

現実的なネットワーク上での感染症伝播を効率的に抑制する、 vaccination game の適切な戦略更新ルール

田中 真樹¹, 谷本 潤^{1,2}

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 環境理工学部門

概要

本稿で新たに提案した戦略更新ルールをワクチン接種ゲームに取り入れ、既往研究で広く使用されているランダムに選択した相手の利得と自身の利得を pairwise 比較して戦略を決定する従来の戦略更新ルールと比較を行った。現実社会では、特定の相手と自身を比較してワクチン接種行動を決定する際、同程度の感染リスクにさらされている相手を選ぶ傾向にある。これは、感染リスクの大きな医者が同程度の感染リスクを持つ同僚とは比較するが、感染リスクの違う家族と比較しないことからわかる。この傾向を取り入れた新たな戦略更新ルールと、ランダムに相手を選択する従来の戦略更新ルールの比較を Multi Agent Simulations によって行った結果、より少ないワクチン接種者で効果的に感染症蔓延を抑えることができることを発見した。

An apposite strategy-updating rule for the vaccination game, efficiently suppressing disease spreading in a realistic network.

Masaki Tanaka¹, Jun Tanimoto^{1,2}

¹ Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, Kyushu University

² Faculty of Engineering Sciences, Kyushu University

Abstract

With respect to the so-called vaccination game, we established a new strategy updating rule based on the pairwise Fermi social imitation (PW-Fermi), which bases on the payoff comparison between a focal agent and his pairwise-opponent. In the conventional PW-Fermi rule, the pairwise-opponent is randomly selected from the set of first neighborhood of the focal agent, and afterward whether copying the opponent's strategy or not is stochastically decided. In a real-world context relating to the vaccination game, a focal agent tends to select one of his neighbors who has similar degree the focal one has. This concept is justified by the fact that a medical worker who has the high risk of infectious likely imitates whether his colleague medical doctor who has a similar risk-taking vaccination or not, instead of referring to his family member. We intensively explore a series of Multi Agent Simulations based on the model, which ensures a smaller final epidemic size with a small number of vaccinators as a whole of society vis-à-vis the conventional PW-Fermi model does.

1. 緒言

インフルエンザは季節性の感染症で、日本では毎年罹患者が 2500 万人に達する。インフルエンザの予防接種には必ず自己負担が伴うため、インフルエンザ予防の予防接種は自発行動に委ねられており、個人レベルで経済性とリスクの評価によって意思決定が行われることが多い。よって、社会全体としてみたとき、結果的に予防接種率が上がらない事態が起き得る。これは、個人にとってみると、他者が予防接種をすることで集団免疫が達成されると、自分は接種せずとも罹患しない可能性が高くなるため、この集団免疫にただ乗りしようとするからである。これをワクチン接種ジレンマという。筆者等のグループでは、進化ゲーム理論と感染症伝搬ダイナミクスとをマージさせたモデル vaccination game を構築し、Multi Agent Simulation (MAS) [1-2]による様々な解析

を行ってきた。既往研究の多くでは、戦略更新ルールとして、空間型囚人ジレンマゲームの代表的な確率的戦略適応ルールである Pairwise Fermi (以下、PW-Fermi) が用いられてきた。PW-Fermi は、ランダム選択した隣人との利得比較により当該隣人の戦略を模倣するか否かを確率的に決める。しかし、現実社会において、インフルエンザの感染リスクは自身の環境 (職種、職場環境など) によって他人のそれとは異なる。現実社会のようにスケールフリーの次数分布を持つネットワーク上では、その人の持つ隣人数 (次数) によって感染リスクは異なる。当然次数が大きいほど感染者が周りにいる可能性が高くなるため、感染リスクは高い。そのため、各々がワクチン接種行動を決定する際、自身と同じような感染リスクを持つ隣人とワクチン接種行動の結果を比較して社会模倣すると考えるのが自然であろう[3]。

