

行为决策过程对免疫 - 疾病双层网络耦合的影响研究

张盼盼¹, 霍良安^{1,2*}

¹上海理工大学管理学院, 上海

²上海理工大学智慧应急管理学院, 上海

收稿日期: 2024年4月27日; 录用日期: 2024年5月23日; 发布日期: 2024年5月31日

摘要

突发公共卫生事件中, 疾病的传播不仅受到生物病理机制的影响, 还与人群的免疫行为扩散紧密相关。在复杂的社会系统中, 疾病传播过程实质上是一个与个体免疫决策相互交织、共同演化的动态过程。为了深入剖析免疫行为的决策过程和疾病传播的共演化传播特性, 以及疾病传播的内在传播机理, 研究者构建了免疫 - 疾病双层耦合网络模型, 在免疫层引入演化博弈理论(EGT), 借鉴理性经济人假设, 来量化个体在免疫行为决策过程中的成本效益分析。并利用微观马尔可夫链方法(MMCA)描绘了这一动态系统的演变规律, 通过推导并确立了流行病阈值。通过蒙特卡洛(MC)模拟仿真验证了疫苗效力、接种成本及疫苗失效风险对疾病传播规模的实际影响, 最终, 研究强化了优化免疫策略在有效防控疫情方面所扮演的关键角色, 并据此提出了相应的管理学建议。

关键词

疾病传播, 免疫行为, 行为决策过程, 演化博弈理论, 微观马尔可夫链方法

Study on the Influence of Behavioral Decision-Making Processes on the Coupling of Immune-Disease Dual-Layer Networks

Panpan Zhang¹, Liang'an Huo^{1,2*}

¹Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²School of Intelligent Emergency Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Apr. 27th, 2024; accepted: May 23rd, 2024; published: May 31st, 2024

*通讯作者。

文章引用: 张盼盼, 霍良安. 行为决策过程对免疫-疾病双层网络耦合的影响研究[J]. 建模与仿真, 2024, 13(3): 3703-3711. DOI: 10.12677/mos.2024.133338

Abstract

During public health emergencies, disease transmission is not only influenced by biological factors but also closely related to the diffusion of immune behaviors in the population. In complex social systems, disease spread is essentially a dynamic process that involves individual immune decision-making and coevolution. To better understand the decision-making process of immune behaviors, the coevolutionary transmission characteristics of disease spread, and the underlying transmission mechanism, researchers have developed a dual-layer immune-disease coupled network model. This model incorporates Evolutionary Game Theory (EGT) in the immune layer and uses the assumption of rational economic agents to quantify the cost-benefit analysis of individuals in their immune behavior decision-making. Using the Micro Markov Chain Approach (MMCA), researchers have described the evolution of this dynamic system and established an epidemic threshold. Monte Carlo (MC) simulations have been used to verify the actual impact of vaccine efficacy, vaccination costs, and vaccine failure rates on the scale of disease transmission. Finally, The study highlights the critical role of optimizing immune strategies in effectively controlling epidemics and offers corresponding management recommendations.

Keywords

Disease Transmission, Immune Behavior, Behavioral Decision-Making Process, Evolutionary Game Theory, Micro Markov Chain Approach

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在当前全球化的背景下, 新型传染病的爆发对人类社会造成的损失和伤害愈发无法估计, 给人们带来深重的危机感。疫苗的发明和应用是人类防治传染病历史上的重大突破。因此个人免疫行为的策略决策过程直接关系整个社区或群体的免疫水平, 进而影响疾病在社区或群体中的传播规模。为更好地应对可能出现的突发公共卫生事件, 研究个体免疫行为的策略决策过程对公共卫生具有重要意义。

