

Delta毒株疫情防控措施的效果评估

——以南京市与扬州市为例

何 亮, 李明涛*, 裴 鑫, 柴玉珍

太原理工大学数学学院, 山西 太原

收稿日期: 2025年3月28日; 录用日期: 2025年4月23日; 发布日期: 2025年4月30日

摘 要

2019年末, 新型冠状病毒首次被发现, 随后疫情迅速蔓延至全球多国, 对公共卫生体系及经济社会发展带来严峻挑战。随着疫情的持续发展, 新冠病毒出现了多种变异株, Delta毒株因其传播速度快、感染力强以及对防控措施提出更大挑战而备受关注。面对这些挑战, 我国政府不断调整防控策略, 通过密切接触者追踪、隔离、控制社交距离等措施积极应对疾病扩散。本文旨在评估2021年江苏省南京市和扬州市Delta变异株新冠疫情的防控效果, 为此构建了一种包含时变参数的离散随机模型, 深入分析不同防控措施对疫情传播动态的影响。本文通过粒子迭代滤波算法对模型参数进行极大似然估计, 较好地拟合了实际疫情数据。研究发现, Delta毒株在传播初期具有极强的传染性, 南京市和扬州市的初始再生数分别为5.19和9.98, 但在政府迅速采取的防控措施下, 有效再生数在数日内降至1以下。通过对不同干预措施的模拟分析, 结果表明隔离率、口罩佩戴率和社交距离控制对疫情传播具有显著影响, 尤其是南京市精准快速的隔离策略显著减少了疫情规模。本研究为疫情防控措施的科学评估提供了重要的数学建模方法与实证依据, 为未来新型传染病的防控政策制定提供了有力支持。

关键词

Delta毒株, 离散随机模型, 防控措施评估, 有效再生数

Evaluation of Control Measures for the Delta Variant Epidemic

—A Case Study of Nanjing and Yangzhou

Liang He, Mingtao Li*, Xin Pei, Yuzhen Chai

School of Mathematics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi

Received: Mar. 28th, 2025; accepted: Apr. 23rd, 2025; published: Apr. 30th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 何亮, 李明涛, 裴鑫, 柴玉珍. Delta 毒株疫情防控措施的效果评估[J]. 应用数学进展, 2025, 14(4): 1019-1034. DOI: 10.12677/aam.2025.144224

Abstract

At the end of 2019, a novel coronavirus was first identified. The outbreak subsequently spread rapidly to countries worldwide, posing severe challenges to public health systems and socio-economic development. As the pandemic progressed, multiple variants of the virus emerged, among which the Delta variant attracted significant attention due to their high transmissibility, strong infectivity, and the greater challenges they posed to control measures. In response to these challenges, the Chinese government continuously adjusted its containment strategies, including contact tracing, isolation, and social distancing, to actively curb the spread of the disease. This study aims to evaluate the effectiveness of COVID-19 control measures during the 2021 Delta variant outbreaks in Nanjing and Yangzhou, Jiangsu Province. A discrete stochastic model with time-varying parameters was constructed to analyze the impact of various control measures on the dynamics of the epidemic. Using particle iterated filtering algorithms, the model parameters were estimated through maximum likelihood estimation, achieving a good fit to the actual epidemic data. The study found that the Delta variant exhibited extremely high transmissibility in its early stages, with initial reproduction numbers of 5.19 in Nanjing and 9.98 in Yangzhou. However, due to the rapid implementation of control measures by the government, the effective reproduction number dropped below 1 within days. Simulations of different intervention scenarios demonstrated that isolation rates, mask-wearing rates, and social distancing control significantly influenced the epidemic's spread. Notably, Nanjing's precise and rapid isolation strategies greatly reduced the scale of the outbreak. This research provides a robust mathematical modeling framework and empirical evidence for the scientific evaluation of control measures, offering valuable insights for future infectious disease policy-making.

