

ワクチン接種ゲームにおいて先制的なワクチン接種と感染シーズン中の後発的なワクチン接種の両者を考慮した共進化モデルの提案

長島, 圭祐
九州大学大学院総合理工学府環境エネルギー工学専攻

<https://hdl.handle.net/2324/3052474>

出版情報：九州大学, 2019, 修士, 修士
バージョン：
権利関係：

令和元年度

修士論文

ワクチン接種ゲームにおいて先制的なワクチン接種と感染シーズン中の後発的なワクチン接種の両者を考慮した共進化モデルの提案

九州大学大学院総合理工学府
環境エネルギー工学専攻
都市建築環境工学研究室

長島圭祐

指導教員 谷本潤

提出年月日 令和2年2月3日

目次

第1章 序論	3
1.1 はじめに	4
1.2 論文の構成.....	6
第2章 感染症の数理疫学	7
2.1 数理疫学	8
2.2 SIR モデル	8
2.2.1 Karmack-McKendrick モデル.....	8
2.2.2 感染流行と基本再生産数.....	9
2.2.3 最終感染者サイズの導出.....	10
2.3 感染症モデリングにおけるエージェントベースシミュレーションの種類.....	12
第3章 進化ゲーム理論	14
3.1 ゲーム理論.....	15
3.2 ナッシュ均衡とパレート最適.....	16
3.3 2×2 ゲーム	17
3.4 チキンゲーム (Chicken game).....	18
3.5 進化ゲーム理論.....	19
第4章 ワクチン接種ゲーム	20
4.1 ワクチン接種ゲームとは.....	21
4.2 ワクチン接種期間と感染流行期間	21
4.3 戦略適応方法.....	23
4.4 Well-mixed 無限人口系におけるワクチン接種率の進化ダイナミクス	24
4.5 Gillespie アルゴリズム	24
第5章 後発的ワクチン接種行動が感染者サイズに与える影響の評価	26
5.1 研究目的	27
5.2 後発的ワクチン接種のモデル化.....	28
5.3 感染ダイナミクス	29
5.4 利得構造と戦略適応方法.....	31
5.5 戦略比の進化.....	32
5.6 数値計算の結果.....	33

5.6.1 δ が感染ダイナミクスに与える影響	33
5.6.2 感染率がワクチン接種率に与える影響.....	34
5.6.3 ワクチン接種コスト平面上での特性分析.....	35
5.6.4 感染ダイナミクスの時間発展.....	37
5.6.5 フリーライド希求度とフリーライド成功度.....	38
5.6.6 既往モデルとの特性比較.....	40
5.7 有限人口系との比較	42
第6章 結論	44
6.1 まとめ	45
6.2 今後の展望.....	45
参考文献.....	46
謝辞.....	50

第 1 章 序論

1.1 はじめに

近年の科学・医療技術の発達により、感染症による健康被害は近代以前と比べ大幅に縮小したと言える。しかしその一方で HIV/AIDS や SARS を始めとする新興感染症の出現や鉄道・航空機といった輸送機関ネットワークの拡大による感染経路の複雑化が、これまで以上に感染症の流行への対策を困難にしており、医学・疫学分野の研究の重要性はむしろ高まっていると言える[1][2]。特に感染症研究においては実験室内での状況再現が困難であるため、人口集団内における感染症の伝搬過程を再現する数理モデルを構築した上で、公的機関によるワクチンの配布や隔離政策といった介入行為の与える影響を事前に評価しておくことが重要になる[3]。文献[4]は実際にエージェントシミュレーションを用いて東南アジア一帯で新型インフルエンザウイルスの感染者が発生した状況を再現した例で、抗ウイルス剤の予防的投与と隔離・検疫を組み合わせることで感染を封じ込めることが可能となる条件を求めることに成功している。

感受性人口の免疫化が効果的であるような種類の感染症において、その流行を抑制する最も強力な手段の一つに感染流行発生前の先制的なワクチン接種が挙げられる[5]。しかしワクチン接種は基本的に個人の自主的な判断に基づいて実施されるものであり、その意思決定はワクチン接種にかかるコスト、感染時の肉体的・精神的な負担度、更には周囲の人間のワクチン接種行動にも影響を受ける[6]–[8]ため、感染流行を阻止できる高いワクチン接種率を維持し続ける事は容易ではない。その結果、人類史上完全なる根絶に成功した感染症は天然痘のみに留まっている。

ワクチン接種が有効な感染症の根絶を困難にしている原因の一つに、ワクチン接種ジレンマ[2]と呼ばれる社会ジレンマの存在が挙げられる。ワクチン接種ジレンマは以下のようにして説明される。まず感染リスクを恐れた人々が自主的にワクチン接種を行うことで免疫を獲得し始める。すると、ワクチン接種率がある閾値を超えたところで社会に集団免疫[9]がもたらされる。この状態ではワクチン接種者のみならず非接種者までもが感染を容易に回避する事が可能になるため[10]、集団免疫には公共財的性質があると言える。そのため合理的な意思決定を行う主体を想定する限りは、公共財のもたらす利益にただ乗り(フリーライド)しようとするインセンティブが働く。その結果集団免疫は崩壊し、感染症が再び蔓延することになる。以上がワクチン接種ジレンマの構造である。

ワクチン接種ジレンマの存在下における感染症の流行過程を定量的にモデル化すべく、SIRモデル[11]のような数理疫学モデルと進化ゲーム理論を組み合わせたワクチン接種ゲーム[2]、

[12]–[22]と呼ばれる基本モデルに，感染経路を表す社会ネットワーク[12], [20]–[25]やワクチンの有効度[14], [18]などを考慮した様々な派生モデルが提案されてきた．一方これまで提案されてきたワクチン接種ゲームの多くのモデルにおいては，ワクチン接種が実施されるタイミングを感染流行期前に限定するという仮定を置いていた．この仮定は感染流行前の段階で免疫化されている人口のサイズがその後の感染ダイナミクスに与える影響が最も大きいことから正当化されるものではあるが，一方で現実世界においてしばしば観察される，感染レベルの高まりに応じて人々が事後的に実施するワクチン接種の影響を無視せざるを得なかった．すなわち既往研究においてはこれらの「後発的な」ワクチン接種者を無視することで，社会均衡におけるワクチン接種者比率を過小評価していた可能性がある．

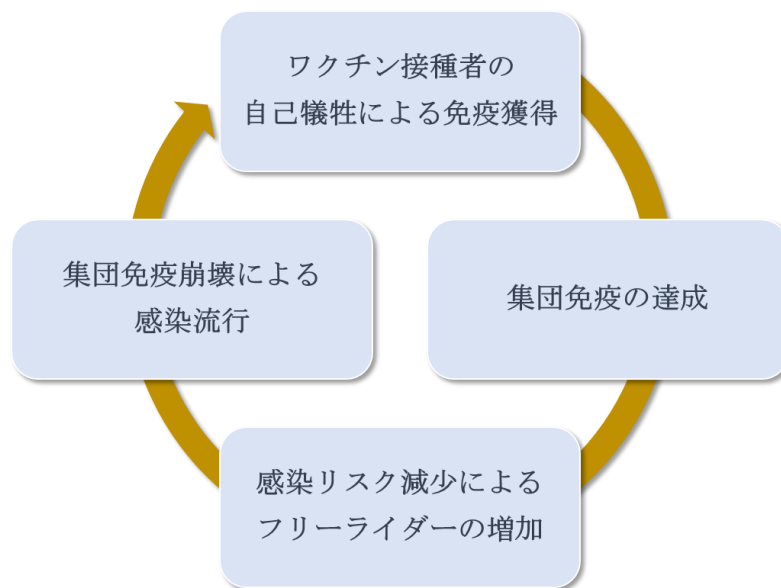


図 1. ワクチン接種ジレンマの構造

感染流行中に実行される後発的なワクチン接種行動をモデル化した先行研究[26]–[29]はいくつか存在するが，先制的なワクチン接種行動と後発的なワクチン接種行動の両方を同時に扱った例は未だ報告されていない．本研究では以上の背景を踏まえ，感染症の流行を防ぐ方策として感染シーズン前の先制的なワクチン接種と感染流行中の後発的なワクチン接種の両方が排他的に選択可能な状況のモデルを提示し，両者の最終感染者サイズに与える影響を評価する．

1.2 論文の構成

本論文の構成は以下の通りである．まず第 2 章では数理疫学研究の歴史と，本研究で感染症流行のモデリングに用いている SIR モデルについて，特に流行が発生する条件やワクチン接種の効果について解説する．第 3 章ではゲーム理論における重要な概念であるナッシュ均衡やパレート最適と呼ばれる概念を導入し， 2×2 ゲームを例に挙げながら説明する．第 4 章では不完全ワクチンを前提とした無限人口系のワクチン接種ゲームのモデル，及び有限人口系における確率的シミュレーションの手法について述べる．第 5 章では先制的なワクチン接種行動のみを考慮した従来のワクチン接種ゲームでは考慮されていなかった，感染流行後に人々が事後的に実施するワクチン接種行動にフォーカスした新たなモデルを構築し，そのような後発的なワクチン接種行動の存在が感染者サイズに与える影響を評価する．最後に得られた結果に対する結論を第 6 章で述べる．

第2章 感染症の数理疫学

2.1 数理疫学

感染症の流行は、長きに渡り我々人類の健康で安全な生活を脅かし続けてきた世界的な脅威の一つである。1980年代に世界中を震撼させた HIV/AIDS, 90年代における BSE(牛海綿状脳症), 2002年に中国広東省を起源に世界的な流行を引き起こした SARS(重症急性呼吸器症候群)等の新興感染症は未だ我々の記憶に新しく, 科学・医療技術の進歩した現代社会においても感染症の流行抑制がいかに困難なものであるかを我々に認識させるものであった。一方これらの新興感染症に限らず, インフルエンザ等のよく知られた感染症も未だ完全なる根絶を迎えるには至っておらず, 毎年大きな健康被害を生み出し続けている。

感染症の流行現象を実験室内で直接観察することは不可能であるため, 流行の発生メカニズムを明らかにしたり, 有効な予防策を検討したりするためには数理モデルを用いた分析が不可欠である。感染症の流行を数理モデルによって解析する学問領域は理論疫学と呼ばれている。理論疫学の研究には長い歴史があり, Anderson[30]によればその端緒は18世紀に Bernoulli によって行われた天然痘死亡率に関する研究[31]にまで遡ると言われ, 今世紀初頭の Ross 卿によるマラリア流行に関する閾値定理の発見や 1920年代から 1930年代にかけての Karmack と McKendrick による一連の業績[11]によってその基礎が与えられた[32]。その後しばらく大きな進歩が見られることはなかったが, 1980年代に入り上述したような新興感染症が世界的に猛威を振るうようになるにつれ, 感染症の流行予測とその予防策の効果を評価するための数理モデル研究は欧米の研究者を中心に非常に注目されるようになった。

以下では本研究においてワクチン接種ジレンマの数理モデル化に用いた Karmack と McKendrick の最も単純な感染症の数理モデル(SIR モデル)[11]を紹介し, 感染症の流行現象におけるいくつかの重要な概念について説明する。

2.2 SIR モデル

2.2.1 Karmack-McKendrick モデル

1927年に提案された Karmack と McKendrick の SIR モデル[11]は, 局地的な封鎖人口において感染症の流行期間における人口の出生や死亡などの人口動態がない短期的な流行に関するモデルである。集団は感染する可能性のある感受性人口(Susceptible, S), 感染しているかつ感染能力を有する感染性人口(Infectious, I), 感染状態から回復して免疫を獲得した回復性人口(recovered, R) の3状態に分割される。感染症流行の時間発展は

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) \quad (2.1)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \gamma I(t) \quad (2.2)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \quad (2.3)$$

で記述される．ここで， β は1日あたり感染者1人あたりの感染率， γ は1日あたり感染状態からの回復率(感染性を有する平均日数が $1/\gamma$)とする．なおひとたび回復した人口については2度は感染しないと仮定されている．式(2.1)において， $S(t)I(t)$ は感染力を表す項である．感染性人口が感受性人口に接触した場合，感受性人口が1日あたりに感染する割合は感染力に比例するため，感染性人口の増加分は $\beta S(t)I(t)$ である．下図にSIRモデルの模式図を示す．

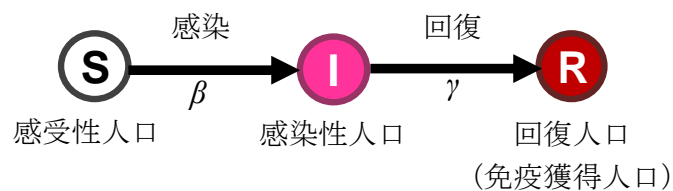


図 2. SIRモデルの模式図

集団サイズを N とする． $N=1$ とすれば，すべての時間 t で

$$N(t) = S(t) + I(t) + R(t) = 1 \quad (2.4)$$

が成り立ち，式(2.1)～(2.3)で表される集団のサイズは保存されている．また式(2.1)～(2.3)で表される系では，空間構造を持たない様に混合された(Well-mixed)，実質的にシステムサイズが無大の集団を記述している．ここで，時刻 t で感染性人口が存在しない($S(t), 0, R(t)$)はすべて自明な平衡点である．