近年来, 关于疫苗接种行为扩散和疾病传播耦合的研究方兴未艾。郑等[1]发现疫苗接种可以有效降低基本再生数, 对于疾病传播的控制效果优于通过感染获得的免疫力。Wang 等[2]采用两层网络模型来探讨不同疫苗接种策略影响下流行病的传播特征。Li 等[3]提出多层网络模型来分析信息传播方法和疫苗接种成本对疫苗接种行为传播和流行病控制的影响。Huo 等[4]发现具有不同类型信息的个体会选择不同的免疫行为, 从而影响疾病的传播。这些研究中, 研究者使用传染病传播的模型来模拟行为的传播, 假设个体会以一定概率模仿其邻居的行为, 从而导致行为在社会网络中传播。然而从根本上说, 个体考虑是否接种疫苗是一个策略决定的过程。Bauch 等[5]首先提出将演化博弈论纳入流行病背景下的个体行为分析中。部分学者进行了网络结构对接种博弈的影响研究。Zhang 等[6]研究发现在无标度网络上, 通过自愿接种疫苗可以更有效地控制疾病的传播, 相较于在随机网络上的控制效果更好。Fu 等[7]基于社会网络上的接种博弈模型, 研究表明社会网络结构疫苗接种覆盖率较高, 成本较低。随后, 部分学者深入研究接种博弈模型, 聚焦疫苗有效性、个体心理因素及激励机制等关键要素的作用机理。Wu 等[8]主要分析疫苗效力如何影响个人的疫苗接种决策, 发现疫苗效力的增加可能导致接种水平下降, 但由于搭便车

效应, 有效接种的个体数量会增加, 从而减轻流行病压力。Bauch 等[9]通过接种博弈模型展示了个体对接种疫苗的恐惧心理大幅降低疫苗接种率。苏等[10]引入损失函数来捕捉疫苗接种过程中从众心理的动态变化, 得知只有通过政府的积极推动和公民的参与, 才能建立快速的免疫屏障。葛等[11]结合分布式时间延迟建立模型讨论了信息依赖性对麻疹疫苗接种博弈的动态影响, 研究发现, 当个人采用的信息间隔长度超过临界阈值时, 其疫苗接种决策会表现出反复变化, 不利于疾病控制。Zhang 等[12]研究表明对每个疫苗接种者提供适度的补贴率可以确保社区一级的最佳疫苗接种率。Wang 等[13]发现与目标补贴机制相比, 具有惩罚机制的补贴机制对疫苗接种率的提高更有效。

为了更好地研究疫苗接种决策和疾病传播耦合问题, 本文构建了双层网络模型, 并引入演化博弈理论。在这个模型中, 基于利益最大化原则, 考虑了接种成本和感染成本对免疫行为决策的影响。这一模型的建立将有助于更深入地理解个体行为对疾病传播的影响, 为制定有效的公共卫生政策提供理论支持。

2. 模型的建立

在本节中, 使用双层复杂网络理论来描述考虑免疫行为决策和疾病共演化传播的模型, 如图 1 所示。

图 1 中节点代表物理个体, 节点之间的连线代表不同的关系, 网络不同层上的个体是一一对应的关系。第一层是物理接触网络——免疫层(WVW), 它描述了疫苗接种行为的扩散。第二层是物理接触网络——疾病层(SIS), 它描述了疾病的传播。因为个体之间实际接触网络中感染比例实际影响免疫行为的采用, 所以免疫行为层和疾病传播层的接触网络保持一致。

个体在疾病爆发期间是否接种疫苗将会直接影响他们被感染的风险。为了更好地刻画疾病传播过程, 该模型将最初的易感人群分为接种疫苗和未接种疫苗的个体, 处于易感状态的个体可以选择接种疫苗。个体在接种疫苗之前, 需要权衡接种和不接种的成本以及可能的感染成本, 并基于利益最大化的准则做出接种决策。不同的接种行为对疾病传播率有一定影响。

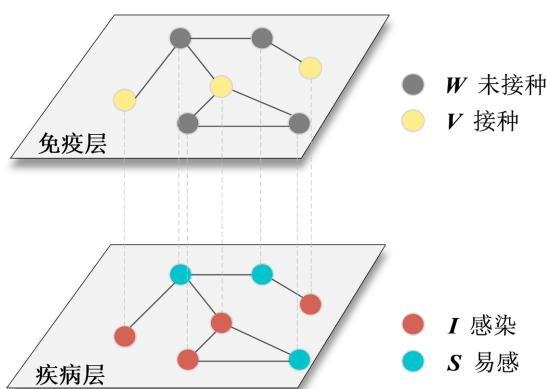


Figure 1. Two-layer WVW-SIS propagation network structure

图 1. 双层 WVW-SIS 传播网络结构

2.1. 免疫行为的策略更新过程

在免疫层, 采用 WVW(未接种 - 接种 - 未接种)模型来描述疫苗接种行为的策略更新过程。该模型包含两个主要状态: W (未接种状态)和 V (接种状态)。假设未接种个体在接种疫苗之前会有接种决策过程, 其根据利益最大化原则做出免疫决定选择接种, 将接种概率定义为 η_i 。本文考虑疫苗失败的可能性, 即已接种个体失去免疫力变为未接种状态, 本文将疫苗失效的概率定义为 ζ 。基于上述讨论, 可以得到接种行为的扩散过程, 如图 2 所示。