これは、現実社会で医者が同僚のワクチン接種行動は参照するが、感染リスクの違う家族を比較の対象としないことから明らかである。そこで本稿では、このような観点から、vaccination game において、従来のランダム選択によって PW-Fermi に用いる相手を選択する戦略更新ルールを、より適切な戦略更新ルールへ変更したモデルを提示し、その特性を MAS による数値実験により明らかにする。

2. モデル

2.1 vaccination game の概要

vaccination game の枠組みは先行研究[1-2]による。

ワクチン接種行動の意思決定を行う社会ネットワーク上の有限集団 (サイズ $N=10^4$) を考える。また、インフルエンザのような季節的かつ周期的に流行する感染症を想定する。モデルのダイナミクスは第 1 ステージのワクチン接種キャンペーンと第 2 ステージの流行期で構成されている。この 2 つのステージを合わせて、1 シーズンと呼ぶ。

第 1 ステージのワクチン接種キャンペーンでは、感染者が発生する前に、各エージェントにワクチン接種を打つか否かの戦略を更新させた後、その戦略に沿ったワクチン接種行動をとらせる。ワクチン接種を行ったエージェントは当該シーズン中、完全免疫を獲得し、ワクチン接種コスト C_v が生じる。

第 2 ステージでは、ワクチン接種者を除く感受性エージェントの中から初期感染者がランダムに発生し、Kermack と McKendrick[4]によって考案された SIR (Susceptible-Infectious-Recovered) ダイナミクスに従って感染が拡大する。集団は、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 クラスで構成されている。[4]によるモデルは集団にネットワーク構造が想定されおらず、ネットワーク上の伝搬過程のダイナミクスには Fu ら[5]によって提案された Gillespie 法 [6]を用いるモデルを使用する。インフルエンザを想定して感染性の強さを表す指標である基本再生産数 $R_0^1 = 2.5$, 平均回復日数の逆数を表す、回復率 $\gamma = 1/3 [\text{day}^{-1}]$ を仮定する。基盤ネットワークは平均次数 8 の Barabási-Albert スケールフリーグラフ[7]とする。1 日 1 人当たりの感染率 $\beta [\text{day}^{-1}\text{person}^{-1}]$ は、ワクチン接種者がいない状況下で、最終感染者サイズが 0.9 となる値を付与する。この値は、集団の空間構造を仮定していない状態で、上記のインフルエンザを想定した場合、[6]による演繹解の値であり、本稿で用いる $\beta = 0.196775 [\text{day}^{-1}\text{person}^{-1}]$ の値は [6]の演繹解との互換性を保つ値である。1 流行期は、集団中に感染中エージェントが存在しなくなるまで続く。流行期中に感染したエージェントには感染コスト C_i が生じる。ワクチン接種を行うことなく感染を免れた、ただ乗りエージェントのコストは 0 である。以下では、簡単のため相対ワクチン接種コスト $C_r = C_v / C_i$ ($0 \leq C_r \leq 1$) を定義する。

2.2 戦略更新ルール

戦略にはワクチン接種を行う C 戦略と、ワクチン接種を行わない D 戦略が存在する。第 1 ステージのワクチン接種キャンペーンでは、各エージェントは、前シーズンの感染状態によって得られた利得に基づいて自身の戦略を更新する。本稿では PW-Fermi の概念を基本としている。従来の戦略更新ルールでは、Pairwise 比較 (以下、PW 比較) の相手を隣人の中からランダムに選択する (以下、Default モデル)。本稿では、このランダム選択によって PW 比較の相手を選択するプロセスを、PW 比較を行うエージェントと同程度の次数を持つエージェントが隣人の中から優先的に選択されるモデルに変更した。以下に新しいモデルの説明をする。