Keywords

Delta Variant, Discrete Stochastic Model, Evaluation of Control Measures, Effective Reproduction Number

Copyright © 2025 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

2019 年 12 月, 一种新型呼吸道病毒首次被发现, 医疗机构通过已有的“不明原因肺炎”监测机制识别出早期病例。随后数月内, 该病毒引发了一定范围内的社区传播, 造成了部分人群的感染[1]。随后, 我国政府于 2020 年 1 月 20 日修改了有关传染病的法律规定, 将新型冠状病毒肺炎(Corona Virus Disease 2019, COVID-19)列为应报告传染病(乙类传染病)[2]。世界卫生组织(WHO)于 2020 年 1 月 30 日宣布新冠病毒疫情为“国际关注的突发公共卫生事件”, 随后于同年 3 月 11 日宣布 COVID-19 成为大流行。

新冠疫情极大地改变了所有人的生活, 给世界公共卫生和经济发展带来了沉重的负担。随着新型 SARS-CoV-2 变种的出现, 如 Alpha, Delta, Omicron 变种等, 这些变种比最初发现的原始毒株更具传染性[3]-[6], 世界各国疫情防控形势依然严峻, 许多国家出现了多波疫情爆发[7]-[9]。在新冠疫情传播的三年里, 我国一直实施动态清零政策, 以阻止新型冠状病毒的大面积传播, 为了实现动态清零的目标, 我国政府采取了多种非药物干预措施, 例如密切接触者追踪和隔离, 对重点人群的封闭管理, 控制人群社交距离以及全员核酸检测等控制措施, 这些措施有效地阻止了新冠疫情的爆发。然而传染性更高的病毒变种的出现, 使得实现清零目标变得更加困难和更具挑战性。

在疫情传播的最初两年内, 大型城市本地疫情的暴发主要归因于输入性病例的引入、国际机场环境的污染以及进口冷链食品包装的污染[10]-[13]。中华人民共和国国家卫生健康委员会的每日播报病例数据支持了动态清零政策在遏制本地疫情传播方面的有效性, 我国境内疫情基本上都得到了成功控制。然而, 不同城市发生的本地疫情的规模差异显著, 从几例到超过两千例不等, 持续时间从几天到大约四十天不等。例如, 由德尔塔变种引起的广州本地疫情, 这也是 Delta 变种首次在中国传播, 从 2021 年 5 月 21 日至 6 月 18 日报告了 155 例病例[11]。南京市本地疫情在 2020 年 7 月 20 日起开始传播, 截至 2021 年 8 月 12 日共报告了 237 例病例, 扬州本地疫情于 2021 年 7 月 28 日报告, 由于南京病例的外溢, 截至 2021 年 8 月 26 日共报告了 569 例病例[12]。不同的疫情模式可能归因于不同的疫苗接种覆盖率、不同的非药物干预措施强度、实施完全/部分控制干预措施的区域划分。从以往的本地疫情中学习有助于揭示其背后的机制, 以便我们可以探索更有效的防控措施实施模式, 以防止未来的新型疫情的爆发。

一些研究基于我国动态清零政策期间 Delta 变异株疫情传播案例, 利用数学模型对疫情防控措施的效果进行模拟与评估。Zhang 等人考虑了年龄异质性、家庭结构以及两种接触模式, 建立了一个昼夜切换的离散动态模型, 对扬州市的疫情数据进行了模拟分析。研究表明, 减少随机接触以及缩短自由传播阶段的时间有助于有效控制干预阶段的传染病传播[14]。Zhou 等人提出了一种将人群分为三组的异质性模型, 并通过敏感性分析发现, 强化封闭式管理、提高追踪力度和检测强度对于缩短疫情持续时间和减少最终感染规模具有重要作用[15]。Wang 等人建立了一个包含通勤参数及通勤子群体的模型来模拟病毒的空间传播, 研究表明公共卫生政策在控制南京和扬州市的疫情爆发方面具有显著优势。研究还发现, 如果病毒在缺乏任何预防措施的情况下传播, 数百万人将受到感染[16]。Zeng 等人构建了改进的 SEIR 模型评估了广州针对 Delta 变异株的干预措施, 结果表明, 早期隔离和减少密切接触者对于遏制疫情至关重要, 及早实施检疫隔离以及保持社交距离可以有效抑制 Delta 及其他更具传染性的变种的传播[17]。Liu 等人通过构建 SEIR 模型, 评估了 2021 年 9 月厦门市 Delta 毒株疫情的防控措施, 结果显示, 社区控制措施和戴口罩相结合能够迅速控制疫情, 并最终减少病例总数[18]。上述研究基于 Delta 变异株的疫情传播数据, 通过建模方法评估了一些防控模式的效果, 为公共卫生部门提供了宝贵的政策建议。针对已发生的新冠疫情影响事件, 本研究旨在提出一种通用模型, 以评估各种防控措施的效果。该模型包括与非药物干预措施相关的三个重要参数, 并引入了一种时变参数构建方法。通过对不同地区疫情传播事件的比较建模, 可以有效地评估多种干预措施的效果。