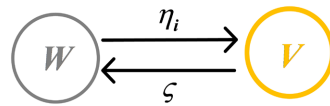


Figure 2. The process of strategic updates for immune behavior

图 2. 免疫行为的策略更新过程

对于个体 i , 本文考虑两个成本函数, 分别表示未接种疫苗和接种疫苗的成本, 分别表示为 $C_i^W(t)$ 和 $C_i^V(t)$:

$$\begin{cases} C_i^W(t) = -[1 - q_i^W(t)] \cdot c_l \\ C_i^V(t) = -c - [1 - q_i^V(t)] \cdot c_l \end{cases} \quad (1)$$

其中, 接种个体的成本由两部分组成, 分别是疫苗接种的成本、因感染可能产生的成本。 c ($0 < c < 1$) 代表疫苗接种的成本, $[1 - q_i^V(t)] \cdot c_l$ 代表时间步 t 时接种个体 i 由于感染的可能性而发生的成本, 其中 $1 - q_i^V(t)$ 表示接种个体感染的风险, c_l 表示感染成本, 设置为 1。未接种个体的成本只有一种, 即因感染可能产生的成本。未接种个体在时间步 t 由感染引起的成本表示为 $[1 - q_i^W(t)] \cdot c_l$, 其中 $1 - q_i^W(t)$ 表示未接种个体感染的风险, c_l 同上。

因此基于费米规则[14], 个体选择接种的概率如下:

$$\eta_i(t) = \frac{1}{1 + \exp\left[\frac{C_i^W(t) - C_i^V(t)}{K}\right]} \quad (2)$$

其中 K ($0 < K < \infty$) 表示个体对成本差异的敏感性。 K 值越小, 个体对感知到的成本差异就越敏感。在不缺乏一般性的前提下, 保持了 $K = 0.1$ 。

2.2. 疾病传播过程

在传染病传播层, 经典的 SIS (易感 - 感染 - 易感) 模型被用来描述疾病的传播过程。包括两种状态: S (易感状态) 和 I (感染状态)。本文定义未接种的易感个体被感染的概率表示为 β^W , 已接种的易感个体被感染的概率表示为 β^V 。由于个体选择接种策略后被感染的风险将会降低, 故引入衰减因子 φ ($0 \leq \varphi \leq 1$) 来描述疫苗接种策略对疾病传播的影响, 因此记 $\beta^V = \varphi\beta^W$ 。同时, 感染的个体经过治疗具有一定的恢复能力, 本文将感染个体的恢复概率表示为 μ 。基于上述讨论, 可以得到疾病传播的扩散过程, 如图 3 所示。

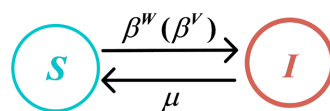


Figure 3. The process of disease transmission

图 3. 疾病传播过程

2.3. 节点状态

基于上述假设, 可以得知该模型耦合后共有 4 种不同的状态, 即 WS 、 WI 、 VS 、 VI 。为简化模型, 本文假设接种后被感染的个体为疫苗失效状态, 即 VI 状态以 1 的概率变为 WI , 因此该模型耦合后共有 3 种有效状态: WS 、 VS 、 WI 。

3. 理论分析

根据该模型节点状态可知, 每个个体可能处于以下 3 种状态之一: WS 、 VS 、 WI 。 $[a_{ij}]_{N \times N}$, $[b_{ij}]_{N \times N}$ 分别是第一层网络和第二层网络的邻接矩阵。节点 i 在时间步 t 时, 可能的状态概率分别表示为 $p_i^{WS}(t)$ 、 $p_i^{VS}(t)$ 、 $p_i^{WI}(t)$ 。在本文中为简化模型, 记 $P_i^I = P_i^{WI}$ 。网络中未接种或已接种疫苗的个体 i 不被其任何邻居感染的概率分别表示为 $q_i^W(t)$ 和 $q_i^V(t)$, 如公式(3)所示:

$$\begin{cases} q_i^W(t) = \prod_j [1 - c_{ji} P_j^I(t) \beta^W] \\ q_i^V(t) = \prod_j [1 - c_{ji} P_j^I(t) \beta^V] \end{cases} \quad (3)$$