エージェント i が PW-Fermi 比較の相手を選択する。この i の第 ℓ 近傍までの隣人数を $N_{i,\ell}$ とし、この第 ℓ 近傍までの隣人エージェントの集合を $\{X_{i,\ell}\}$ で表す。この集合の要素は $A_{i,1}, \dots, A_{i,N_{i,\ell}}$ である。第 ℓ 近傍までの隣人の中の特定の一人の次数を $k(A_{i,m} | A_{i,m} \in \{X_{i,\ell}\})$ で表し、第 ℓ 近傍までの隣人がもつ次数の集合を $\{K_{i,\ell}\}$, $(\{K_{i,\ell}\} \subseteq \{k(A_{i,1}), \dots, k(A_{i,N_{i,\ell}})\})$ で表す。集合 $\{K_{i,\ell}\}$ の要素は重複を許さない。第 ℓ 近傍までの隣人の内、特定の次数 d , ($d \in \{K_{i,\ell}\}$) を持つエージェントの集合を $\{X_{i,\ell}^d\}$ で表し、この隣人数 (集合 $\{X_{i,\ell}^d\}$ の要素数) を $\#\{X_{i,\ell}^d\}$ で表す。つまり、第 ℓ 近傍までの隣人数 $N_{i,\ell}$ は $\sum_{d \in \{K_{i,\ell}\}} \#\{X_{i,\ell}^d\}$ である。

以上の定義を用いて、まず隣人の持つ次数の集合から、比較相手として用いる次数 K_L , ($K_L \in \{K_{i,\ell}\}$) を選択する確率 $P(K_L)$ を表式する。エージェント i と次数 K_L の関係を $f(K_L)$ で表し、 $f(K_L)$ は

$$f(K_L) = \frac{1}{[|k(i) - K_L| + 1]} \quad (1)$$

である。この $f(K_L)$ を使って第 ℓ 近傍までの隣人の持つ次数の集合 $\{K_{i,\ell}\}$ から特定の次数 K_L を選択する確率 $P(K_L)$ は表現され、 $P(K_L)$ は

$$P(K_L) = \frac{f(K_L)}{\sum_{D \in \{K_{i,\ell}\}} f(D)} \quad (2)$$

である。また、 $\sum_{D \in \{K_{i,\ell}\}} f(D) = 1$ であることは自明なので、乱数 $[0,1]$ を用いることで、一意に次数を決定することができる。この次数 K_L を持つ隣人 j が選択される確率 $P(j | j \in \{X_{i,\ell}^{K_L}\})$ は、次数 K_L を持つ第 ℓ 近傍までの隣人の中から等確率で選択されるため、

$$P(j | j \in \{X_{i,\ell}^{K_L}\}) = \frac{1}{\#\{X_{i,\ell}^{K_L}\}} \quad (3)$$

である。新しい戦略更新ルールでは(2)式で PW 比較を行う相手の次数を一意に選択した後(3)式を用いて、PW の相手を等確率で決定する。また、対戦相手を決定した後、PW-Fermi の概念を持つ IB-RA と SB-RA の 2 つの異なる Fermi 関数を用いて戦略更新を行う。

PW 比較を行う相手の戦略をコピーするか否かの確率は、既往研究に基づき、以下の 2 様を想定する。

¹ 集団の空間構造を想定しない場合 $R_0 = \beta/\gamma$ である。

Individual-based risk assessment (IB-RA)

このモデルは Fu ら[5]によって提案されたモデルである。 j は(2)と(3)式を用いて選択されたエージェント i の隣人である。この時、 i が j の戦略を模倣する確率を

$$P(s_i \leftarrow s_j) = \frac{1}{1 + \exp[-(\pi_j - \pi_i)/\kappa]} \quad (4)$$

で与える。 s は戦略、 π は個人の利得を表し、添え字は他エージェントを表している。また、 κ は利得差への敏感度を表し、既往研究に倣い $\kappa = 0.1$ とする。

Strategy-based risk assessment (SB-RA)

このモデルは Fukuda ら[1-2]によって、IB-RA の Fermi 関数を、社会情報を基にした特定グループの平均利得を用いる関数へ修正されたモデルである。ここでいうグループは戦略のことであり、例えば C 戦略の平均利得は $-C_r$ である。 j は(1)と(2)式を用いて選択されたエージェント i の隣人である。この時、 i が j の戦略を模倣する確率を

$$P(s_i \leftarrow s_j) = \frac{1}{1 + \exp[-(\langle \pi_j \rangle - \pi_i)/\kappa]} \quad (5)$$