2.2.2 感染流行と基本再生産数

集団に感染性人口が少数発生した場合に，流行(感染性人口の持続的増加)が起こる条件を考える．SIRモデルにおいて，時刻 $t=0$ で初期感受性人口 $S(0)$ の中から少数の感染性人口 $I(0)$ が発生したとする．このとき $R(0)=0$ である．流行初期において，感受性人口の減少は無視できるほど小さいので，感染性人口の成長は以下の線形化方程式で記述できる．

$$\frac{dI(t)}{dt} = (\beta S(0) - \gamma)I(t) \quad (2.5)$$

ここで、 $S(0) = N - I(0) \approx N = 1$ であるので、式(2.2)は

$$\frac{dI(t)}{dt} = (\beta - \gamma)I(t) \quad (2.6)$$

と近似できる。したがって初期の感染性人口は

$$I(t) = I(0)e^{(\beta - \gamma)t} \quad (2.7)$$

というマルサス法則に従って指数関数的に成長する。すなわち流行が起こる条件はマルサス係数 $\beta - \gamma$ が正であることであり、

$$\frac{\beta}{\gamma} > 1 \quad (2.8)$$

と書き直せる。式(2.8)の左辺は基本再生産数 R_0 と呼ばれる。基本再生産数は1人の感染者が生産する2次感染者を意味する。 $R_0 > 1$ であれば初期の感染性人口は指数関数的に増大し流行が起きるが、 $R_0 < 1$ であれば初期感染者が発生したとしても、感染性人口は自然に減衰し流行は起こらない。 R_0 は感染率 β と回復率 γ の2パラメーターに依存しており、このパラメーターの値によって解の定性的挙動が変化する。

一般に R_0 の算出は容易ではないが、多くの統計学的研究から、麻疹や百日咳など様々な感染症の R_0 の値が推定されている[33]–[35]。

2.2.3 最終感染者サイズの導出

初期条件 $(S(0), I(0), 0)$ で始まった流行において、最終的に罹患しなかった感受性人口 $S(\infty)$ を考える。式(2.1)より

$$\frac{1}{S} \frac{dS}{dt} = -\frac{\beta}{\gamma} \frac{dR}{dt} = -R_0 \frac{dR}{dt} \quad (2.9)$$

が得られる。式(2.9)の両辺を t について0から T までの積分し、 $T \rightarrow \infty$ とすれば

$$S(\infty) = S(0)e^{-R_0\{R(\infty) - R(0)\}} \quad (2.10)$$

が得られる。ここで $S(0) = N - I(0) \approx N = 1$ 、 $R(0) = 0$ であるので式(2.10)は

$$S(\infty) = e^{-R_0 R(\infty)} \quad (2.11)$$

と近似できる. $I(\infty)=0$ であり, 式(2.4)より $N(\infty)=S(\infty)+R(\infty)=1$ であるから, 最終感染者サイズ $R(\infty)$ は

$$R(\infty) = 1 - e^{-R_0 R(\infty)} \quad (2.12)$$

である.

2.4 集団免疫を達成するワクチン接種率の目標設定

基本再生産数を特定する利点の一つとして, 集団ワクチン接種率の目標設定が可能になる点が挙げられる. 前節までのようなワクチン接種者が存在しない集団において, 全人口 N のうち x 割が先制的にワクチン接種を行い免疫化されている状況を考える. 初期流行前に免疫化されている人口は式(2.1)~(2.3)で表される感染ダイナミクスの時間発展に影響を及ぼさないため, 集団サイズの保存則は式(2.4)とは異なり, 流行発生前に免疫化された人口 Nx を除いた

$$N(t)(1-x) = S(t) + I(t) + R(t) = 1-x \quad (2.13)$$

で表される. すると $S(0) = 1-x - I(0) - R(0) \approx 1-x$ であるので, 流行初期の感染性人口の時間変化は

$$\frac{dI(t)}{dt} = \{\beta(1-x) - \gamma\}I(t) \quad (2.14)$$

と近似される. したがって流行初期の感染性人口は

$$I(t) = I(0)e^{\{\beta(1-x) - \gamma\}t} \quad (2.15)$$

に従って成長する. 以上より, 先制的ワクチン接種を行った場合の基本再生産数 R_0' は

$$R_0' = (1-x)R_0 \quad (2.16)$$

となる. ここで, $R_0 = \frac{\beta}{\gamma}$ である. 式(2.16)において, $R_0' < 1$ であれば感染流行は発生しないので,

$$1 - \frac{1}{R_0} < x \quad (2.17)$$

を満たすワクチン接種率が感染症の流行根絶の条件であることが分かる。また、 $S(\infty)$ 、 $R(\infty)$ はそれぞれ

$$S(\infty) = (1 - x)e^{-R_0 R(\infty)} \quad (2.18)$$

$$R(\infty) = (1 - x)(1 - e^{-R_0 R(\infty)}) \quad (2.19)$$

となる。

式(2.17)を満たすような集団ワクチン接種率によって達成される集団全体での免疫獲得状態を集団免疫と呼ぶ[33], [34]。ある感染症における R_0 とワクチン効果が明らかであれば、上に示したような計算により集団免疫を達成するための集団ワクチン接種率の大まかな目標設定が可能になる。

2.3 感染症モデリングにおけるエージェントベースシミュレーションの類型

前節で説明した通常の SIR モデルは、僅か 3 つの常微分方程式という簡単な記述のために大胆な仮定を置いている。それは対象集団が **Well-mixed** であるというものである。一方現実の人間集団においては誰が誰と遭遇しやすい、というような接触確率の偏りが必ず存在する。伝染の確率論的な性質を取り入れながら最も粒度の小さい集団への分割、すなわち集団=1人としたものがエージェントベースのシミュレーションである。エージェントベースシミュレーションでは伝染の様子をミクロなレベルで記述することが可能なため、より現実に近い複雑な状況をモデル化することができる。

一口にエージェントベースシミュレーションと言ってもモデリングの手法は多岐に渡り、扱う感染症の種類や政策上明らかにしたい目的に応じてそれらを適宜使い分ける必要がある。以下は Riley[36]による類型であり、後に述べるものほど複雑で計算量も多い[37]。

- ・パッチ型: 対象地域を複数のサブ地域に分けてそれぞれの地域内で感受性者は等しい感染力にさらされると仮定する。イギリスでのはしかの動向のモデリングに用いられた。
- ・距離型: 感受性者は感染者からの距離に反比例する感染力にさらされる。2001年にイギリスで発生した口蹄疫の流行のモデリングに使われた。牧場は空間的に離れて分布し、人と違って交通機関による複雑な移動がないため、距離に応じて感染力が低下するモデルが妥当性を持つ。

- ・グループ型: それぞれのグループ内で, 感受性者は等しい感染力にさらされる. また, 適当なグループ間の相互作用を導入することで, 雑踏での伝染などを表現する. インフルエンザなどヒトの間で流行する感染症に用いられる.
- ・ネットワーク型: 家族関係や友人関係など可能な接触をグラフとして表現する. 個人の交友関係が感染伝搬を補足するのに重要な性感染症, 長期間の接触が感染の成立に必要な天然痘で利用実績がある[37].

第3章 進化ゲーム理論

3.1 ゲーム理論

ゲーム理論において、自己の利益の最大化を目指して合理的な意思決定を行う主体をエージェントと呼ぶ。ゲーム理論は相互依存関係にある複数のエージェント、または単独のエージェントの振る舞いを研究する応用数学の一分野である。ここでいう相互依存関係とは、あるエージェントの意思決定の結果が周囲の環境や他のエージェントの利得に影響を与えるために、自身にとっての最適な行動が相手のとった行動に依存するような状況を指す[38]。

あるエージェント i の行動は戦略 S_i で表現される。相互依存的な状況において、各エージェントがある戦略を選択することで、それに応じたある結果が生じる。この、あるゲームに対する帰結として各エージェントは利得を得ることになる。エージェントが互いに連携しない非協力ゲームにおいて合理的な意思決定とは、自身の獲得する利得を最大化するように戦略を選択することに相当する[39]。

相互依存的な状況における非協力ゲームでは、エージェントが追求すべき真の利益とは双方に共通する利益であり、自己利益ではない[40]。そのために、各エージェントは相互依存関係にある他のエージェントと共通する価値を見出し、共有しなければならない。現実的には一度に対戦するエージェントは多数存在することも考えられるが、非協力ゲームの場合対戦相手は一度に一人であることが多い。ここで、自身(エージェント 1)の戦略が $S^1_1, S^1_2, \dots, S^1_m$ の m 個、相手(エージェント 2)の戦略が $S^2_1, S^2_2, \dots, S^2_n$ の n 個の場合を $m \times n$ ゲームという。この場合、お互いの戦略の組み合わせによって決まる利得を $m \times n$ ゲームの利得行列といい、表 1 のように表される。表 1 において、各欄の左側は自身の利得、右側は相手の利得を表している。

表 1. $m \times n$ ゲームの利得行列

エージェント 2 エージェント 1	S^2_1	S^2_2	...	S^2_n
S^1_1	u^1_{11}, u^2_{11}	u^1_{12}, u^2_{12}	...	u^1_{1n}, u^2_{1n}
S^1_2	u^1_{21}, u^2_{21}	u^1_{22}, u^2_{22}	...	u^1_{2n}, u^2_{2n}
:	:	:	...	:
S^1_m	u^1_{m1}, u^2_{m1}	u^1_{m2}, u^2_{m2}	...	u^1_{mn}, u^2_{mn}

3.2 ナッシュ均衡とパレート最適

ナッシュ均衡とはゲーム理論における非協力ゲームの解の一種であり，その概念は次のように定義される[41]: あるゲームを行っているとして，すべてのエージェントが自身の戦略を変更することで利得を増加させることができない戦略の組み合わせである．ナッシュ均衡であるならば，どのエージェントも戦略を変更する誘因を持たない．またナッシュ均衡はどのようなゲームにおいても必ず存在するが，必ずしも一つとは限らない．

表 2.3×3 ゲームの利得行列の例

エージェント 1 \ エージェント 2	S^2_1	S^2_2	S^2_3
S^1_1	4, 4	3, 1	2, 3
S^1_2	1, 3	2, 2	4, 2
S^1_3	3, 2	2, 4	5, 5

表 2 は 3×3 ゲームの利得行列の例を示している．太字で示している要素は相手の戦略に対する自身の最大利得である．表 2 の例において，例えば相手が S^2_1 の戦略を持つ場合，自身は S^1_1 を選択することが最適である．これは相手の立場から見ても同様であり，両者が戦略を変更してもそれ以上利得を増加させることができないため， S^1_1 , S^2_1 の組み合わせはナッシュ均衡であると言える．次に相手が S^2_2 の戦略を持つ場合，自身は S^1_1 を選択することが最適である．一方相手の立場から見るとエージェント 1 が S^1_1 を持つ場合にエージェント 2 が S^2_2 を選択するよりも S^2_1 に変更した方が利得を増加させることができる．よって S^1_1 , S^2_2 の組み合わせはナッシュ均衡ではない．以上より，利得行列においてある欄の要素が両者とも太字となっている場合がナッシュ均衡に該当することが分かる．したがって S^1_3 , S^2_3 の組み合わせもまたナッシュ均衡である．

一方パレート最適とはイタリアの経済学者兼社会学者である Pareto が提唱したミクロ経済学の資源分配に関する概念であり，それは「ある資源分配において，誰かの効用(満足度)を減少させることでしか他の誰かの効用を増加させることができない状態」と定義される．もしパレート最適でなければ，誰の効用も悪化させることなしに少なくとも 1 人の効用を高めることができるため，そのような状況は非効率的な分配となっている．また，パレート最適でない状態から誰の効用も下げることなく誰かの効用を高めるように資源分配を変更することをパレート改善するという．一般に全エージェントにとって状態 A の方が状態 B より望ましいとき，A は B よりパレート優位であるといい，B は A よりパレート劣位であるという．さら

に A がすべての状態において最良の状況であるとき、A はパレート最適であるという。表 2 の例では灰色で示している S^1_3, S^2_3 の組み合わせがパレート最適である。

ナッシュ均衡は必ずしもパレート最適ではない。表 2 の例では S^1_1, S^2_1 の組み合わせはナッシュ均衡だがパレート最適ではない。このように、パレート最適以外にも均衡を持つ状況を非協力ゲームではジレンマという。

3.3 2×2 ゲーム

$m \times n$ ゲームにおいて $m=2, n=2$ かつ各エージェントが同じ戦略の選択肢を持つ対称ゲームを 2×2 ゲームといい、2 人のエージェントは協調戦略(Cooperation, C), あるいは裏切り戦略(Defection, D)のどちらかの戦略を持っている。表 3 に 2×2 ゲームの利得行列を示す。

表 3. 2×2 ゲームの利得行列

エージェント 2 \ エージェント 1	C	D
C	R, R	S, T
D	T, S	P, P

ここで R は Reward, S は Sucker, T は Temptation, P は Punishment の頭文字である。この 2×2 ゲームは非常に単純でありながらも興味深い性質を有するので、ゲーム理論の議論に頻繁に登場する。2×2 ゲームは R, S, T, P の 4 つの利得の大小関係に応じて

1. Trivial game $(T < R \wedge P < S)$
2. Stag hunt game $(T < R \wedge P > S)$
3. Chicken game $(T > R \wedge P < S)$
4. Prisoner's dilemma $(T > R \wedge P > S)$

の 4 つのクラスに分類される。ここで、ギャンブル性ジレンマ $D_g \equiv T - R$ とリスク回避性ジレンマ $D_r \equiv P - S$ なる言葉を定義する[42]。すると上記のクラス分類はより見通し良く、

1. Trivial game $(D_g < 0 \wedge D_r < 0)$
2. Stag hunt game $(D_g < 0 \wedge D_r > 0)$
3. Chicken game $(D_g > 0 \wedge D_r < 0)$
4. Prisoner's dilemma $(D_g > 0 \wedge D_r > 0)$

と表現される．すなわち $D_g - D_r$ 平面上の4象限それぞれが各ゲームクラスに対応していることになる．これらのジレンマゲームはそれぞれダイナミクスに特徴があるが，本研究で解析対象としているワクチン接種ゲームは後述する利得構造から **Chicken game** に分類されるため，次節ではチキンゲームに絞ってその性質を詳述する．