本文采用概率树来描述不同状态之间的转移概率, 具体如图 4 所示。

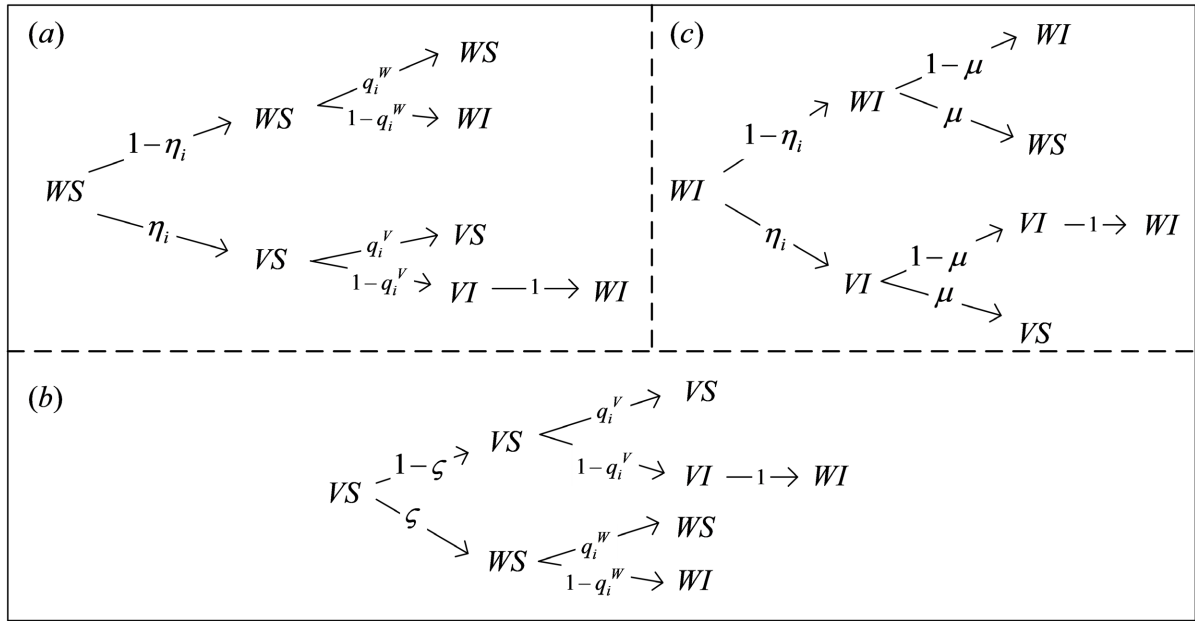


Figure 4. Transition probability tree for three possible states in the model

图 4. 模型中 3 种可能状态的转移概率树

基于方程(3)和图 4 中每个状态的转移概率, 结合微观马尔可夫链方法, 得到了免疫行为和疾病协同演化传播模型的动力学方程:

$$\begin{cases} P_i^{WS}(t+1) = P_i^{WS}(t)[1 - \eta_i(t)]q_i^W(t) + P_i^{WI}(t)[1 - \eta_i(t)]\mu + P_i^{VS}(t)\epsilon q_i^W(t) \\ P_i^{VS}(t+1) = P_i^{WS}(t)\eta_i(t)q_i^V(t) + P_i^{VS}(t)(1 - \epsilon)q_i^V(t) + P_i^{WI}(t)\eta_i(t)\mu \\ P_i^{WI}(t+1) = P_i^{WS}(t)[1 - \eta_i(t)][1 - q_i^W(t)] + P_i^{WS}(t)\eta_i(t)[1 - q_i^V(t)] \\ \quad + P_i^{VS}(t)(1 - \epsilon)[1 - q_i^V(t)] + P_i^{VS}(t)\epsilon[1 - q_i^W(t)] \\ \quad + P_i^{WI}(t)[1 - \eta_i(t)](1 - \mu) + P_i^{WI}(t)\eta_i(t)(1 - \mu) \end{cases} \quad (4)$$