で与える。本稿の新戦略更新ルールでは、戦略が s_j かつ次数が $k(j)$ であるエージェントのグループを特定のグループとする。

2.3 数値実験の流れ

相対ワクチン接種コスト C_r をパラメータとし、0 から 1 まで 0.1 刻みで増やしていく。各 C_r に対する 100 回のアンサンブル平均を解析に用いており、均衡におけるワクチン接種率 VC ($0 \leq VC \leq 1$)、最終感染者サイズ (回復エージェント R の人口比) FES ($0 \leq FES \leq 1$) を計測する。

各アンサンブルに対するシミュレーションを 1 エピソードと呼ぶ。1 エピソードの初期状態では、C 戦略と D 戦略は等しい割合で存在し、初期感染者 $I_0 = 5$ が感受性エージェントの中からランダムに発生する。1 エピソードは前後 100 シーズンのワクチン接種率の平均値の差の絶対値が 10^{-2} 未満になるまでシーズンを繰り返し、均衡に達した最後の 100 シーズンの平均値を当該エピソードの疑似均衡解とする。

3. 結果及び考察

図 1 は IB-RA (*-1) と SB-RA (*-2) の Default について ℓ の値を変化させた時の VC (a-*) と FES (b-*) を表している。Default では ℓ の値を増やすと、 VC (a-*) が低下し、 FES (b-*) が高くなることがわかる。

図 2 は IB-RA (*-1) と SB-RA (*-2) について、Default かつ $\ell = 1$ の時の結果と、 ℓ を変化させた時の同程度の次数の隣人を優先的に選択するモデルの VC (a-*) と FES (b-*) の結果を載せている。IB-RA と SB-RA の両方の VC (a-*) について、相対ワクチン接種コスト C_r が高くない領域において、同程度の次数の隣人を優先的に選択するモデルの結果は低い値を示している。 FES (b-*) の結果に注目すると、 $\ell = 1$ の時は Default よりも高い数値を示しているが、 $\ell = 2$ の時

では Default に近づき、 $\ell = 3$ の時には相対ワクチン接種コスト C_r の値に関係なく、全領域で FES の値が Default よりも低くなっている。Default では ℓ を増やすと FES (図 1. (b-*)) が高くなったが、同程度の次数の隣人を優先的に選択するモデルでは、 FES (図 2. (b-*)) は ℓ が増えるにつれて低くなった。

上記の理由を探るため、表 1 に示すように、エージェントを次数によって 3 クラスに分けて解析を行った。図 3, 4 は IB-RA (*-1) と SB-RA (*-2) について、表 1 に従ってクラス分けを行った 3 つの次数帯について Default かつ $\ell = 1$ の時の結果と、 ℓ を変化させた時の同程度の次数の隣人を優先的に選択するモデルの VC (図 3) と FES (図 4) の結果をそれぞれ載せている。特徴的なのは、中次数と低次数の VC (図 3. (b, c-*)) で、両戦略更新ルールに対して、明らかに Default よりも低い値を示している。同じ次数帯の FES (図 4. (b, c-*)) の結果に注目すると、 ℓ が増えるにつれ、Default に追いついている。また、高次数の FES (図 4. (a-*)) に注目すると、 $\ell = 3$ の時に Default よりも低い値を示している。

感染率は感染状態にある隣人数に依存するため、隣人数の多い高次数エージェントは隣人数の少ない低次数エージェントと比べて、感染率が高くなる。この情報は局所的な情報であり、次数に依存する感染率の情報を正しくエージェントに認識させるには、PW 比較の相手をランダム選択する従来の戦略更新ルールでは難しい。しかし、本稿のモデルでは、自身と同じ次数の隣人を優先的に選択するモデルであるため、自身の次数が持つ感染リスクを正しく認識することができる。そのため、感染率の高い高次数エージェントはワクチン接種を積極的に行い、感染率の低い低次数エージェントはワクチン接種を行わないので、少ないワクチン接種者で効率的に感染を抑えることができた。

| クラス | 次数 | 人数比 |
|-----|------|-----|
| 低次数 | 4-5 | 53% |
| 中次数 | 6-9 | 29% |
| 高次数 | 10以上 | 18% |