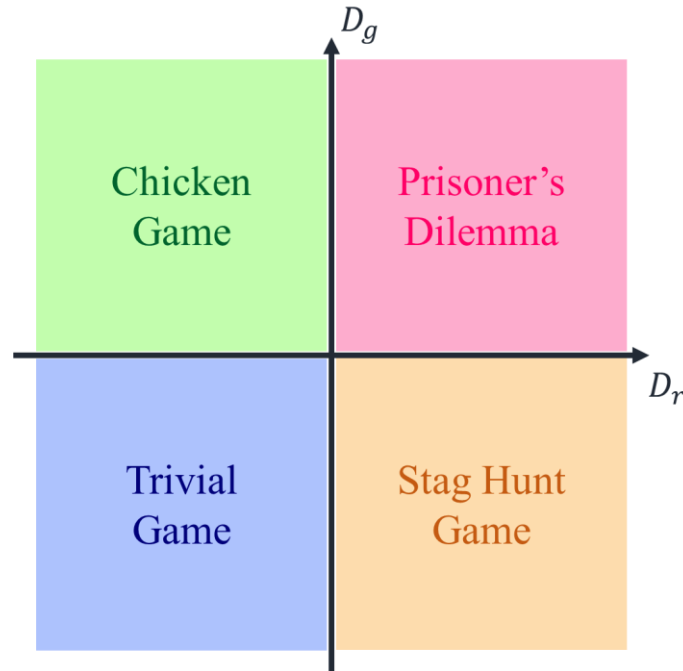


図 3. ギャンブル性ジレンマ D_g とリスク回避性ジレンマ D_r によるゲームクラス分類

3.4 チキンゲーム (Chicken game)

チキンゲームとは $D_g > 0$ かつ $D_r < 0$ を満たしているゲームである．表 4 にチキンゲームの例を示す．チキンゲームではギャンブル性ジレンマのみが存在するため，自分にとって最も都合が良いのは相手が C 戦略を出し，自分は D 戦略を出して相手を食うことができる状況(表 4 左下)である．しかし相手が D 戦略を出すときに自分まで D 戦略を出してしまう(表 4 右下)と最悪の結果を招く．それよりはまだ相手に食われる(表 4 右上)方がマシ，という構図になっている．環境問題にも類似の構造があり，公共財である環境は誰もが利用できるが，皆が過剰に利用すると環境が壊れる，との最悪の結末を迎える．壊れるくらいならば自分は利用を控える方がマシである，との社会ジレンマである[42]．このような社会ジレンマは多人数チキンゲームとしてモデル化可能で，共有地の悲劇(Tragedy of Commons)と呼ばれる．

チキンゲームにおいて，パレート最適は(D, D)以外であるのに対し，ナッシュ均衡は(C, D)と(D, C)である．これは 2×2 ゲームにおいて初期に全エージェントの半数が C 戦略を保持し，

その後ある一定のルールでエージェント達が自己の利得を増大させるように戦略を更新していく状況を考えると、十分に時間が経過した後ではC戦略エージェントとD戦略エージェントの割合がある一定値に収束することを意味している。ただしこれは特定のエージェントがC戦略を出し続け、残りのエージェントがD戦略を出し続けることを意味するのではなく、無限サイズの人口集団を統計的にみるとC戦略者とD戦略者の割合が一定値に均衡することを言っている。このような均衡の事を併存平衡、あるいはPolymorphic(多形)という[42].

表 4. チキンゲームの利得行列の例

		エージェント 2	
		C	D
エージェント 1	C	2, 2	1, 3
	D	3, 1	0, 0

3.5 進化ゲーム理論

ゲーム理論は1944年に von Neumann と Morgenstern[43]によって創始され、彼らは相互依存関係にある人間がどのように行動をめぐる意思決定を下しているのかを研究するための理論を構築した。そして、1950年に Nash[41]はゲーム理論において重要な均衡の概念(ナッシュ均衡)を発見した。2×2ゲームに代表されるゲーム理論においては、各エージェントは自己の利益を最大化するような合理的な意思決定を下すものと仮定される。しかし実際のところ、人間は必ずしも合理性に基づいた意思決定を行うとは限らないことが知られている。

一方進化ゲーム理論とはゲーム理論を動学化した理論体系であり、Maynard Smith[44]の研究を嚆矢とし、Taylor と Jonker[45]や Hofbauer, Schuster および Sigmund[46]らによって創設された。進化ゲーム理論では意思決定の合理性を仮定しない。エージェントは種を構成する個体、戦略は表現型、そして利得は適応度と解釈される。進化ゲーム理論は種間競争による適応度の差が戦略間のゲームにおける利得によって決められ、ゲームの結果は種の繁殖の帰結であるという自然淘汰を表現している[47].

第4章 ワクチン接種ゲーム

4.1 ワクチン接種ゲームとは

第 1 章で述べたように，ワクチン接種ゲームとはワクチン接種に伴う社会ジレンマの存在下における感染症の伝搬過程を探究すべく，数理疫学モデルと進化ゲーム理論を組み合わせた枠組みである．Bauch らによってワクチン接種行動に関する初期のゲーム理論的考察が行われて以来[13], [15]，幾多の研究グループによってワクチン接種ゲームの様々な拡張モデルが提案されてきた[9], [12], [13], [15]–[19], [21]–[27], [29], [48]–[56]．本研究においては 2018 年に Kuga らの提案した完全ワクチンを前提としたワクチン接種ゲームの枠組み[14]をベースラインとし，それを拡張する形で新たなモデルを構築する．そこでまず基盤となる Kuga らのモデルについて本章で説明する．

4.2 ワクチン接種期間と感染流行期間

Well-mixed な無限人口集団においてインフルエンザのような季節性の感染症が流行する際に，人々が自主的にワクチン接種を行う状況を考える．ワクチン接種が有効でない感染症や，一度ワクチン接種を行えば永遠に免疫が維持される感染症は想定しない．したがって感染を回避するには毎シーズンワクチン接種を行う必要がある．各シーズンはワクチン接種期間と感染流行期間の 2 つのフェーズからなる．図 4 にワクチン接種ゲームの概念図を示す．

ワクチン接種期間ではワクチン接種を行うか否かの意思決定を行う．ここでワクチン接種を行ったエージェントはワクチン接種コスト C_V を支払う．ワクチン接種コストにはワクチン接種による金銭的な負担の他に様々なリスク(ワクチン接種による副作用など)が含まれる．またワクチン接種者は必ずしも免疫を獲得できるとは限らない(不完全ワクチンを前提としている)が，免疫を獲得できた場合にはそのシーズン中に限っては免疫獲得状態が維持されるものとする．エージェントがワクチン接種によって免疫を獲得する確率はワクチン有効度 e ($e \in [0, 1]$)によって決定される．なお最初のワクチン接種期間においては全人口からランダムに半数がワクチン接種者として選択される．

一方ワクチン接種を行わなかったエージェントや，ワクチン接種を行ったが免疫を獲得できなかったエージェントについては続く感染流行期間において感染リスクが生じる．

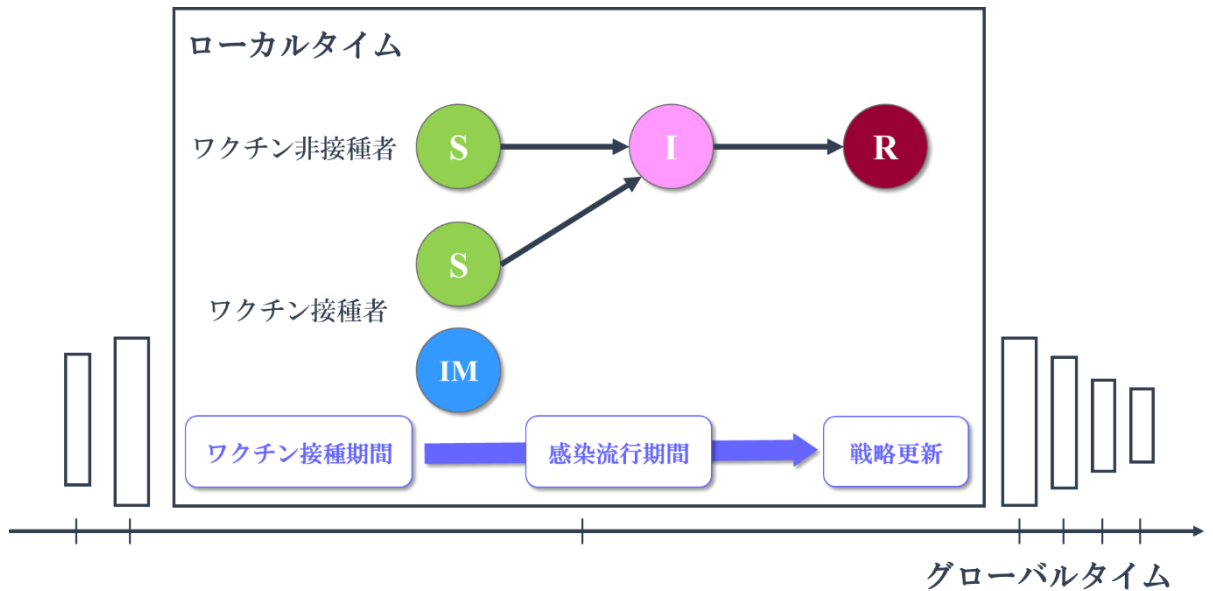


図 4. ワクチン接種ゲームの概念図. 図中 S は感受性状態, I は感染性状態, R は回復性状態, IM は免疫獲得状態を表す.

感染流行期間では, 初期に流行株に感染したエージェントがランダムに I_0 人発生し, SIR モデルに従って感染が拡大していく. 有限人口系における感染症の伝搬過程のシミュレーション(Multi-Agent Simulation)では Gillespie アルゴリズム[57]を用いる. Gillespie アルゴリズムについては 4.5 節で詳述する. 感染流行期間は集団中の感染性人口が存在しなくなるまで続く. 流行期間中に病気に感染したエージェントは感染コスト C_i を支払う. 一方流行期間中にワクチン接種を行わなかったにも関わらず幸運にも感染を免れたエージェントが支払うコストは 0 である. 簡単化のためこれらの利得を感染コスト C_i で規格化し, 相対的ワクチン接種コスト $C_r = \frac{C_v}{C_i}$ ($C_r \in [0, 1]$) を定義する. すると感染流行期間終了後の全エージェントの利得は, 彼らの戦略および健康状態に応じて次表のように分類される.

表 5. ワクチン接種ゲームにおける感染流行期間終了後の利得

戦略/健康状態	健康	感染
ワクチン接種	$-C_r$	$-C_r - 1$
ワクチン非接種	0	-1

4.3 戦略適応方法

ワクチン接種期間と感染流行期間を終えると、各エージェントは次シーズンでワクチン接種を行うか否かを決定する。戦略適応方法には空間型ゲームの研究で広く用いられている Pairwise-Fermi モデル[58], [59]を用いる。このモデルではまず、自エージェント i が隣人中からランダムにエージェント j を選択する。それぞれのエージェントが得た利得を π_i , π_j とすると、戦略 S_i を持つエージェント i がエージェント j の戦略 S_j を模倣する確率はフェルミ関数を用いて次式のように表される;

$$P(S_i \leftarrow S_j) = \frac{1}{1 + \exp[(\pi_i - \pi_j)/\kappa]} \quad (4.1)$$

式(4.1)中の κ は熱力学温度を意味し、この値が高い程戦略はよりランダムに決定されることになる。なおワクチン接種ゲーム研究においては Pairwise-Fermi モデルの拡張形[21]や Pairwise-Fermi と異なる枠組みのモデル[20]なども提案されており、それらを区別するために上述したような通常の Pairwise-Fermi モデルの事は特に”Individual-based Risk Assessment (IB-RA)”[21]と呼ばれる。

不完全ワクチンを前提とする場合、感染流行期間終了後のエージェントらはその利得に応じて表 6 のように 4 クラスに分類される。Well-mixed な無限人口系を対象とする場合には各エージェントの利得は平均場近似を用いて評価する事が出来るため、これら 4 クラスに含まれるエージェントらの戦略更新確率は以下の 8 パターンのいずれかに該当することになる。

$$P(HV \leftarrow SFR) = \frac{1}{1 + \exp[(-C_r - 0)/\kappa]} \quad (4.2)$$

$$P(HV \leftarrow FFR) = \frac{1}{1 + \exp[(-C_r - 1)/\kappa]} \quad (4.3)$$

$$P(IV \leftarrow SFR) = \frac{1}{1 + \exp[(-1 - 0)/\kappa]} \quad (4.4)$$

$$P(IV \leftarrow FFR) = \frac{1}{1 + \exp[(-C_r - 1 - (-1))/\kappa]} \quad (4.5)$$

$$P(SFR \leftarrow HV) = \frac{1}{1 + \exp[(0 - (-C_r))/\kappa]} \quad (4.6)$$

$$P(SFR \leftarrow IV) = \frac{1}{1 + \exp[(0 - (-C_r - 1))/\kappa]} \quad (4.7)$$

$$P(FFR \leftarrow HV) = \frac{1}{1 + \exp[(-1 - (-C_r))/\kappa]} \quad (4.8)$$

$$P(FFR \leftarrow IV) = \frac{1}{1 + \exp[(-1 - (-C_r - 1))/\kappa]} \quad (4.9)$$

表 6. 感染流行期終了後の利得に応じたエージェントのクラス分類

戦略/健康状態	健康	感染済み
ワクチン接種 (V)	Healthy Vaccinator (HV)	Infected Vaccinator (IV)
ワクチン非接種 (NV)	Successful Free Rider (SFR)	Failed Free Rider (FFR)

4.4 Well-mixed 無限人口系におけるワクチン接種率の進化ダイナミクス

4.3 節で述べたように、各感染シーズンの終了後に全エージェントは IB-RA に基づく戦略更新を行い、それによって社会全体におけるワクチン接種率が増減する。シーズン g の感染流行期終了後における各人口グループの人口比率を $HV(g, \infty)$, $IV(g, \infty)$, $SFR(g, \infty)$, $FFR(g, \infty)$ とすると、Well-mixed 無限人口系のワクチン接種率 x の進化ダイナミクスは次式で表される。

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} = & SFR(g, \infty)HV(g, \infty)(P(SFR \leftarrow HV) - P(HV \leftarrow SFR)) \\ & + FFR(g, \infty)HV(g, \infty)(P(FFR \leftarrow HV) - P(HV \leftarrow FFR)) \\ & + SFR(g, \infty)IV(g, \infty)(P(SFR \leftarrow IV) - P(IV \leftarrow SFR)) \\ & + FFR(g, \infty)IV(g, \infty)(P(FFR \leftarrow IV) - P(IV \leftarrow FFR)) \end{aligned} \quad (4.10)$$

4.5 Gillespie アルゴリズム

有限人口系における感染症の伝搬過程をシミュレートする際、本研究では確率的シミュレーション手法の一種である Gillespie アルゴリズムを用いる。シミュレーション手順は以下の通りである。

1. ある時刻 t におけるエージェント i の状態遷移確率 $p_i(t)$ を計算する. 時刻 t における感染性エージェントの人数を $I(t)$ とすると, 感受性エージェントが感染する確率は $\beta I(t)$ であり, 感染性エージェントが回復する確率は γ である. したがって全状態遷移確率 $\lambda(t)$ は,

$$\lambda(t) = \sum_i p_i(t) \quad (4.11)$$

と表される.