其中 t 和 $t+1$ 表示个体 i 从当前时间步骤到下一个时间步的状态演变。此外, 还有以下适用于每个时间步的标准化条件:

$$P_i^{WS}(t) + P_i^{VS}(t) + P_i^{WI}(t) = 1 \quad (5)$$

当系统达到稳定时, 模型中三个状态中每个状态的个体比例收敛到一个常数, 方程(4)中的每个项满足:

$$\begin{cases} P_i^{WS}(t+1) = P_i^{WS}(t) = P_i^{WS} \\ P_i^{VS}(t+1) = P_i^{VS}(t) = P_i^{VS} \\ P_i^{WI}(t+1) = P_i^{WI}(t) = P_i^{WI} \end{cases} \quad (6)$$

接下来, 利用时间动力学方程求解疾病传播阈值 β_c^W 。当 $t \rightarrow \infty$ 时, 系统中受感染个体的比例是无限小的 $P_i^I = P_i^{WI} = \sigma_i \ll 1$ 。忽略 P_j^I 的高阶项, 方程(3)可以近似为:

$$\begin{cases} q_i^W(t) = \prod_j [1 - c_{ji} P_j^I(t) \beta^W] \approx 1 - \beta^W \sum_j c_{ji} \sigma_j = 1 - \varepsilon_i \\ q_i^V(t) = \prod_j [1 - c_{ji} P_j^I(t) \beta^V] \approx 1 - \beta^V \sum_j c_{ji} \sigma_j = 1 - \varphi \varepsilon_i \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\varepsilon_i = \beta^W \sum_j c_{ji} \sigma_j$ 。

将方程(6)和(7)代入方程(4), 得到以下方程:

$$\begin{cases} P_i^{WS}(t+1) = P_i^{WS}(t) [1 - \eta_i(t)] q_i^W(t) + P_i^{VS}(t) \zeta q_i^W(t) \\ P_i^{VS}(t+1) = P_i^{WS}(t) \eta_i(t) q_i^V(t) + P_i^{VS}(t) (1 - \zeta) q_i^V(t) \\ P_i^{WI}(t+1) = P_i^{WS}(t) [1 - \eta_i(t)] [1 - q_i^W(t)] + P_i^{WS}(t) \eta_i(t) [1 - q_i^V(t)] \\ \quad + P_i^{VS}(t) (1 - \zeta) [1 - q_i^V(t)] + P_i^{VS}(t) \zeta [1 - q_i^W(t)] \\ \mu \sigma_i = P_i^{WS} \varepsilon_i + P_i^{VS} \varphi \varepsilon_i \end{cases} \quad (8)$$

根据方程(8)中的前三项, 将最后一项简化为:

$$\mu \sigma_i = P_i^{WS} \beta^W \sum_j c_{ji} \sigma_j + P_i^{VS} \varphi \beta^W \sum_j c_{ji} \sigma_j \quad (9)$$

让矩阵 M 的每个元素设为 $M_{ij} = \sum_j [1 - (1 - \varphi) P_i^{VS}] c_{ji}$, 求方程(9)的解可以转化为求解矩阵 M 的特征值。矩阵 M 的最大特征值记为 $\wedge_{\max} \langle M \rangle$, 则可以得到该模型的疾病传播阈值:

$$\beta_c^W = \frac{\mu}{\wedge_{\max} \langle M \rangle} = \frac{\mu}{\wedge_{\max} \langle M \rangle} \quad (10)$$

从方程(10)可得, 疾病爆发阈值 β_c^W 与免疫层的网络结构、接种个体的比例、恢复概率 μ 以及影响感染率的衰减因子 φ 密切相关。

4. 仿真分析

在本节中, 将通过广泛的蒙特卡洛模拟(MC)分析各种参数对疫苗接种覆盖率和疾病传播的影响。通过无标度网络生成算法建立两层网络模型, 其中每一层的节点数量设置为 $N = 5000$, 每个节点的平均邻居数量设置为 6。每次模拟取 50 次迭代的平均值来获得结果。此外, 状态为 A , V 和 I 的节点的初始比例设置为 0.1, 其中 ρ^I 表示稳定状态下最终感染规模。