鉴于 2021 年南京市和扬州市的本地疫情均由 Delta 变异株引发, 本文选取这两个城市的疫情作为研究案例, 通过比较研究评估不同防控措施的有效性, 以探讨在疫情防控过程中哪些策略具有显著作用。本文的结构安排如下: 第二节介绍一种具有时变参数的离散型随机仓室模型; 第三节收集南京市和扬州市的新增病例数据; 第四节基于报告病例数据进行模型参数估计, 并计算有效再生数; 第五节评估两地控制措施的效果, 并进行敏感性分析, 以量化该防控模式下减少的感染人数; 最后, 第六节总结研究结论。

2. 模型建立

基于新冠病毒的传播机理、个体的流行病学状态及政府防控措施, 本文建立的模型适用于研究该疾病的传播动态。在模型中人群被划分为易感者类 S 、潜伏者类 E 、感染者类 I 、无症状感染者类 A 、确诊并住院治疗者类 H 、治愈类 R 、隔离的易感者类 S_q 以及隔离的疑似者类 E_q , 共八个仓室。设 N 表示总人口规模, 由于我国政府采取了对与确诊病例有密切接触的人员进行追踪与隔离的防控措施, 因此一部分易感人群被隔离和识别为 S_q , 另一部分暴露人群被隔离和识别为 E_q , 相应的传播流程图如图 1 所

示。考虑到在国内各地疫情早期病例数较少,相较于确定性模型,离散随机模型更适合刻画这一情况。基于收集到的每日病例报告数据,可采用离散时间序列描述疾病传播的时间进程,并选择时间步长为 $h=1$ 天,在这种时间尺度上,每个仓室的人数取决于前一日该仓室的人数及当日的流入和流出情况。令 $Q(t, t+h)$ 表示在 t 天到 $t+h$ 天之间的转移数量,具体描述如下:

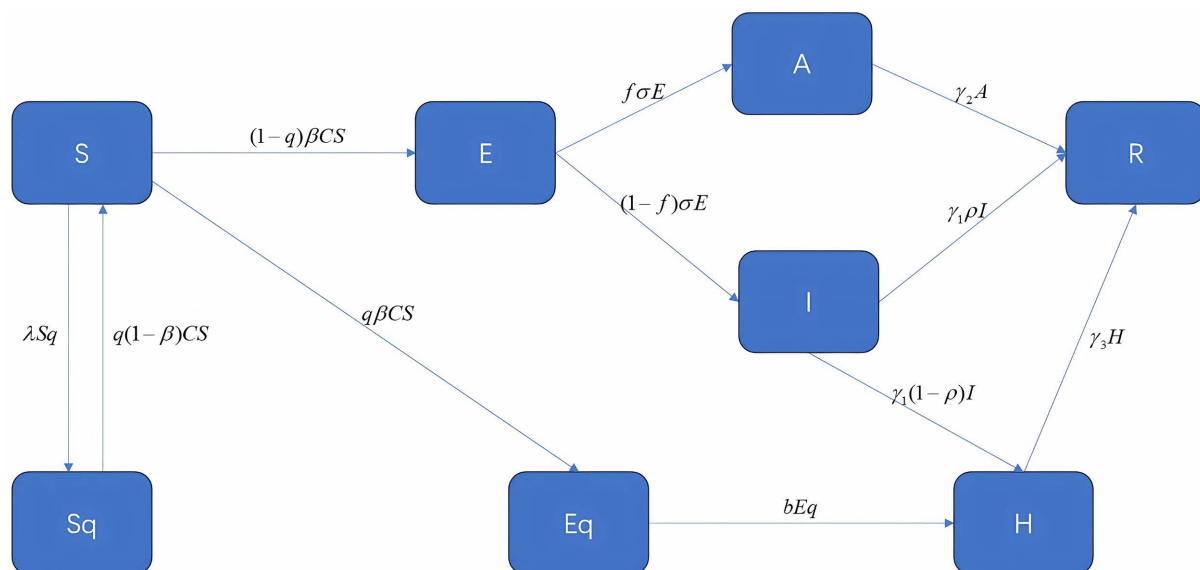


Figure 1. Flow diagram of the model

图 1. 模型示意图

$Q^{SE}(t, t+h)$ 为新感染的并未隔离的易感个体数;

$Q^{SE_q}(t, t+h)$ 为新感染的且进行隔离的易感个体数;

$Q^{SS_q}(t, t+h)$ 为与染病个体有接触但未染病的隔离易感个体的数量;

$Q^{EA}(t, t+h)$ 为新发无症状感染者数量;

$Q^{EI}(t, t+h)$ 为新发有症状感染者数量;