2. 次の状態遷移事象は時刻 $t' = t + \Delta t$ で起こる. ここで Δt は平均が $1/\lambda(t)$ である指数分布から取得するものとする. すると時間間隔 Δt は, u を $[0, 1]$ の範囲で発生させた一様乱数として,

$$\Delta t = -\frac{\ln(1-u)}{\lambda(t)} \quad (4.12)$$

と表される.

3. $p_i(t)$ に比例してサンプリングすることにより, 時刻 t' で状態が変化するエージェントを選択する. 一様乱数 $v \in [0, 1]$ を生成し,

$$\frac{\sum_{j=1}^{k-1} p_j(t)}{\lambda(t)} < v < \frac{\sum_{j=1}^k p_j(t)}{\lambda(t)} \quad (4.13)$$

を満たすならば, エージェント k の状態が変化するものとして選択される. ここ

で, $\sum_{j=1}^0 p_j(t)/\lambda(t) = 0$ と定義する.

4. $I(t)$ がゼロになるまで 1 から 3 を繰り返す.

第5章 後発的ワクチン接種行動が感染者サイズに与える影響の評価

5.1 研究目的

第4章で述べたように、従来のワクチン接種ゲーム研究における最大の関心事は、感染症の蔓延を防ぐ上で最も影響が大きいとされる流行開始前の時点でのワクチン接種率を予測することにあった。そのため計算過程においても人々がワクチン接種を行うタイミングは感染流行期が開始する前のフェーズに限定されていた。すなわち、一度感染症の流行が始まってしまうと誰もワクチンを打ちに行くことがないようなモデルになっていた。

しかし現実を鑑みた際にはそのようなモデルは妥当であるとは言い難い。インフルエンザの流行を例にとると、毎年冬の流行シーズンが到来する前に必ず予防接種を打ちに行くような予防意識の高い人々も居れば、そのシーズンの流行度合いをマスメディアから提供される情報や学校・職場での会話を通してしばらく観察してから予防接種をするかどうかを決める人も多く、ワクチン接種者全員が同じタイミングで先制的にワクチンを打つという仮定はしばしば単純化されすぎていると言える。したがってより現実的な感染流行過程を再現するためには先制的なワクチン接種による免疫獲得過程のみならず、感染症の流行中に発生する後発的なワクチン接種によって人々が免疫化される過程をも考慮した数理モデルの構築が必要となる。

後発的に発生するワクチン接種行動をモデル化した研究例はいくつか存在する。Alexanderら[60]はその最も単純な例として、感受性人口が一定の確率でワクチン接種者に遷移するSVIRSモデルを構築した。図5にその概念図を示す。

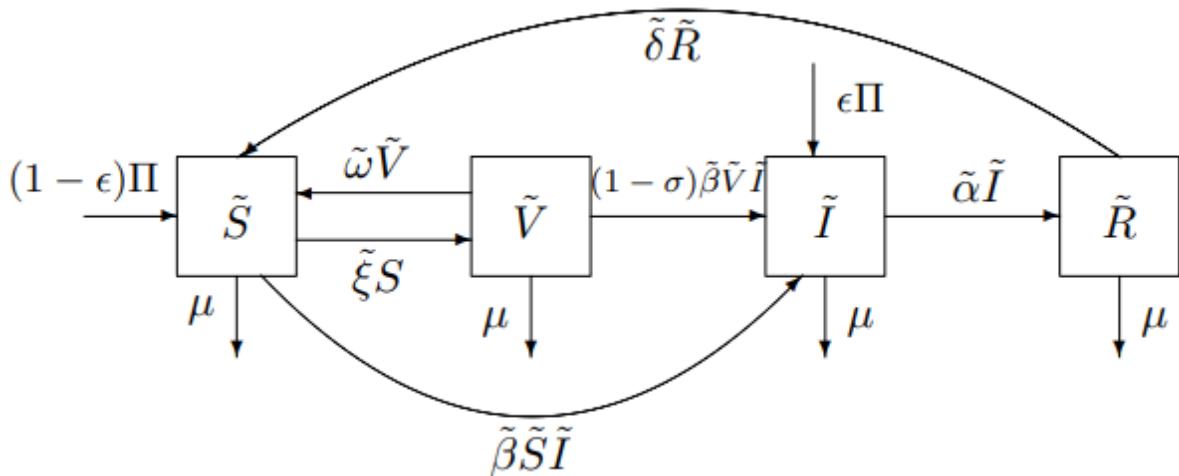


図 5. Alexander らの構築した SVIRS モデルの概念図

Woolley ら[26]はネットワーク上の SIR モデルにおいて、ワクチン接種確率が自エージェント周辺で観測される感染リスクに応じて変動するモデルを構築した。また Kabir[28], Bauch ら[49]は進化ゲーム理論に基づき、ワクチン接種確率がレプリケータ方程式によって動的に決定されるモデルを構築した。

一方で上記いずれの既往研究も後発的なワクチン接種行動のモデル化のみにフォーカスしており、本来感染ダイナミクスに最も大きな影響を与えるはずの先制的なワクチン接種により免疫化された人口のサイズを、そのシステムダイナミクスから導出することが出来ないものになっている。したがって人々の自主的なワクチン接種が感染ダイナミクスに与える影響を正確に評価するためには、先制的にワクチン接種を行う人口と後発的にワクチン接種を行う人口の両方を予測可能な新たなモデルの構築が必要であると言えよう。

以上の背景から、本研究では先制的なワクチン接種のみを考慮していた従来のワクチン接種ゲームにおいて、感染流行期中に実行される後発的なワクチン接種についても考慮したモデルの構築を試みる。基盤となるワクチン接種ゲームの枠組みには第 4 章で説明した Kuga らの不完全免疫を前提としたワクチン接種ゲームを用いる。そして提案モデルにおいてワクチン接種コストやワクチン有効度といったモデルパラメーターが感染者ダイナミクスに与える影響について詳細な解析を行う。

5.2 後発的ワクチン接種のモデル化

本研究では人々の後発的なワクチン接種行動は、自らの属する人口集団内における感染リスクが高いほどエンハンスされるものとする。この点は Woolley らの先行研究[26]においても同様に仮定されている。また同時にワクチン接種にかかるコストが小さいほどより気軽にワクチンを打ちに行ける点を考慮し、コストの影響も取り込んだ定式化を行う。ここで、感染流行中のワクチン接種は予測不可能な感染症の流行度合いに応じて実行されるものであるため、前もってスケジュールを立てた上での実行が可能な先制的ワクチン接種と比べ急な予定変更を伴う分、精神面や経済面で余分にコストが発生していると考えられる。一方で近年では福利厚生制度の一部としてインフルエンザの流行期に差し掛かると従業員に予防接種を無料、あるいは割引価格で提供する企業も存在するため、それらの制度の恩恵を受けている人達からすると、例えそれが感染流行後のワクチン接種であっても先制的ワクチン接種より低コストで実行可能であるとみなせる場合がある。これらの点を考慮し、以下では両ワクチン接種

にかかるコストは互いに異なる値を取り得るものとして、先制的ワクチン接種にかかるコストが C_{PV} 、後発的ワクチン接種にかかるコストが C_{LV} で与えられるものとする。すると非ワクチン接種者のうち感受性状態にある人口(第 4 章で述べた SFR が該当)が後発的にワクチン接種を行う確率 ω を与える式として最も単純なものは次のような形式になる;

$$\omega = \frac{\delta I}{C_{LV} V + \epsilon} \quad (5.1)$$

式(5.1)において δ は補正係数で、 I は感染性人口比率、 V はワクチン接種者比率を表す。また ω の分母 $C_{LV}V$ は 0 に計算過程で 0 になりうる値のため、 ω の発散を防ぐ目的で微小パラメータ ϵ が導入されている。なお本研究では $\epsilon = 0.1$ に設定している。

式(5.1)は ϵ を無視するとワクチン接種の容易さを表す項 $\frac{\delta}{C_{LV}}$ と、集団の感染リスクを表す項 $\frac{I}{V}$ の 2 つの部分に分けられる。集団の感染リスクが I ではなく $\frac{I}{V}$ で評価されているのは、こうすることでワクチン接種者の存在が健康な非ワクチン接種者にフリーライドするインセンティブを与えるというワクチン接種ジレンマを感染流行期間中にも表現するためである。

5.3 感染ダイナミクス

感染ダイナミクスは SIR モデルに従うものとする。ただし Kuga らの不完全ワクチンモデル [14]と異なり、先制的なワクチン接種を行っていない人々については感染流行中に後発的ワクチン接種によって免疫を獲得することが可能である点を考慮する必要がある。そのため以下では先制的にワクチン接種を行った人口を **Pre-emptively vaccinated** グループ(PV グループ)、後発的にワクチン接種を行った、あるいはフリーライドした人口を **Late vaccinated** グループ(LV グループ)と呼ぶことにし、それぞれのグループに対して感染ダイナミクスを定義する。まず PV グループについては SIR モデルをそのまま適用することができるため、そのシーズン g 、ローカルタイムステップ t における時間変化は次式に従う;

$$\frac{dS_{PV}(g, t)}{dt} = -\beta S_{PV}(g, t)I(g, t) \quad (5.2)$$

$$\frac{dI_{PV}(g, t)}{dt} = \beta S_{PV}(g, t)I(g, t) - \gamma I_{PV}(g, t) \quad (5.3)$$

$$\frac{dIM_{PV}(g, t)}{dt} = 0 \quad (5.4)$$

$$\frac{dR_{PV}(g, t)}{dt} = \gamma I_{PV}(g, t) \quad (5.5)$$

ここで、添字_{PV}はPVグループに属する人口であることを意味する。各方程式の初期条件はシーズン g 開始時の先制的ワクチン接種者比率を $PV(g)$ とすると、 $S_{PV}(g, 0) = (1 - e)PV(g) - I_0PV(g)$, $I_{PV}(g, 0) = I_0PV(g)$, $IM_{PV}(g, 0) = ePV(g, 0)$, $R_{PV}(g, 0) = 0$ となる。

一方LVグループの感染ダイナミクスは以下で与えられる。

$$\frac{dS_{LV}(g, t)}{dt} = -\beta S_{LV}(g, t)I(g, t) - e\omega SFR(g, t) \quad (5.6)$$

$$\frac{dI_{LV}(g, t)}{dt} = \beta S_{LV}(g, t)I(g, t) - \gamma I_{LV}(g, t) \quad (5.7)$$

$$\frac{dIM_{LV}(g, t)}{dt} = e\omega SFR(g, t) \quad (5.8)$$

$$\frac{dR_{LV}(g, t)}{dt} = \gamma I_{LV}(g, t) \quad (5.9)$$

$$\frac{dSFR(g, t)}{dt} = -(\omega + \beta I(g, t))SFR(g, t) \quad (5.10)$$

$$\frac{dFFR(g, t)}{dt} = \beta I(g, t)SFR(g, t) \quad (5.11)$$

非ワクチン接種者の後発的ワクチン接種による免疫獲得過程は式(5.6)の右辺第2項によって表現されている。 e はワクチン有効度($e \in [0, 1]$)である。簡単化のためワクチン有効度は先制的にワクチンを接種した場合も後発的にワクチンを接種した場合も同じであるとしている。なお式(5.6)の右辺第2項でワクチン接種を行う人口が S_{LV} ではなく SFR になっているのは、感染流行期中に後発的ワクチン接種を複数回行うことがないようにするためである。各方程式の初期条件は $S_{LV}(g, 0) = SFR(g, 0) = 1 - PV(g, 0) - I_0(1 - PV(g)) = (1 - I_0)(1 - PV(g))$, $I_{LV}(g, 0) = FFR(g, 0) = I_0(1 - PV(g))$, $IM_{LV}(g, 0) = 0$, $R(g, 0) = 0$ である。