4.1. 层间关系

本节研究层间关系对疾病规模的影响。如图 5 所示, 讨论了模型在稳定状态下免疫行为对疾病传播

概率的衰减因子对最终感染规模 ρ^I 的影响。可以观察到增加感染率衰减因子的强度, 即减小 φ 的值, 最终感染规模 ρ^I 减少, 疾病爆发阈值 β_c^w 增加。也就是说, 疫苗的有效性直接关系到疾病的防控效果, 同时也表明疫苗接种行为对于控制疾病传播是有效手段。因此, 对于管理者而言将研究和开展工作的重点放在疫苗研发和普及方面, 提高其免疫有效性和促进疫苗接种率是重要的疾病防控措施。同时, 个人应该选择符合自身情况并且有效的疫苗进行接种, 以提高自身的免疫力, 降低感染的风险, 同时也有助于控制疾病在整个社会中的传播。

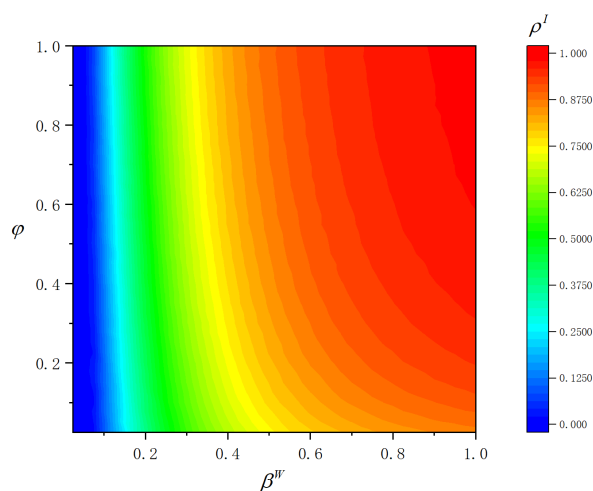


Figure 5. Maps of ρ^I as a function of infection probability β^w and decay factor φ

图 5. 关于疾病传染率 β^w 和衰减因子 φ 的函数热图

4.2. 免疫层对疾病传播的影响

本节研究免疫层多个参数对疾病规模的影响。如图 6 和图 7 所示, 讨论了模型在稳定状态下三个主要参数: c (接种疫苗成本)、 K (成本差敏感系数) 和 ζ (疫苗失效概率) 对 ρ^I (最终感染规模) 的影响。

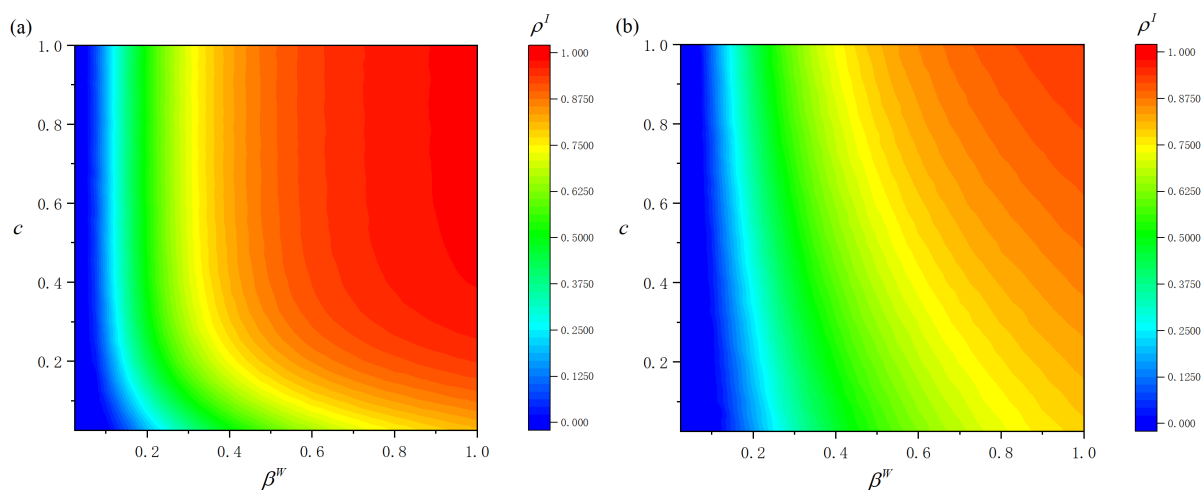


Figure 6. Maps of ρ^I as a function of infection probability β^w and vaccination cost c . (a) $K = 0.1$; (b) $K = 0.5$