表 1 次数分けの詳細

4. 結言

vaccination game を基盤とする MAS モデルにより、現実社会で行われている、PW 比較の相手として同程度の次数の隣人を優先的に選択するモデルの解析を行った。隣人として選択できる範囲を広げると、少ないワクチン接種者で効率的に感染を抑えることができることを発見した。

謝辞

本研究の一部は科研費・挑戦的萌芽研究/萌芽 (JP 18K18924, JP 19KK0262)、三井住友海上福祉財団による。記して謝意を表する。

参考文献

[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,

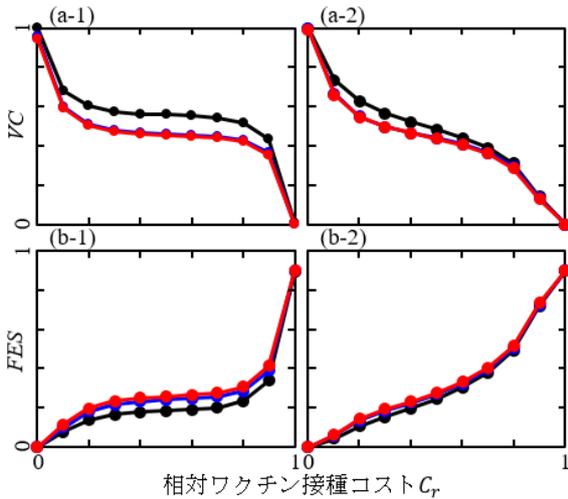


図1 上段にワクチン接種率 VC , 下段に最終感染者サイズ FES と相対ワクチン接種コスト C_r の図を示す. 左側は IB-RA, 右側は SB-RA の結果を示す. それぞれの色の黒, 青, 赤は順に $l = 1, 2$ そして 3 の時の結果を表している.

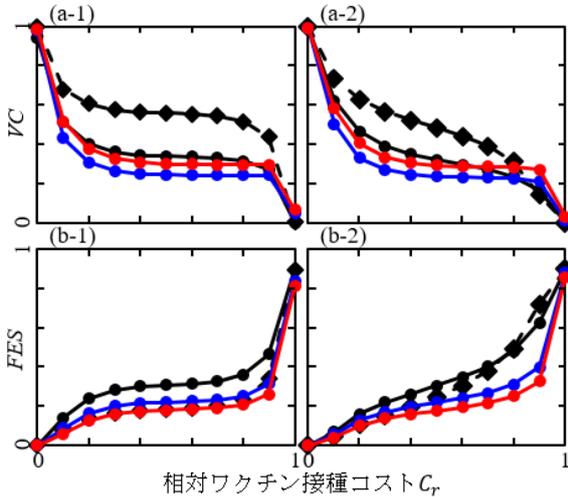


図2 上段にワクチン接種率 VC , 下段に最終感染者サイズ FES と相対ワクチン接種コスト C_r の図を示す. 左側は IB-RA, 右側は SB-RA の結果を示す. 凡例の一つの黒ダイヤは Default かつ $l = 1$ の結果を示しており, そのほかの黒, 青, 赤はそれぞれ $l = 1, 2$ そして 3 の時の結果を表している.

Chaos, Solitons & Fractals **68**, 1-9, 2014.

[2] Fukuda, E., Tanimoto, J.; Effects of stubborn decision-makers on vaccination and disease propagation in social networks, *International Journal of Automation and Logistics* **2**, 78-92, 2016.

[3] Edge, R., Keegan, T., Isba, R., Diggle, P.; Observational study to assess the effects of social networks on the seasonal influenza vaccine uptake by early career doctors, *BMI Open* **9**, e026997, 2019.