最後に感染シーズン中のワクチン接種者比率 $V(g, t)$ の時間発展は次式で表され、初期条件は $V(g, 0) = PV(g)$ となる。

$$\frac{dV(g, t)}{dt} = \omega SFR(g, t) \quad (5.12)$$

5.4 利得構造と戦略適応方法

利得構造は表 7 で与えられ、カッコ内が各人口の名称である。既往研究に従い、戦略適応方法には第 4 章で説明した IBRA を採用する。なお表 7 にまとめた各人口の感染シーズン終了時における人口比率のうち式(5.2)~(5.12)だけでは求まらないもの(SFR と FFR 以外)は次のようにして求められる。

$$HPV(g, \infty) = S_{PV}(g, \infty) + IM_{PV}(g, \infty) \quad (5.13)$$

$$IPV(g, \infty) = R_{PV}(g, \infty) \quad (5.14)$$

$$HLV(g, \infty) = S_{LV}(g, \infty) + IM_{LV}(g, \infty) - SFR(g, \infty) \quad (5.15)$$

$$ILV(g, \infty) = R_{LV}(g, \infty) + FFR(g, \infty) \quad (5.16)$$

表 7. 利得表

戦略/健康状態	健康		感染済み	
PV	$-C_{PV}$ (Healthy Pre-emptive Vaccinator, HPV)		$-C_{PV} - 1$ (Infected Pre-emptive Vaccinator, IPV)	
LV	ワクチン接種	ワクチン非接種	ワクチン接種	ワクチン非接種
	$-C_{LV}$ (Healthy Late Vaccinator, HLV)	0 (Successful Free Rider, SFR)	$-C_{LV} - 1$ (Infected Late Vaccinator, ILV)	-1 (Failed Free Rider, FFR)

5.5 戦略比の進化

第4章で説明した Kuga らのワクチン接種ゲームにおいては、毎シーズンの戦略更新時に変化する値はワクチン接種率であった。一方本研究においては、戦略更新時にワクチン接種率ではなくあくまで先制的にワクチン接種を行う人口の比率だけが更新される。先制的ワクチン接種者比率 $PV(g)$ の進化プロセスは式(4.10)を参考にして以下の式で与えられる。なおワクチン接種ゲームはジレンマクラスとしてはチキンゲームに属しており、その均衡解 $PV(\infty)$ は初期値に依存せず決定されることから $PV(g)$ の初期値は任意の値に定めてよい。したがって既往研究に倣い本研究でも $PV(0) = 0.5$ とする。

$$\begin{aligned}
\frac{dPV(g)}{dt} = & SFR(g, \infty)HPV(g, \infty)P(SFR \leftarrow HPV) \\
& + SFR(g, \infty)IPV(g, \infty)P(SFR \leftarrow IPV) \\
& + HLV(g, \infty)HPV(g, \infty)P(HLV \leftarrow HPV) \\
& + HLV(g, \infty)IPV(g, \infty)P(HLV \leftarrow IPV) \\
& + FFR(g, \infty)HPV(g, \infty)P(FFR \leftarrow HPV) \\
& + FFR(g, \infty)IPV(g, \infty)P(FFR \leftarrow IPV) \\
& + ILV(g, \infty)HPV(g, \infty)P(ILV \leftarrow HPV) \\
& + ILV(g, \infty)IPV(g, \infty)P(ILV \leftarrow IPV) \\
& - HPV(g, \infty)SFR(g, \infty)P(HPV \leftarrow SFR) \\
& - HPV(g, \infty)HLV(g, \infty)P(HPV \leftarrow HLV) \\
& - HPV(g, \infty)FFR(g, \infty)P(HPV \leftarrow FFR) \\
& - HPV(g, \infty)ILV(g, \infty)P(HPV \leftarrow ILV) \\
& - IPV(g, \infty)SFR(g, \infty)P(IPV \leftarrow SFR) \\
& - IPV(g, \infty)HLV(g, \infty)P(IPV \leftarrow HLV) \\
& - IPV(g, \infty)FFR(g, \infty)P(IPV \leftarrow FFR) \\
& - IPV(g, \infty)ILV(g, \infty)P(IPV \leftarrow ILV)
\end{aligned} \tag{5.17}$$

5.6 数値計算の結果

5.6.1 δ が感染ダイナミクスに与える影響

まず後発的ワクチン接種の発生確率を定義した式(5.1)において、 δ の値の変化が感染ダイナミクスに与える影響を調べる。図 6 は δ の値を 0 から 0.5 まで変化させた場合の最終感染者サイズ、全ワクチン接種者比率、先制的ワクチン接種者比率、後発的ワクチン接種者比率のワクチン接種コストに対する依存性を示している。なおここでは簡単化のためワクチン有効度は 1 に設定し、先制的ワクチン接種にかかるコストと後発的ワクチン接種にかかるコストは等しいものとしている。 $\delta = 0$ の場合は先制的ワクチンによってのみワクチン接種が可能のため、実質的に従来モデルと同等である。

図 6 において δ の値が大きくなるにつれ、特に高ワクチン接種コスト領域における後発的ワクチン接種者比率が増加している事が分かる。興味深いのは δ の値の増加に伴い後発的ワクチン接種比率のみならず先制的ワクチン接種者比率までもが増加している点である。それも後発的ワクチン接種者比率に大きな違いが見られない低～中コスト領域においてである。このような現象が見られる理由は以下の通りである。まず δ の値の増加により後発的ワクチン接種が強制的に促進されると LV 戦略を選んでもフリーライドしにくくなるため、LV グループの中には半ば強制的に後発的ワクチン接種をさせられる人々が出てくる。一方ワクチン接種をするしか選択肢が無い状況でかつ先制的ワクチン接種と後発的ワクチン接種にかかるコストに大差がない状況であれば、先制的ワクチン接種を選ぶ方が感染を回避できる可能性が高まるためより高い期待利得が得られる。これにより、もともとフリーライドを望んで LV 戦略を選択していた人達が PV グループに流れてくるため、 δ の増加と共に先制的ワクチン接種者比率が増加するのであると考えられる。

そしてこれら 2 つのワクチン接種者比率の増分を重ね合わせると全コスト領域でワクチン接種者比率が増加していることになるため、最終感染者サイズは減少していく。

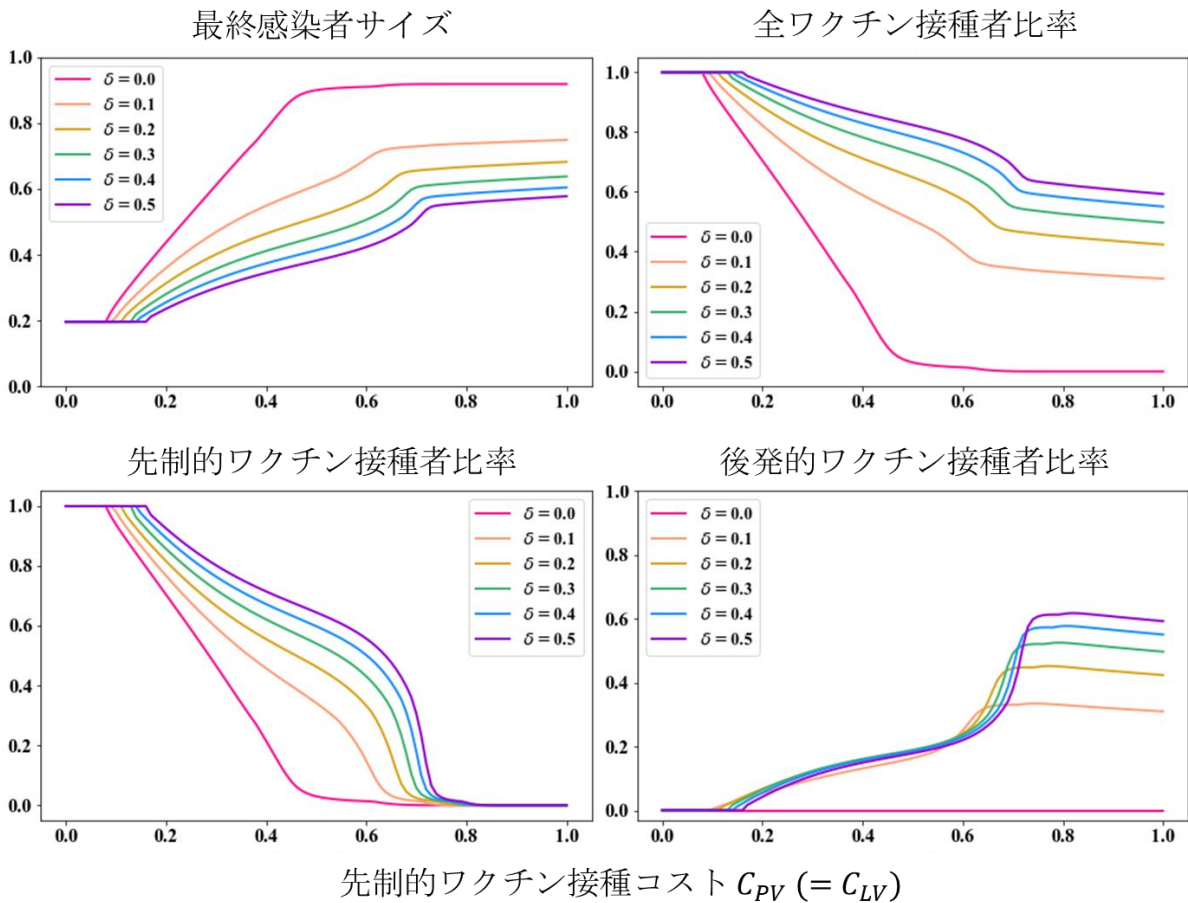


図 6. δ の値を変化させた場合の最終感染者サイズ，全ワクチン接種者比率，先制的ワクチン接種者比率，後発的ワクチン接種者比率．簡単化のためワクチン有効度 $e = 1$ ，先制的ワクチン接種コスト C_{PV} と後発的ワクチン接種コスト C_{LV} は等しいものとしている．

5.6.2 感染率がワクチン接種率に与える影響

本研究において後発的なワクチン接種行動は感染リスクの増大によって駆動されるものとした．したがって基本的には感染率 β が高い程後発的ワクチン接種者比率も増加するはずである．また式(5.1)より，ワクチン接種コストが低い程後発的ワクチン者比率が増加することが推測される．そこで図 7 では感染率とワクチン接種コストを変化させた場合の先制的ワクチン接種者比率と後発的ワクチン接種者比率を調べた．なおこれ以降の計算では全て $\delta = 0.25$ に設定している．

上記の内容からはこの相図でいう右下の領域ほど後発的ワクチン接種者比率が高くなることが期待されたが，実際には中程度の感染率の領域にピークが存在することが判明した．代

わりに感染率が高い領域では先制的ワクチン接種が選択されていることが同相図から分かる。これは感染リスクが非常に高い一方ワクチン接種コストは低いような状況においては、フリーライドの成功による高利得獲得を期待するよりかは、安価なワクチン接種の実行という安全策をとる方がより高い期待利得が得られること、またその際どうせワクチンを打つのであればより早い段階で免疫の獲得が可能な先制的ワクチン接種戦略が選ばれたためだと理解される。

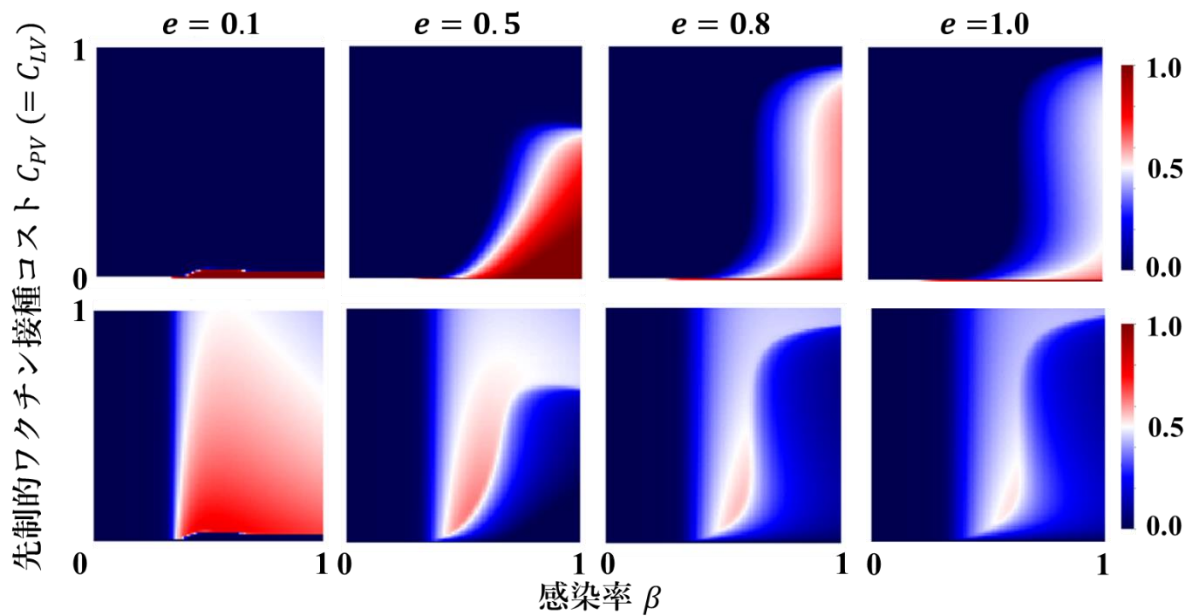


図 7. 感染率とワクチン接種コストがワクチン接種率に与える影響. 上段が先制的ワクチン接種者比率, 下段が後発的ワクチン接種者比率で, ワクチン有効度 $e = 0.1, 0.5, 0.8, 1.0$ の場合の結果を示す.