图 6. ρ^I 关于疾病传染率 β^w 和接种成本 c 的函数热图, (a) $K = 0.1$; (b) $K = 0.5$

首先, 图 6 讨论了接种成本 c 和成本差敏感系数 K 的影响。图 6(a) 为 $K = 0.1$ 时, 最终感染规模 ρ' 和接种成本 c 的关系, 图 6(b) 为 $K = 0.5$ 时, 最终感染规模 ρ' 和接种成本 c 的关系。随着接种成本的增加, 感染规模也随之增大。这是因为较高的接种成本降低了个体接种的意愿, 从而导致了更多个体的易感性增大。因此, 降低疫苗接种的成本是提高接种率的关键措施之一。管理者可以考虑通过政府补贴或医疗保险等方式降低疫苗接种的实际成本, 或者提供更多的接种福利, 如提供便利的接种点和时间, 以便更多的人选择接种疫苗。

接着, 对比图 6(a) 和图 6(b), 在相同的接种成本下, 敏感系数 K 越大, 感染规模越小, 特别是在感染率较高的情况下, 敏感系数的影响更为显著。这是因为较大的敏感系数 K 意味着个体对成本差的敏感程度较低, 即使在相同的成本下, 更多的个体会选择接种疫苗, 从而控制了疾病的传播。因此, 疾病传播较为严重时, 可以通过加强宣传教育, 提高公众对疫苗接种的认识和重视程度, 从而降低个体对成本的敏感度, 增强接种意愿。鼓励个体降低对成本差的敏感度可以有效地控制疫情, 维护公共卫生安全。

最后, 图 7 详细探讨了疫苗失效概率 ζ 对最终感染规模 ρ' 的影响。研究显示, 疫苗失效概率 ζ 越高, 最终感染规模 ρ' 越大。这一现象的原因在于, 免疫层恢复率的增加意味着疫苗的失效速度加快, 这导致了疫苗覆盖率的提高变得更加困难, 从而使得控制疾病传播的效果受到限制。当疫苗失效率较高, 即使有大量个体接种该疫苗, 但随着时间的推移, 这些个体的免疫力会迅速下降, 使得他们易感性增大。这就会导致即使接种了疫苗, 人群中仍然存在大量易感者, 疫情传播的风险仍然很高。

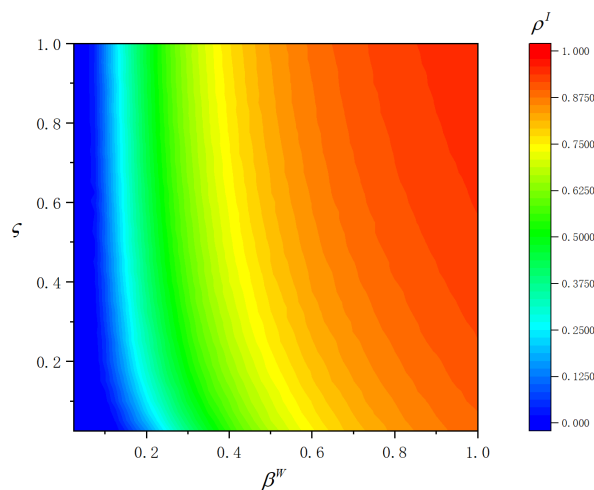


Figure 7. Maps of ρ' as a function of infection probability β^w and vaccine failure rate ζ

图 7. ρ' 关于疾病传染率 β^w 和疫苗失效概率 ζ 的函数热图

5. 结语

本文致力于分析一个双层网络模型, 旨在探究免疫行为扩散与疾病传播之间的动态互动。特别地, 本研究在分析免疫行为扩散时, 引入了演化博弈理论, 主要关注了接种成本和感染成本对接种行为的影响, 深入探讨了个体行为的决策过程, 以及策略更新机制对最终疾病传播规模的影响。