$Q^{IH}(t, t+h)$ 为新确诊和入院的患者数量;

$Q^{IR}(t, t+h)$ 为从有症状感染者中新恢复的个体数量;

$Q^{AR}(t, t+h)$ 为从无症状感染者中新恢复的个体数量;

$Q^{S_q S}(t, t+h)$ 为从隔离中释放的易感者个体数量;

$Q^{E_q H}(t, t+h)$ 为从疑似感染者仓室入院的个体数量;

$Q^{HR}(t, t+h)$ 为住院病例中新恢复的个体数量;

在上述模型中,个体从一个状态到下一个状态的转移可以看作一个随机过程,且个体一直处于某一个仓室的时间长度服从一个指数分布,假如指数分布的参数为 $\lambda(t)$,那么个体在时间区间 h 内离开当前状态的概率可以表示为 $1-\exp(-\lambda h)$ 。此外,流入以及流出的数量可以由二项分布及多项式分布生成,二项分布中的实验次数等于当前仓室内的个体数。COVID-19 的传播被认为主要发生在易感者与感染者的密切接触过程中。因此,设疾病在接触时的传播概率为 β ,有效接触数为 C ,有效接触数表达式为 $C=c(t)(1-p_d)(1-e_m p_m)$,其中 $c(t)$ 表示实时接触数, p_d 为社交距离因素, e_m 为口罩效率, p_m 为口罩佩戴比例。在密切接触者隔离策略下,假设有 q 比例的接触者被隔离,并根据其是否感染,以 $\beta C q$ 和 $(1-\beta)C q$ 的速率分别转移至仓室 E_q 和 S_q 。此外,未被追踪隔离的接触者占比为 $1-q$,其中,若已被感

染, 则以 $\beta C(1-q)$ 的速率转移至潜伏者仓室 E , 否则仍停留在仓室 S 中。若个体被确诊感染了 COVID-19, 则隔离的疑似者将以 b 速率离开该仓室, 进入住院治疗仓室 H 。基于上述一系列假设及相关文献参考, 本文构建了如下的离散时间随机仓室模型:

$$\begin{cases} S(t+h) = S(t) - Q^{SE}(t, t+h) - Q^{SEq}(t, t+h) - Q^{SSq}(t, t+h) \\ E(t+h) = E(t) + Q^{SE}(t, t+h) - Q^{EA}(t, t+h) - Q^{EI}(t, t+h) \\ A(t+h) = A(t) + Q^{EA}(t, t+h) - Q^{AR}(t, t+h) \\ I(t+h) = I(t) + Q^{EI}(t, t+h) - Q^{IR}(t, t+h) - Q^{IH}(t, t+h) \\ S_q(t+h) = S_q(t) + Q^{SSq}(t, t+h) - Q^{SqS}(t, t+h) \\ E_q(t+h) = E_q(t) + Q^{SEq}(t, t+h) - Q^{EqH}(t, t+h) \\ H(t+h) = H(t) + Q^{IH}(t, t+h) + Q^{EqH}(t, t+h) - Q^{HR}(t, t+h) \\ R(t+h) = R(t) + Q^{AR}(t, t+h) + Q^{IR}(t, t+h) + Q^{HR}(t, t+h) \end{cases}$$

其中, 每个转移项 $Q(t, t+h)$ 又可用二项式分布或多项式分布来描述:

(1) 对于易感者人群 S , 既可以停留在仓室 S , 又可转移到 E 以及 E_q , 同时又可转移到 S_q , 此时可以用多项式分布 $Multinom(S(t), \Pi_1)$ 来表示 $Q^{SX}(t, t+h)$, 其中 $\Pi_1 = \{\pi_0, \pi_1, \pi_2\}$ 是一个转移概率向量, 分别表示停留在 S 状态, 转移到 E 或 E_q , 转移到 S_q 。

$$\pi_0 = \exp\left\{-\left[1-(1-q)(1-\beta)\right]c(t)\frac{I+k_1E+k_2A}{N}Sh\right\}, \pi_1 = (1-\pi_0)\beta, \pi_2 = (1-\pi_0)(1-\beta)$$

其中转移到 E 和 E_q 又需要将 $Q^{S\pi_1}(t, t+h)$ 分别乘上比例 $1-q$ 与 q 。

(2) 对于潜伏者人群 E , 既可以停留在仓室 E , 又可转移至 I 和 A , 同理, 可以用多项分布 $Multinom(E(t), \Pi_2)$ 表示 $Q^{EX}(t, t+h)$:

$$\Pi_2 = \{\pi_0, \pi_1, \pi_2\}, \pi_0 = \exp(-\sigma h), \pi_1 = (1-\pi_0)f, \pi_2 = (1-\pi_0)(1-f)$$