5.6.3 ワクチン接種コスト平面上での特性分析

前節までは簡単化のため 2 つのワクチン接種コスト C_{PV} と C_{LV} は等しいという前提を置いたが, 一般には企業の福利厚生制度の存在などにより先制的ワクチン接種と後発的ワクチン接種にかかるコストが等しいとは限らない. したがって以下では 2 種類のワクチン接種コストの大小関係が感染者サイズやワクチン接種率に与える影響を調べる. 図 8 は先制的ワクチン接種コスト C_{PV} と後発的ワクチン接種コスト C_{LV} を $[0, 1]$ の範囲で変化させた場合の最終感染者サイズ, 全ワクチン接種者比率, 先制的ワクチン接種者比率, 後発的ワクチン接種者比率, 社会平均利得である.

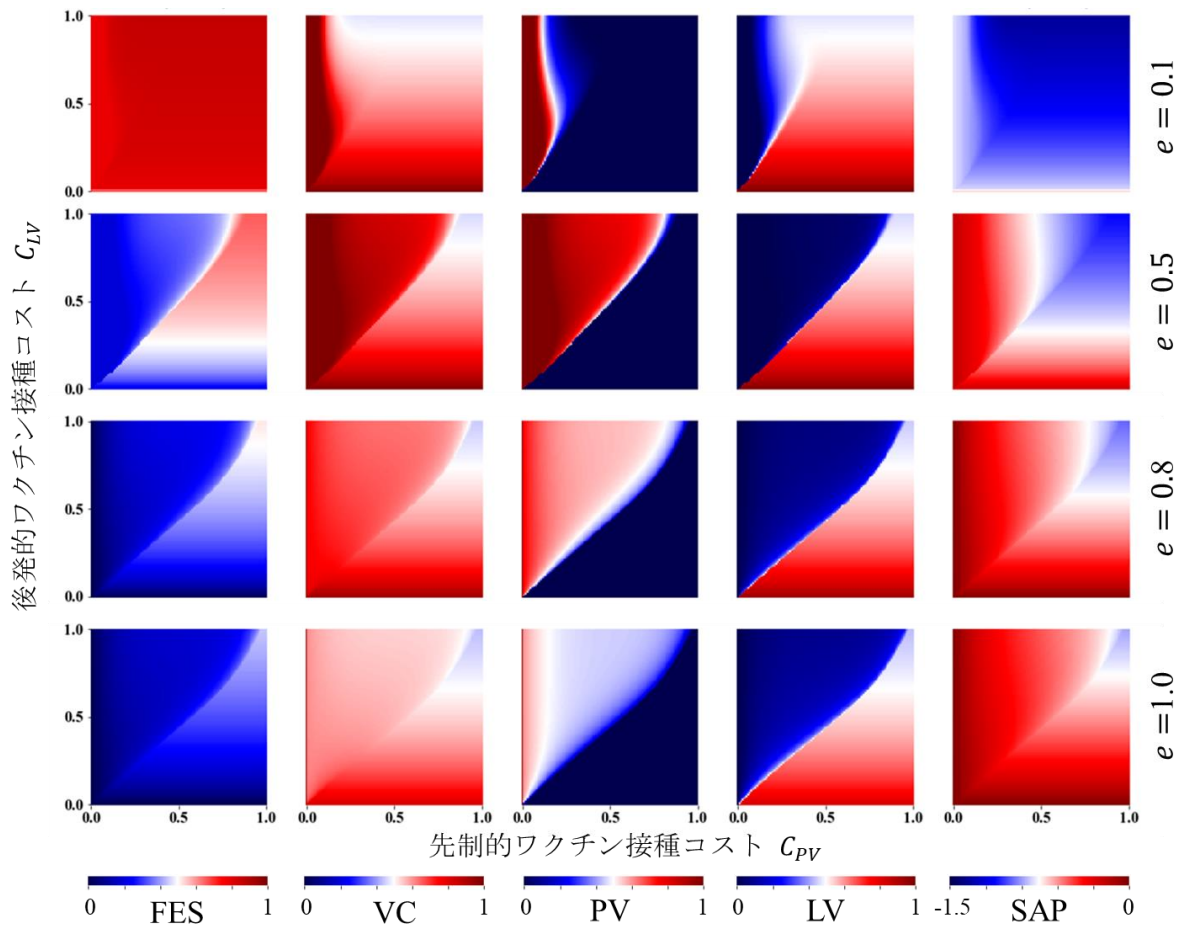


図 8. 最終感染者サイズ FES, 全ワクチン接種者比率 VC, 先制的ワクチン接種者比率 PV, 後発的ワクチン接種者比率 LV, 社会平均利得 SAP. 各行がそれぞれワクチン有効度 $e = 0.1, 0.5, 0.8, 1.0$ の場合の計算結果を示す.

まず最終感染者サイズについて見ると, $C_{PV} < C_{LV}$ を満たす領域では $C_{LV} < C_{PV}$ を満たす領域と比べ全体的に値が小さくなっていることが分かる. これは $C_{PV} < C_{LV}$ を満たす領域の方が全ワクチン接種者比率が高く, またその大半が感染拡大を抑制する効果のより高い先制的ワクチン接種者だからである. 先制的ワクチン接種者の比率が後発的ワクチン接種者比率より高くなっているのは, 戦略適応の過程でよりコスト優位性のあるワクチン接種戦略が選択されたためであると考えられる. したがって企業の福利厚生制度でインフルエンザの予防接種などを安価に提供するのであれば対象を感染流行前, あるいは流行初期の応募者に限定しなければかえって感染拡大を助長しかねないという事が言える.

一方で社会平均利得については $C_{PV} = C_{LV}$ となるラインに関しておおよそ軸対称な特性を示している。これは感染者サイズや全ワクチン接種者比率が $C_{PV} = C_{LV}$ に関して明確に非軸対称な特性を示している点と大きく異なる。つまり先制的ワクチン接種が後発的ワクチン接種より低コストで利用可能であれば感染拡大はより抑え込まれるものの、それは単により多くの人々がワクチンを打っているからであり、感染拡大のリスクと引き換えにフリーライドや後出しのワクチン接種に頼ることによっても同程度の利得を獲得できてしまうということになる。これは全員が犠牲を払ってでも確実に健康でいられる社会(公平ながら非効率にワクチンを消費する社会)と、一部の人達のフリーライドという幸せのために残り的人達が感染症による苦しみを引き受けることで、平均値としては前者と同程度幸せな社会(不公平ながら効率よくワクチンを利用する社会)のどちらを取るかを、ワクチン接種コストの調整という形で我々は選択可能であるという事を意味している。

5.6.4 感染ダイナミクスの時間発展

次に流行期間中の感染ダイナミクスの時間発展を見る。図9はS, I, IM, R状態にある人口比率と後発的ワクチン接種者比率の時間変化である。先制的ワクチン接種にかかるコストが後発的ワクチン接種に係るコストよりも低い場合には感染シーズン開始初期の段階から多くの免疫獲得者がいるおかげで感染が広がりやすく、感染者サイズを表すR状態の人口比率が低く抑えられたままシーズンが終了していることが分かる。反対に後発的ワクチン接種が安価に利用可能な状況ではシーズン開始段階で免疫を持っている人々がほとんど存在しないため、ほとんどの人達が感染の流行に後れてワクチン接種を行うことになり、感染が拡大していることが分かる。

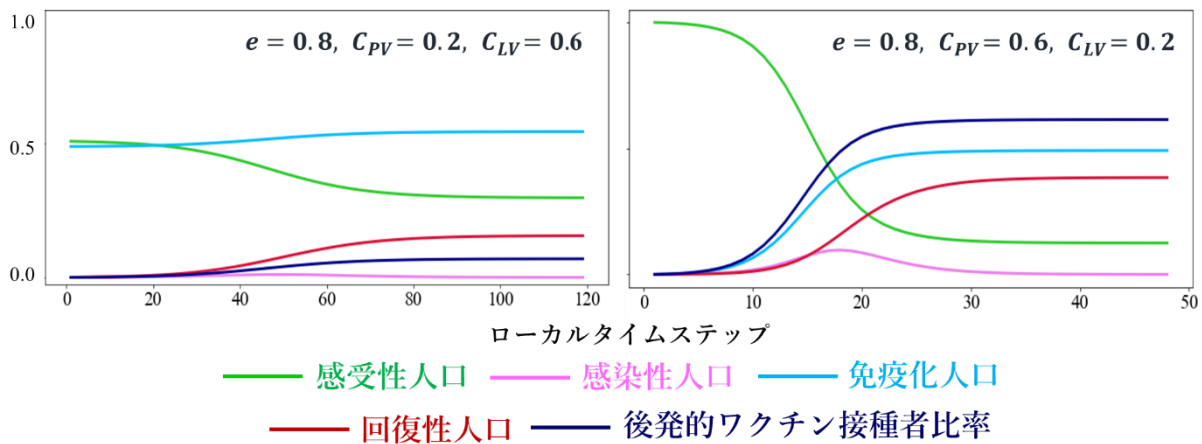


図 9. 感染ダイナミクスの時間変化. 左図は先制的ワクチン接種コスト $C_{PV} = 0.2$, 後発的ワクチン接種コスト $C_{LV} = 0.6$ の場合. 右図は $C_{PV} = 0.6$, $C_{LV} = 0.2$ の場合. 両者ともワクチン有効度 $e = 0.8$ で, 社会均衡に至る直前の感染シーズンの時間変化を示す.

5.6.5 フリーライド希求度とフリーライド成功度

次に, 先制的なワクチン接種を避けたエージェント達が感染シーズン中に実際に取った行動に着目した分析を行う. その際 LV グループに属するエージェント達がどの程度強くフリーライドを望んだのかを表す指標として, フリーライド希求度 E_{FR} という値を次式のように定義する;

$$E_{FR} = \frac{\text{(フリーライダー比率)}}{\text{(先制的ワクチン接種を避けた人口比率)}} = \frac{SFR + FFR}{1 - PV} \quad (5.14)$$

また同時に, フリーライドの成功しやすさを表す指標としてフリーライド成功度 P_{SFR} を次のように定める.

$$P_{SFR} = \frac{\text{(健康なフリーライダー比率)}}{\text{(フリーライダー比率)}} = \frac{SFR}{SFR + FFR} \quad (5.15)$$

すると, ワクチン接種コストとワクチン有効度を変化させた場合のフリーライド希求度及びフリーライド成功度の相図として図 10 が得られる. なおここでは再び簡単化のため $C_{PV} = C_{LV}$ としている.

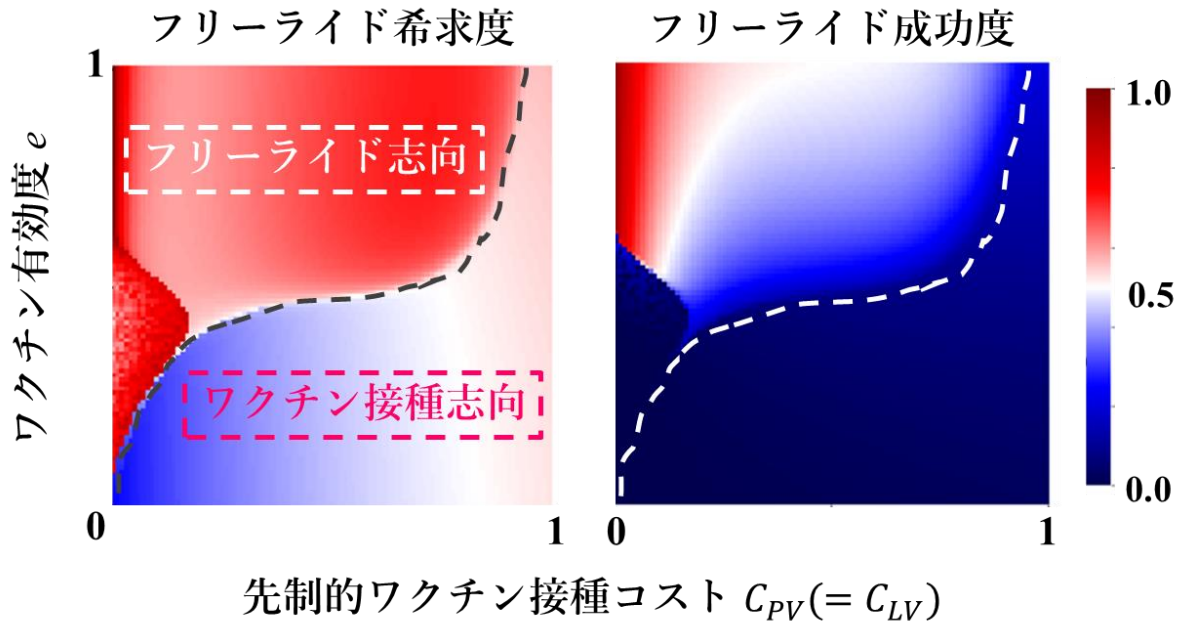


図 10. ワクチン接種コストとワクチン有効度を変化させた場合のフリーライド希求度とフリーライド成功度. 簡単化のため $C_{PV} = C_{LV}$ としている.

図 10 から, フリーライド希求度は基本的にワクチン接種コスト方向に感度を持つこと, またあるワクチン有効度を境に相転移を引き起こし, 二相に分かれることが分かる. この相転移はすなわちエージェントが LV 戦略を選択する場合に, 結局のところ後発的ワクチン接種とフリーライドのどちらの実行を期待しているのかが明確に変化する境界であると考えられる. したがってフリーライド希求度の特に高い領域(図中フリーライド志向と記入している箇所)で LV 戦略を選択したエージェント達は暗にフリーライドの実行を前提に LV 戦略を選択しているのに対し, フリーライド希求度の特に低い領域(図中ワクチン接種志向と記入している箇所)で LV 戦略を選択したエージェントは後発的ワクチン接種の実行を目的に LV 戦略を選択していると言える. なおこのような相転移がワクチン有効度の変化によって引き起こされる理由は, ワクチン有効度の増加によって社会全体の抱える潜在的な感染リスクを下がるとフリーライドに成功する確率が高まるためだと予想されるが, それはフリーライド成功度がフリーライド希求度の相転移を引き起こしているのと同じ境界線を境にゼロに近い値から上昇傾向に転じていることから確認される.