[4] Kermack, W. O., McKendrick, A. G.; A contribution to the mathematical theory of epidemics, *Proceedings of the Royal Society of London A* **115**, 700-721, 1927.

[5] Fu, F., Rosenbloom, D. I., Wang, L., Nowak, M. A.; Imitation dynamics of vaccination behavior on social networks, *Proceedings of the Royal Society B* **278**, 42, 2011.

[6] Gillespie, D. T. J.; Exact stochastic simulation of coupled chemical reactions, *Journal of physical chemistry* **81**, 2340-2361, 1977.

[7] Barabási, A. L., Albert, R.; Emergence of scaling in random networks, *Science* **286** (5439), 509-512, 1999.

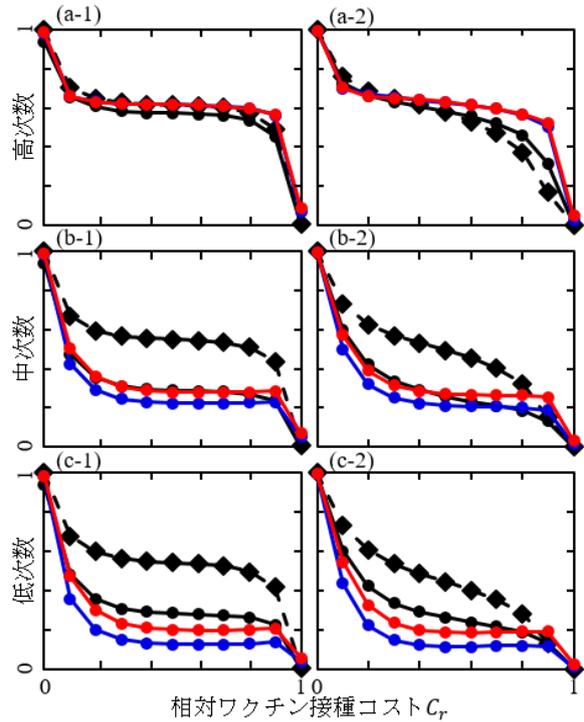


図3 上段から下段方向に高次数, 中次数, 低次数のワクチン接種率 VC と相対ワクチン接種コスト C_r の図を示す. 次数のクラス分けは表 1 に従う. 左側は IB-RA, 右側は SB-RA の結果を示す. 凡例の一つの黒ダイヤは Default かつ $l = 1$ の結果を示しており, そのほかの黒, 青, 赤はそれぞれ $l = 1, 2$ そして 3 の時の結果を表している.

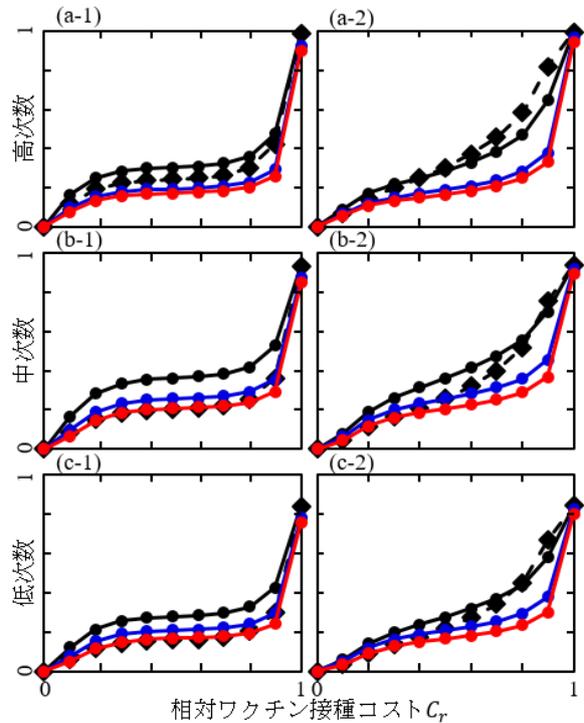


図4 図の形式は図 3 と同じである. それぞれのパネルは最終感染者サイズ FES の結果を示している.