(3) 对于无症状感染者人群 A , 既可以停留在仓室 A , 又可转移至 R , 那么此时可以用二项分布 $Binom(A(t), \Pi_3)$ 表示 $Q^{AX}(t, t+h)$:

$$\Pi_3 = \{\pi_0, \pi_1\}, \pi_0 = \exp(-\gamma_2 h), \pi_1 = 1-\pi_0$$

(4) 对于有症状感染人群 I , 既可以停留在仓室 I , 又可转移至 R 和 H , 那么同理可以用多项分布 $Multinom(I(t), \Pi_4)$ 表示 $Q^{IX}(t, t+h)$:

$$\Pi_4 = \{\pi_0, \pi_1, \pi_2\}, \pi_0 = \exp(-\gamma_1 h), \pi_1 = (1-\pi_0)\rho, \pi_2 = (1-\pi_0)(1-\rho)$$

(5) 对于隔离易感者人群 S_q , 可以停留在 S_q , 也可以转移至 S , 因此用二项分布 $Binom(S_q(t), \Pi_5)$ 表示 $Q^{SqX}(t, t+h)$:

$$\Pi_5 = \{\pi_0, \pi_1\}, \pi_0 = \exp(-\lambda h), \pi_1 = 1-\pi_0$$

(6) 对于隔离潜伏者人群 E_q , 可以停留在 E_q , 也可以转移至 H , 因此用二项分布 $Binom(E_q(t), \Pi_6)$ 表示 $Q^{EqX}(t, t+h)$:

$$\Pi_6 = \{\pi_0, \pi_1\}, \pi_0 = \exp(-bh), \pi_1 = 1-\pi_0$$

(7) 对于确诊并在院观察人群 H , 可以停留在 H , 也可以转移至 R , 因此用二项分布 $Binom(H(t), \Pi_7)$ 表示 $Q^{HX}(t, t+h)$:

$$\Pi_7 = \{\pi_0, \pi_1\}, \pi_0 = \exp(-\gamma_3 h), \pi_1 = 1 - \pi_0$$

模型的变化示意图展示于图 1 中，相关参数解释汇总见表 1。

Table 1. Definition of model parameters
表 1. 模型参数的定义

参数	定义
N	总人口数
β	每次接触传播的概率
$b_0 - b_6$	三次样条函数的系数
q	对接触者的隔离率
p_d	社交距离系数
p_m	佩戴口罩的人群占总人群的比例
e_m	口罩平均功效
k_1	潜伏者 E 的感染比例系数
k_2	无症状感染者 A 的感染比例系数
λ	隔离的未受感染接触者释放回易感人群的速率
f	无症状感染者所占比例
σ	潜伏者到感染者的转移率
γ_1	感染者仓室向外的转化率
ρ	向外转化感染者的确诊比率
γ_2	无症状感染者的康复率
b	隔离疑似感染人群确诊率
γ_3	在院人群康复率

3. 数据

本研究所使用的数据来源于江苏省疾病预防控制中心[19]，用于参数估计的数据包括南京市 2021 年 7 月 20 日至 8 月 12 日期间由 Delta 毒株引发的新增确诊病例，以及扬州市在 2021 年 7 月 28 日至 8 月 21 日期间的新增确诊病例，所获取数据的直方图如图 2 所示。