5.6.6 既往モデルとの特性比較

本モデルではワクチン接種が実行可能なタイミングを感染症の流行発生前の段階に限定していないことで、既往モデルと比較した際に社会均衡時の最終的なワクチン接種率が増加しているはずである。これは視点を変えると、既往モデルはワクチン接種率を本来あるべき値と比べて過小評価してしまっているとも言える。

そこで図 11 では、既往モデルで見られていたワクチン接種率の過小評価が本モデルの導入によってどのように解消されたかを見るため、先制的ワクチン接種コストと後発的ワクチン接種コストが等しい条件でワクチン接種コストとワクチン有効度に対する最終感染者サイズとワクチン接種率の相関を描いた。ワクチン接種率の相関を見ると、既往モデルにおいてワクチン接種者が全く存在しないとみなされていた領域においても提案モデルでは無視できない数のワクチン接種者が存在していることが分かる。これらのワクチン接種者は当然ながら後発的にワクチンを接種した人々であると考えられるが、それは先制的ワクチン接種者比率と後発的ワクチン接種者比率の相関を示した図 12 から確認される。また最終感染者サイズについては、既往モデルの場合ワクチン接種者が全く存在しないとみなされていた領域では一様に高い値を示すだけであったのが、提案モデルにおいてはワクチン有効度方向に感度を示すようになっている。これは先述したように、提案モデルでは例え先制的にワクチン接種を行う人々が皆無な状況にあっても後発的ワクチン接種により免疫を獲得する人々が存在し、それらの人々が免疫を獲得する確率がワクチン有効度に依存するために生じた特性である。

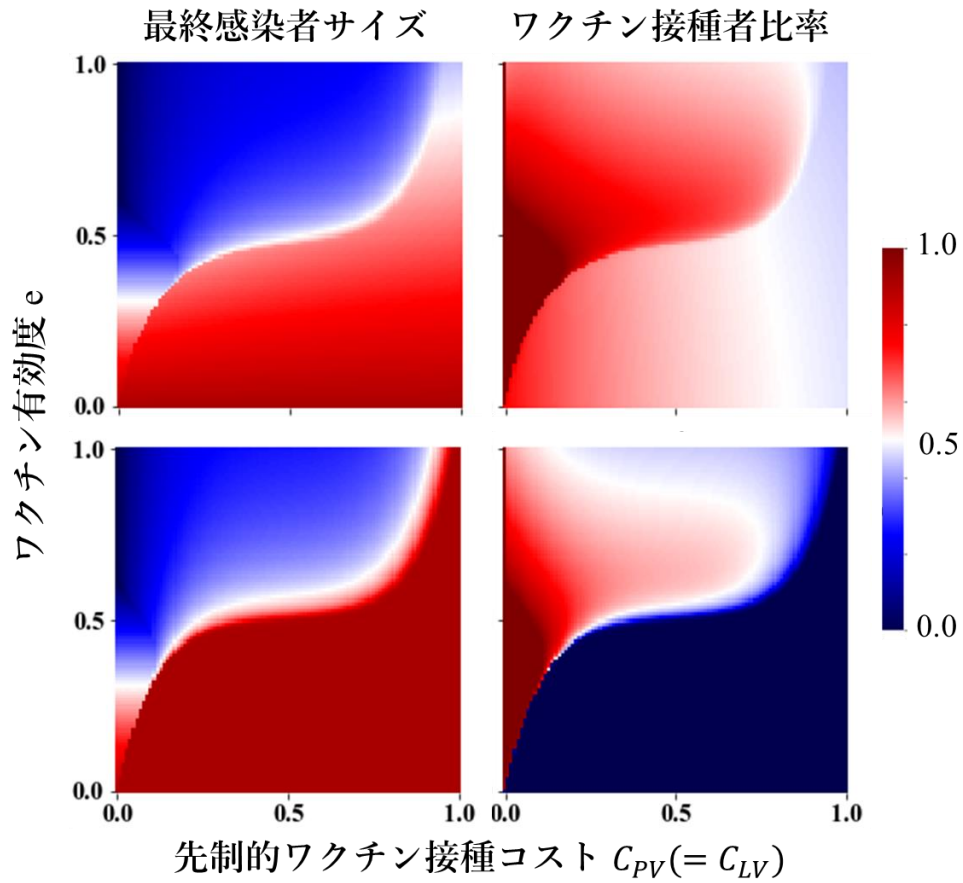


図 11. 本モデル(上段)と既往モデル(下段)における最終感染者サイズとワクチン接種者比率. 既往モデルとの比較のため $C_{PV} = C_{LV}$ としている.

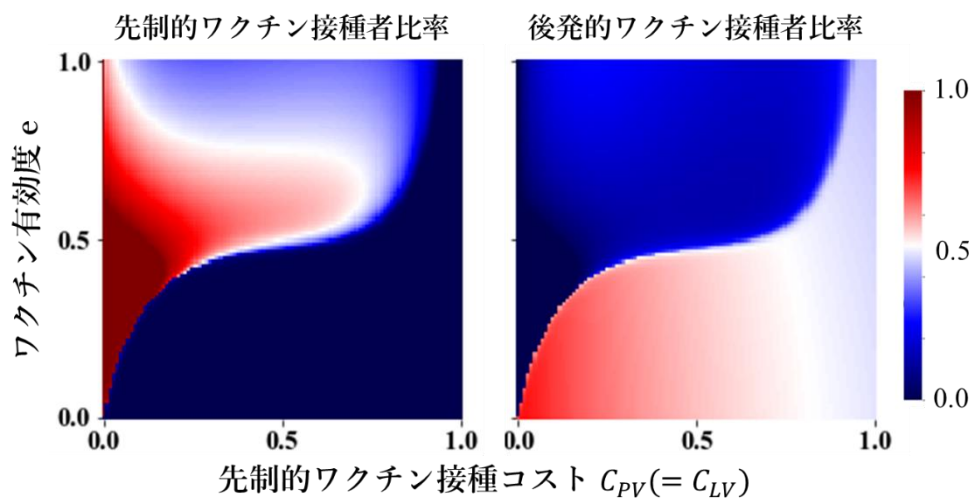


図 12. 先制的ワクチン接種者比率と後発的ワクチン接種者比率. 図 11 同様 $C_{PV} = C_{LV}$ としている.

5.7 有限人口系との比較

有限人口系(エージェントベースモデル)で同様の計算を行う場合, Well-mixed 人口を仮定する限りは平均場近似を用いて数値解析を行う場合と本質的には同じ計算を行っていることになるため計算結果に差は現れないはずである. しかしながら有限人口系の場合は人口サイズの有限性に起因して感染スピードが速まるため, シミュレーション条件において感染率 β の値を調整しなければ平均場近似による解析解と同等の計算結果が得られないことが既往研究で明らかになっていた. そのため感染レベルに比例して発生確率が増減する後発的ワクチン接種についても, その速度係数 δ の値を調整しなければ理論と合致する結果が得られない可能性があった.

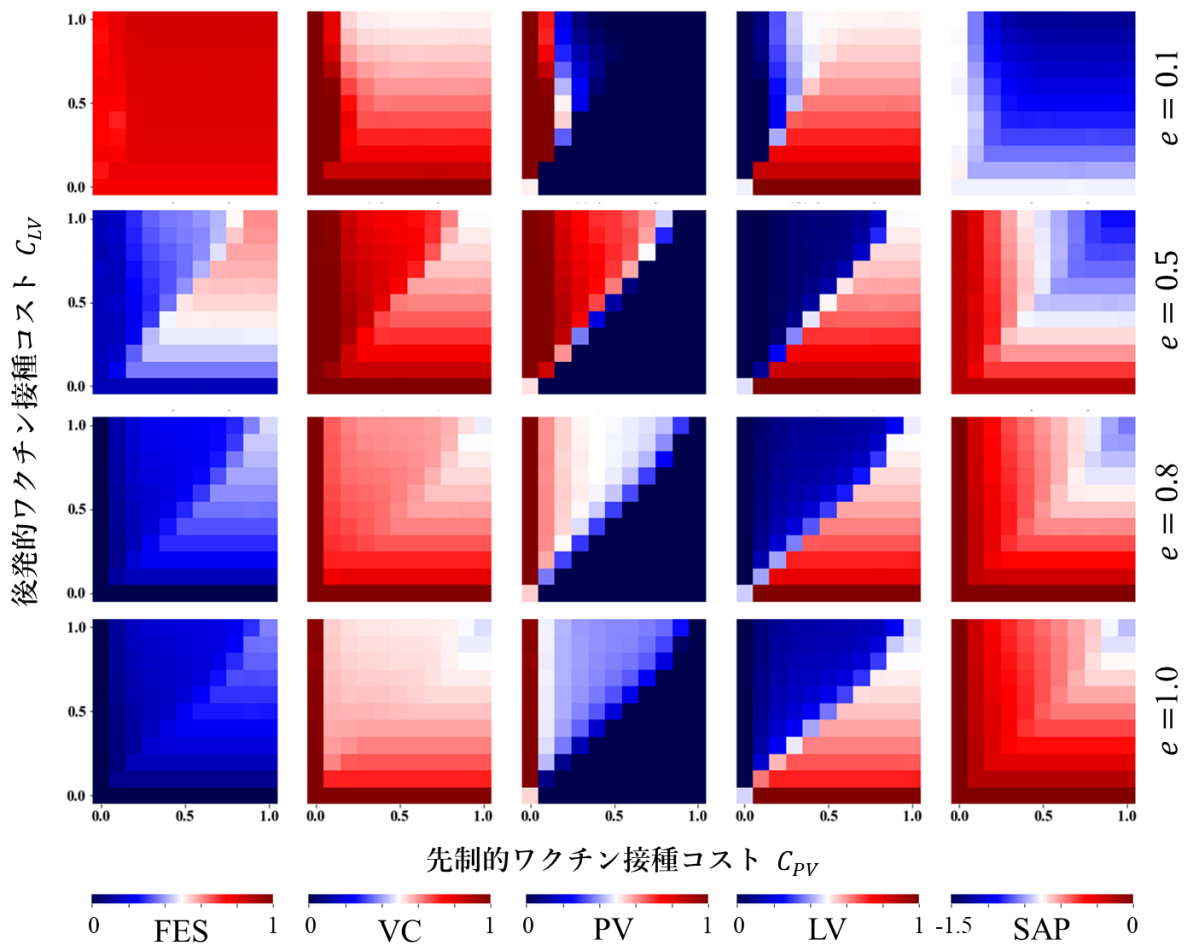


図 13. エージェントシミュレーションの計算結果. ワクチン有効度 $e = 0.1, 0.5, 0.8, 1.0$ のそれぞれの場合における最終感染者サイズ FES, 全ワクチン接種者比率 VC, 先制的ワクチン接種者比率 PV, 後発的ワクチン接種者比率 LV, 社会平均利得 SAP を示す. $N = 10^4, \beta = 8.6 \times 10^{-5}[\text{day}^{-1}\text{person}^{-1}], \gamma = 1/3[\text{day}^{-1}], I_0 = 5$.

以上の背景から人口 $N = 10^4$, 感染率 $\beta = 8.6 \times 10^{-5}$, 各感染シーズンにおける初期感染者数 $I_0 = 5$, その他のパラメーターは全て数値解析時と同じ値に設定した上でエージェントシミュレーションを行い, 乱数系列の異なる独立 100 試行の計算結果のアンサンブル平均を取得した. 図 13 がその計算結果であるが, 相図はおおむね解析解と一致するものとなり, 無限人口系と有限人口系で後発的ワクチン接種に関わるパラメーターの調整は不要であることが分かった.

第 6 章 結論

6.1 まとめ

本研究では Kuga らの提案する不完全ワクチンを前提としたワクチン接種ゲームの枠組みに、それまで考慮されていなかった感染流行期中に実施される人々の後発的なワクチン接種行動の影響を取り込んだモデルを構築し、そのモデルが感染ダイナミクスに与える影響を評価した。提案モデルにおいて、エージェントが後発的にワクチンを接種する確率はワクチン接種にかかるコスト及び集団の抱える感染リスクによって決定されるものとした。

平均場近似に基づく数値計算からは、エージェントが先制的ワクチン接種戦略と後発的ワクチン接種戦略のうちより安価に利用可能なワクチン接種戦略を選択する傾向があることが判明した。最終感染者サイズという観点で見た際には、感染流行を抑制する効果のより高い先制的ワクチン接種が後発的ワクチン接種より低コストで利用可能な状況の方が望ましいことが確認された。更に先制的なワクチン接種を避けたエージェントがどの程度フリーライドを希望したのかを定量的に表す指標として、フリーライド希求度と呼ばれる値を導入した。その相関からはフリーライド希求度があるワクチン有効度を境に相転移を起こし、LV 戦略エージェントがワクチン接種志向からフリーライド志向に転じることが明らかになった。

また既往モデルと本モデルの特性比較により、これまで後発的ワクチン接種を考慮していなかったことでどれだけワクチン接種率が過小評価されていたのかを調査した。すると特に既往モデルでワクチン接種者が全く存在しないとみなされていた高ワクチン接種コストかつ低ワクチン有効度の領域であっても、実際には無視できない数の後発的ワクチン接種者が存在することが確認された。またそれにより、最終感染者サイズが常にワクチン有効度に依存する特性を示すようになった。これは既往モデルでは表現しきれなかった重要な特性を本モデルであれば再現可能であることを意味している。最後に有限人口系での計算結果を平均場近似から得られた解析解と比較し、両者の特性に違いがないこと、また理論モデルの妥当性が確認された。

