、感染症の蔓延を抑制するためのより現実的な提言を行うためには、ワクチンの有効性も考慮した研究を行う必要がある。

5 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る。

参考文献

- [1] Anderson, R. M., May, R. M. 1991 *Infectious diseases of humans: dynamics and control*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- [2] Brisson, M., Edmunds, W. 2003 *Med. Decis. Making.* **23**, 76–82.
- [3] Fine, P., Clarkson, J. 1986 *Am. J. Epidemiol.* **124**, 1012–1020.
- [4] Bauch, C. T., Eam, D. J. D. 2004 *Proc. Natl Acad. Sci. USA.* **101**, 13391–13394.
- [5] Jansen, V. A., Stollenwerk, N., Jensen, H. J., Ramsay, M. E., Edmunds, W. J. & Rhodes, C. J. 2003 *Science* **301**, 804.
- [6] Fu, F., Rosenbloom, D. I., Wang, L., Nowak, N. A. 2011 *Proc. R. Soc. B* **278**, 42–49.
- [7] Shigaki, K., Tanimoto, J., Wang, Z., Kokubo, S., Hagishima, A., Ikegaya, N. 2012 *Phys. Rev. E* **86**, 031141.
- [8] Gillespie, D. T. 1977 *J. Phys. Chem.* **81**, 2340–2361.
- [9] Barabási, A. L. & Albert, R. 1999 *Science* **286**, 509–512.
- [10] Keeling, M. J. and Eames, K. T. D. 2005 *J. R. Soc. Interface* **2**, 295–307.
- [11] Szabo, G and Toke, C. 1998 *Phys. Rev. E* **58**, 69–73.
- [12] Yuasa T. and Shirayama S. 2010 *IPSI SIG technical reports* **2010-ICS-161** (1), 1-6 (In Japanese).
- [13] Mclean A. R., Blower S. M. 1993 *Proc. R. Soc. B* **253**: 9–13.