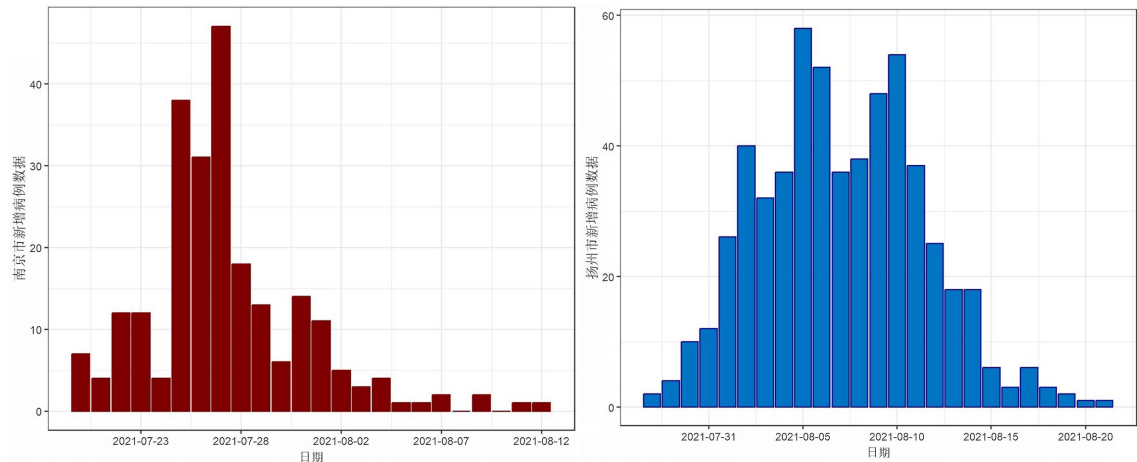


Figure 2. Histogram of newly confirmed cases in Nanjing and Yangzhou cities
图 2. 南京市及扬州市的新增确诊病例数据直方图

4. 参数估计与数值模拟

4.1. 模型参数估计

考虑到在疫情发展过程中防控政策的实施会导致人群接触数随时间变化，本文将实时接触数 $c(t)$ 构建为三次样条时变函数。根据文献[20]中关于 B 样条函数方法的概述，可通过以下过程在模型中构造时变参数，该方法的优点在于能够将函数 $c(t)$ 的估计转化为系数 b_k 的估计。具体而言， $c(t)$ 由三阶 B 样条基函数的线性组合表示，从而将函数估计转化为线性优化问题。因此，本文选择三次样条多项式进行参数构造，在研究时间间隔内，假设节点均匀分布，则 $c(t)$ 可表示为样条基函数的线性组合，为了保持函数的非负性，采用指数函数进行构造：

$$c(t) = \exp\left(\sum_{k=1}^n \psi_k(t)b_k\right) = \exp\left(\psi(t)^\top b\right)$$

Table 2. Estimation of model parameters and initial values
表 2. 模型参数与初始值的估计

参数	参数值(扬州市)	参数值(南京市)	来源
N	4,515,600	9,423,400	[19]
β	0.4974	0.4974	[21]
q	0.3722	0.8272	参数估计
p_d	0.7599	0.8916	参数估计
p_m	0.6124	0.6228	参数估计
e_m	0.79	0.79	[22]
k_1	0.387	0.387	假设
k_2	0.283	0.283	假设
λ	0.0833	0.0833	[23]
f	0.19	0.19	假设
σ	0.2272	0.2272	[24]
γ_1	0.799	0.799	假设
ρ	0.251	0.251	假设
γ_2	0.341	0.341	假设
b	0.203	0.203	假设
γ_3	0.172	0.172	假设
S_0	4,515,194	9,422,049	参数估计
E_0	5	15	参数估计
E_{q0}	13	25	假设[19]
S_{q0}	32	546	假设[19]
I_0	2	3	参数估计
A_0	3	2	参数估计
H_0	0	21	假设[19]
R_0	251	739	假设[19]

一般而言,对于第二节中所描述的这类随机模型中的未知参数,可以采用贝叶斯估计或极大似然估计方法进行估计。本文所获取的新增报告确诊病例数据对应的是从仓室 I 和 E_q 转移到确诊入院仓室 H 的转移数量之和,针对这种复杂的数据结构,可以采用 R 语言的 `pomp` 包[25]构造随机模型,并利用粒子迭代滤波算法来对模型进行极大似然估计。该算法具有即插即用的优点,能够有效地对随机模型进行极大似然估计,得到参数的估计值列于表 2,模型的拟合结果如图 3 所示。模拟结果表明,该模型可以较好地拟合两地的新冠新增病例的数据。