6.2 今後の展望

本研究では平均場近似に基づく解析解とエージェントベースモデルに基づく数値解析解との厳密な特性比較のため、対象とする人口集団は **Well-mixed** である、すなわちエージェントは同じ集団内の誰とでも接触可能(いつでも社会全体の情報にアクセスできる)という仮定を置いた。そのため感受性人口が後発的にワクチン接種を実行する確率を定義した式(5.1)にお

いても、その意思決定に最も影響を与えるファクターである感染者比率とワクチン接種者比率は全人口から取得可能であるものとした。しかし現実問題、非常に規模の小さな集団($N \sim 10$)やワクチン接種率などの統計がリアルタイムで完全に開示されているような特殊な状況を除き、人々が集団全体の情報を完全に把握できることは稀である。したがって提案モデルをより現実的なものに近づけるには集団に空間構造を導入し、エージェントが情報を取得可能な範囲を考慮する必要があると言えよう。

参考文献

- [1] J. Tanimoto, *Evolutionary Games with Sociophysics: Analysis of Traffic Flow and Epidemics*. 2019.
- [2] J. Tanimoto, *Fundamentals of Evolutionary Game Theory and its Applications*. Springer, 2015.
- [3] Z. Wang et al., ‘Statistical physics of vaccination’, *Phys. Rep.*, vol. 664, pp. 1–113, 2016.
- [4] N. M. Ferguson et al., ‘Strategies for containing an emerging influenza pandemic in Southeast Asia’, *Nature*, vol. 437, no. 7056, pp. 209–214, 2005.
- [5] R. M. Anderson and R. M. May, *Infectious diseases of humans*. Oxford University Press, 1991.
- [6] G. B. Chapman and E. J. Coups, ‘Predictors of influenza vaccine acceptance among healthy adults’, *Prev. Med. (Baltim.)*, vol. 29, no. 4, pp. 249–262, 1999.
- [7] G. B. Chapman and E. J. Coups, ‘Emotions and preventive health behavior: Worry, regret, and influenza vaccination’, *Heal. Psychol.*, vol. 25, no. 1, pp. 82–90, 2006.
- [8] S. Basu, G. B. Chapman, and A. P. Galvani, ‘Integrating epidemiology, psychology, and economics to achieve HPV vaccination targets’, *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 105, no. 48, pp. 19018–19023, 2008.
- [9] R. M. Anderson and R. M. May, ‘Vaccination and herd immunity to infectious diseases’, *Nature*, vol. 318, no. 6044, pp. 323–329, 1985.
- [10] C. Betsch, R. Böhm, L. Korn, and C. Holtmann, ‘On the benefits of explaining herd immunity in vaccine advocacy’, *Nat. Hum. Behav.*, vol. 1, no. 3, pp. 1–6, 2017.
- [11] W. O. Kermack and A. G. McKendrick, ‘A contribution to the mathematical theory of epidemics’, *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, vol. 41, no. 14, pp. 5359–5387, 2018.
- [12] F. Fu, D. I. Rosenbloom, L. Wang, and M. A. Nowak, ‘Imitation dynamics of vaccination behaviour on social networks’, *Proc. R. Soc. B Biol. Sci.*, vol. 278, no. 1702, pp. 42–49, 2011.
- [13] C. T. Bauch and D. J. D. Earn, ‘Vaccination and the theory of games’, *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 101, no. 36, pp. 13391–13394, 2004.

- [14] K. Kuga and J. Tanimoto, ‘Which is more effective for suppressing an infectious disease: Imperfect vaccination or defense against contagion?’, *J. Stat. Mech. Theory Exp.*, no. 023407, 2018.
- [15] C. T. Bauch, A. P. Galvani, and D. J. D. Earn, ‘Group interest versus self-interest in smallpox vaccination policy’, *Public Health*, vol. 65, no. C, p. 49, 1951.
- [16] R. Breban, ‘Health newscasts for increasing influenza vaccination coverage: An inductive reasoning game approach’, *PLoS One*, vol. 6, no. 12, 2011.
- [17] C. T. Bauch, ‘Imitation dynamics predict vaccinating behaviour’, *Proc. R. Soc. B Biol. Sci.*, vol. 272, no. 1573, pp. 1669–1675, 2005.
- [18] B. Wu, F. Fu, and L. Wang, ‘Imperfect vaccine aggravates the long-standing dilemma of voluntary vaccination’, *PLoS One*, vol. 6, no. 6, 2011.
- [19] R. Breban, R. Vardavas, and S. Blower, ‘Mean-field analysis of an inductive reasoning game: Application to influenza vaccination’, *Phys. Rev. E - Stat. Nonlinear, Soft Matter Phys.*, vol. 76, no. 3, pp. 1–11, 2007.
- [20] Y. Iwamura and J. Tanimoto, ‘Realistic decision-making processes in a vaccination game’, *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 494, no. December 2017, pp. 236–241, 2018.
- [21] E. Fukuda, S. Kokubo, J. Tanimoto, Z. Wang, A. Hagishima, and N. Ikegaya, ‘Risk assessment for infectious disease and its impact on voluntary vaccination behavior in social networks’, *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 68, no. November, pp. 1–9, 2014.
- [22] M. L. Ndeffo Mbah et al., ‘The impact of imitation on vaccination behavior in social contact networks’, *PLoS Comput. Biol.*, vol. 8, no. 4, 2012.
- [23] M. J. Keeling and K. T. D. Eames, ‘Networks and epidemic models’, *J. R. Soc. Interface*, vol. 2, no. 4, pp. 295–307, 2005.
- [24] E. Fukuda, J. Tanimoto, and M. Akimoto, ‘Influence of breaking the symmetry between disease transmission and information propagation networks on stepwise decisions concerning vaccination’, *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 80, pp. 47–55, 2015.
- [25] E. Fukuda and J. Tanimoto, ‘Effects of stubborn decision-makers on vaccination and disease propagation in social networks’, *Int. J. Autom. Logist.*, vol. 2, no. 1/2, p. 78, 2016.
- [26] O. Woolley-Meza, D. Helbing, and D. Brockmann, ‘Limited information activates resonant epidemic control’, no. December, 2015.
- [27] L. Lu and Y. Ouyang, ‘Dynamic vaccination game in a heterogeneous mixing population’, *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 533, pp. 1–23, 2019.
- [28] K. M. A. Kabir and J. Tanimoto, ‘Dynamical behaviors for vaccination can suppress infectious disease – A game theoretical approach’, *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 123, pp. 229–239, 2019.

- [29] L. G. Alvarez-Zuzek, M. A. Di Muro, S. Havlin, and L. A. Braunstein, ‘Dynamic vaccination in partially overlapped multiplex network’, *Phys. Rev. E*, vol. 99, no. 1, pp. 1–11, 2019.
- [30] R. M. Anderson, ‘DISCUSSION: THE KERMACK-McKENDRICK EPIDEMIC THRESHOLD THEOREM’, *Bull. Math. Biol.*, vol. 53, no. 1–2, pp. 3–32, 1991.
- [31] D. Bernoulli, ‘Essai d’une nouvelle analyse de la mortalité causée par la petite vérole et des avantages de l’inoculation pour la prévenir’, *Mém Math Phys Acad Roy Sci*, pp. 1–45.
- [32] 稲葉寿, ‘Age-Structured Population Dynamics in Mathematical Epidemiology’.
- [33] K. Dietz and D. Schenzle, ‘Proportionate mixing models for age-dependent infection transmission’, *J. Math. Biol.*, vol. 22, pp. 117–120, 1985.
- [34] I. Nasell, *Hybrid models of tropical infections*. Springer-Verlag, Berlin, 1985.
- [35] A. C. Ghani, N. M. Ferguson, C. A. Donnelly, and R. M. Anderson, ‘Predicted vCJD mortality in Great Britain’, *Nature*, vol. 406, no. 6796, pp. 583–584, 2000.
- [36] S. Riley, ‘Large-Scale Spatial-Transmission Models of Infectious Disease’, *Science (80-.)*, vol. 316, no. June, pp. 1298–1301, 2007.
- [37] 和泉潔, 斎藤正也, and 山田健太, *マルチエージェントのためのデータ解析*. コロナ社, 2017.
- [38] 鷲田豊明, *環境ゲーム論—対立と協力, 交渉の環境学*. 上智大学出版, 2010.
- [39] 石原英樹 and 金井雅之, *進化的意思決定*. 朝倉書店, 2002.
- [40] 生天目章, *ゲーム理論と進化ダイナミクス—人間関係に潜む複雑系*. 森北出版, 2004.
- [41] J. F. . Nash, ‘Equilibrium Points in n-Person Games’, *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 36, no. 1, pp. 48–49, 2010.
- [42] 谷本潤, *谷本教授の努力すれば誰にでもわかる環境システムの数理解析基礎*. 九州大学出版, 2012.
- [43] J. von Neumann and O. Morgenstern, *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton University Press, 1944.
- [44] メイナードスミス J., 寺本英, and 梯正之, *進化とゲーム理論—闘争の論理—*. 産業図書, 1985.
- [45] G. Palm, ‘Evolutionary stable strategies and game dynamics for n-person games’, *J. Math. Biol.*, vol. 19, no. 3, pp. 329–334, 1984.
- [46] J. Hofbauer, P. Schuster, and K. Sigmund, ‘A note on evolutionary stable strategies and game dynamics’, *J. Theor. Biol.*, vol. 81, no. 3, pp. 609–612, 1979.

- [47] M. A. NOWAK, 竹中康博, 佐藤一憲, 巖佐庸, and 中岡慎治, 進化のダイナミクス—生命の謎を解き明かす方程式. 共立出版, 2008.
- [48] K. Turner, ‘Introduction to Infectious Disease Modelling’, *Sex. Transm. Infect.*, vol. 87, no. 1, pp. 21–21, 2011.
- [49] C. T. Bauch and S. Bhattacharyya, ‘Evolutionary game theory and social learning can determine how vaccine scares unfold’, *PLoS Comput. Biol.*, vol. 8, no. 4, 2012.
- [50] H. Zhang, F. Fu, W. Zhang, and B. Wang, ‘Rational behavior is a “double-edged sword” when considering voluntary vaccination’, *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 391, no. 20, pp. 4807–4815, 2012.
- [51] H. F. Zhang, Z. Yang, Z. X. Wu, B. H. Wang, and T. Zhou, ‘Braess’s paradox in epidemic game: Better condition results in less payoff’, *Sci. Rep.*, vol. 3, pp. 1–8, 2013.
- [52] A. Cardillo, C. Reyes-Suárez, F. Naranjo, and J. Gómez-Gardeñes, ‘Evolutionary vaccination dilemma in complex networks’, *Phys. Rev. E - Stat. Nonlinear, Soft Matter Phys.*, vol. 88, no. 3, pp. 1–7, 2013.
- [53] Y. Iwamura, J. Tanimoto, and E. Fukuda, ‘Effect of intermediate defense measures in voluntary vaccination games’, *J. Stat. Mech. Theory Exp.*, vol. 2016, no. 9, 2016.
- [54] T. C. Reluga, C. T. Bauch, and A. P. Galvani, ‘Evolving public perceptions and stability in vaccine uptake’, *Math. Biosci.*, vol. 204, no. 2, pp. 185–198, 2006.
- [55] R. Vardavas, R. Breban, and S. Blower, ‘Can influenza epidemics be prevented by voluntary vaccination?’, *PLoS Comput. Biol.*, vol. 3, no. 5, pp. 0796–0802, 2007.
- [56] A. P. Galvani, T. C. Reluga, and G. B. Chapman, ‘Long-standing influenza vaccination policy is in accord with individual self-interest but not with the utilitarian optimum’, *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 104, no. 13, pp. 5692–5697, 2007.
- [57] D. T. Gillespie, ‘Exact stochastic simulation of coupled chemical reactions’, *J. Phys. Chem.*, vol. 81, no. 25, pp. 2340–2361, 1977.
- [58] G. Szabó and C. Tóke, ‘Evolutionary prisoner’s dilemma game on a square lattice’, *Phys. Rev. E - Stat. Physics, Plasmas, Fluids, Relat. Interdiscip. Top.*, vol. 58, no. 1, pp. 69–73, 1998.
- [59] A. Traulsen, J. M. Pacheco, and M. A. Nowak, ‘Pairwise comparison and selection temperature in evolutionary game dynamics’, *J. Theor. Biol.*, vol. 246, no. 3, pp. 522–529, 2007.
- [60] M. E. Alexander, C. Bowman, S. M. Moghadas, R. Summers, A. B. Gumel, and B. M. Sahai, ‘A vaccination model for transmission dynamics of influenza’, *SIAM J. Appl. Dyn. Syst.*, vol. 3, no. 4, pp. 503–524, 2004.

謝辞

本研究の遂行にあたり、終始適切なお指導を賜り、幾度にも渡る議論の度にお忙しい中お時間を割いて下さった谷本潤教授に深く感謝致します。萩島理教授、池谷直樹助教には研究発表に際し多くのご助言を頂きましたことを心より感謝致します。

同研究グループの田中君、Ariful さん、Rajib さん、Muntasir さん、Ahsan さん、Anowar さんとはシミュレーションプログラムの実装や計算結果の解釈に関し多くの議論を交わし、数えきれない程沢山のご助言を頂きました。また同級生の安達君、江島君を始め研究室の方々からは常に多くの刺激を頂き、また研究に行き詰った時などは親身に相談に乗って頂きました。皆様のご協力なくして本研究の完成はなかったと思います。心より感謝致します。

秘書の神田さんには学会の参加に際し何から何までサポート頂いたおかげで、発表の準備に大いに集中することができました。専攻事務室の原さんには進路や大学院生活に関する悩みなど非常に多くの相談に乗って頂きました。

最後に、学部入学から 1 年間の海外経験を経て修士課程修了に至る 7 年間、常に自分の進路選択を尊重し、精神的に支えてくれた両親に心から感謝し、謝辞と致します。