研究表明, 疫苗的有效性直接关系到疾病传播的程度, 有效的疫苗能够降低患病人数, 减少病毒在群体中的传播速度, 从而有效地控制疾病的发展。其次在免疫行为的决策过程中, 接种成本的增加会削弱个体接种疫苗的意愿, 导致疫苗覆盖率不足, 从而影响疾病的控制效果。最后, 疫苗失效概率增

大, 则意味着更多接种了疫苗的个体可能无法获得预期的免疫保护, 降低疫苗对疾病的防控效果。基于上述研究结果, 本研究所构建的双层网络模型及采用的演化博弈框架, 为进一步探索免疫行为因素如何影响疾病传播规模提供了新的理论工具和实证基础, 对于未来的公共卫生干预措施优化具有参考意义。鉴于此, 未来的研究工作将进一步细化和完善本模型, 以便更精确地捕捉现实世界中多元复杂的因素对免疫行为和疾病传播的影响。

基金项目

国家自然科学基金(72174121); 上海高校特聘教授(东方学者)岗位计划资助; 上海市自然科学基金(21ZR1444100)。

参考文献

- [1] 郑国庆, 唐清干, 祝光湖. 带接种免疫的网络传染病的有效度模型[J]. 数学的实践与认识, 2015(15): 315-322.
- [2] Wang, X., Gao, S., Zhu, P., *et al.* (2020) Roles of Different Update Strategies in the Vaccination Behavior on Two-Layered Networks. *Physics Letters A*, **384**, Article ID: 126224. <https://doi.org/10.1016/j.physleta.2019.126224>
- [3] Li, X.J., Li, C. and Li, X. (2022) The Impact of Information Dissemination on Vaccination in Multiplex Networks. *Science China Information Sciences*, **65**, Article ID: 172202. <https://doi.org/10.1007/s11432-020-3076-1>
- [4] Huo, L. and Wu, B. (2023) Study on the Influence of the Information Diffusion and Vaccination Behavior on Disease Transmission in Multiplex Networks. *Physica Scripta*, **98**, Article ID: 125231. <https://doi.org/10.1088/1402-4896/ad07b7>
- [5] Bauch, C.T. and Earn, D. (2004) Vaccination and the Theory of Games. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **101**, 13391-13394. <https://doi.org/10.1073/pnas.0403823101>
- [6] Zhang, H., Zhang, J. and Zhou, C. (2010) Hub Nodes Inhibit the Outbreak of Epidemic under Voluntary Vaccination. *New Journal of Physics*, **12**, 281-281. <https://doi.org/10.1088/1367-2630/12/2/023015>
- [7] Fu, F., Rosebloom, D.I. and Nowak, M.A. (2011) Imitation Dynamics of Vaccination Behaviour on Social Networks. *Proceedings: Biological Sciences*, **278**, 42-49. <https://doi.org/10.1098/rspb.2010.1107>
- [8] Wu, B., Fu, F. and Wang, L. (2011) Imperfect Vaccine Aggravates the Long-Standing Dilemma of Voluntary Vaccination. *PLOS ONE*, **6**, e20577. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0020577>
- [9] Bauch, C.T. and Bhattacharyya, S. (2012) Evolutionary Game Theory and Social Learning Can Determine How Vaccine Scares Unfold. *PLOS Computational Biology*, **8**, e1002452. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1002452>
- [10] 苏然, 廖慧敏, 陈森林. 新冠疫苗接种的动态演化博弈分析[J]. 安庆师范大学学报(自然科学版), 2022, 28(2): 36-40.
- [11] 葛静文, 王稳地. 麻疹疫苗接种博弈的动力学模型及分析[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2022, 47(7): 44-48.
- [12] Zhang, H.F., Wu, Z.X., Xu, X.K., *et al.* (2013) Impacts of Subsidy Policies on Vaccination Decisions in Contact Networks. *Physical Review E*, **88**, 012813. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.88.012813>
- [13] Wang, J., Zhang, H., Jin, X., *et al.* (2023) Subsidy Policy with Punishment Mechanism Can Promote Voluntary Vaccination Behaviors in Structured Populations. *Chaos, Solitons & Fractals*, **174**, Article ID: 113863. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.113863>
- [14] Wang, X., Jia, D., Gao, S., *et al.* (2020) Vaccination Behavior by Coupling the Epidemic Spreading with the Human Decision under the Game Theory. *Applied Mathematics and Computation*, **380**, Article ID: 125232. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125232>