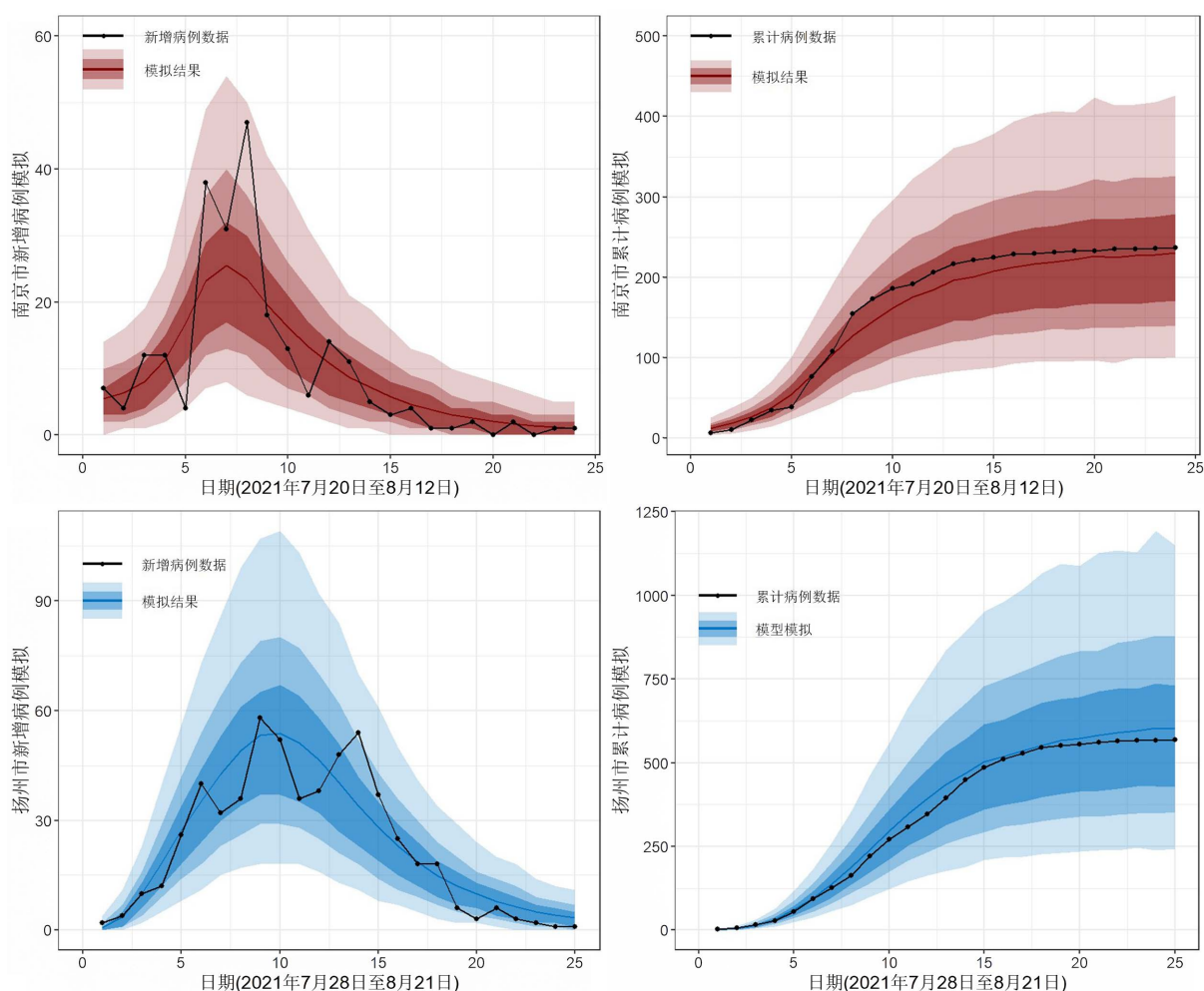


Figure 3. The fit between the newly confirmed cases and cumulative cases data of Nanjing and Yangzhou and the model output, where the model output is based on 5000 simulation runs. The solid line represents the median, and the shaded areas from dark to light represent the 50th, 75th, and 95th percentiles, respectively

图 3. 南京市与扬州市的新增病例数据以及累计病例数据与模型输出的拟合,模型输出基于 5000 次模拟运行,并以实线表示中值,其中由深到浅阴影部分分别表示 50%, 75%, 95% 百分位数

在参数估计过程中,本文参考江苏省疾病预防控制中心[19]发布的两地首日病例数据及追踪接触者数据,作为模型大部分初始参数的依据。对于缺乏直接数据支持的部分,采用合理假设值或通过参数估计得出相应结果。对比两组参数估计值可见,与干预措施相关的三个关键参数 q , p_d , p_m 在扬州市的估计值普遍低于南京市。这表明,在本次 Delta 毒株疫情传播期间,南京市的防控措施实施强度显著高于扬州市。数据分析结果进一步显示,南京市通过高效的干预措施,能够在短时间内显著降低疫情峰值,而

扬州市在早期未能充分落实密切接触者的追踪和隔离，导致疫情传播较为严重。尽管两地防控措施存在一定差异，但总体而言，两地政府在 Delta 毒株来袭后迅速采取了密切接触者追踪、隔离，重点人群的封闭管理、控制社交距离以及全体民众佩戴口罩等防控措施，取得了显著成效，有效遏制了疫情的大规模传播。

4.2. 有效再生数

4.2.1. 模型估计结果

与基本再生数相比，有效再生数能够衡量在部分人群免疫或实施了干预措施的情况下，由一个原发病例引发的继发病例数[26]。有效再生数随着疾病传播过程的变化而变化，并且由于人口规模远远大于最终的爆发规模，可得 $S(t)/N \approx 1$ ，此外，由于模型中加入了一项时变函数 $c(t)$ ，因此有效再生数由下式给出：

$$R_c(t) = (1-q)\beta c(t)(1-p_d)(1-e_m p_m) \left(\frac{k_1}{\sigma} + \frac{fk_2}{\gamma_2} + \frac{1-f}{\gamma_1} \right) \frac{S(t)}{N(t)}$$

与通常假设恒定接触率的基本再生数不同，本文在有效再生数的计算中引入了时变接触率，基于数据拟合所估计的参数值，可对有效再生数 $R_c(t)$ 进行数值计算。图 4 所示的结果表明，在疫情暴发初期，两地的 $R_c(t)$ 处于较高水平。然而，随着防控措施的逐步实施，有效再生数逐渐下降，并最终降至 1 以下，表明疫情得到有效控制。

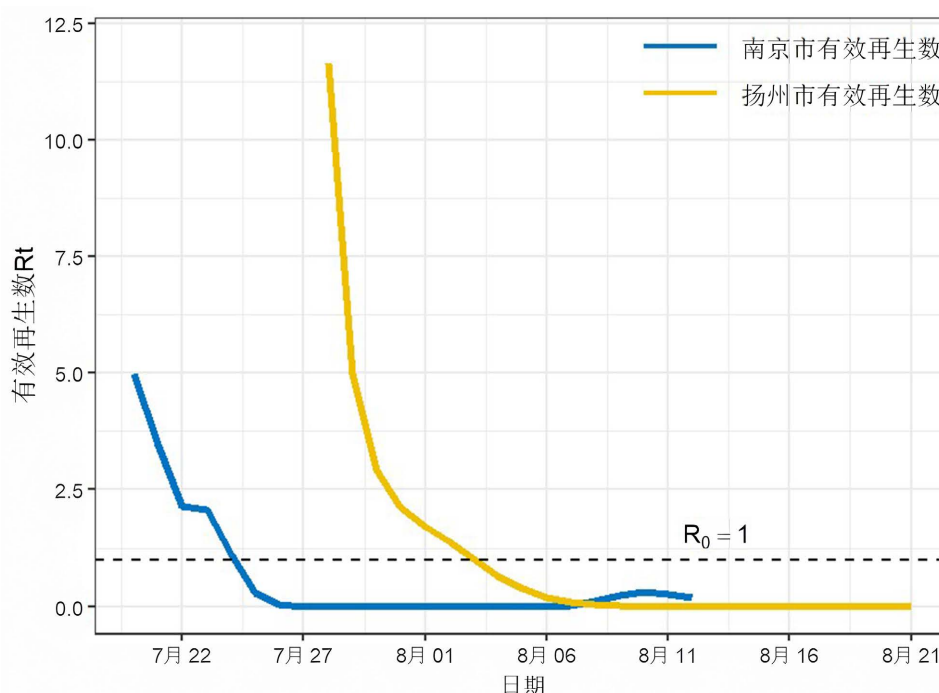


Figure 4. Estimation results of effective reproduction number based on model

图 4. 有效再生数的模型估计结果

4.2.2. 无模型估计结果

上一节介绍了一种基于模型的有效再生数估计方法，本小节采用一种基于感染网络的时变方法[27]来计算有效再生数。在该方法中，传播网络被定义为个体感染其他个体的概率，并可通过以下公式对有

效再生数进行估计:

$$p_{ij} = \frac{w(t_i - t_j)}{\sum_{i \neq k} w(t_i - t_k)}$$

其中 p_{ij} 表示病例 i 被病例 j 感染的相对概率。考虑到病例在症状发生时间上存在差异, 可以用序列间隔的概率分布 $w(t_i - t_j)$ 来表示。病例 j 的有效再生数是所有案例 i 的总和, 因此可得 $R_j = \sum_i p_{ij}$, 并且该结果可以近似等价于时变再生数。序列间隔(serial interval)定义为传播链中两个感染病例之间的发病时间差异, 并在 COVID-19 大流行的早期阶段已得到广泛研究。相比于野生型毒株和 Alpha 变异株, 研究表明 Delta 变异株的序列间隔和潜伏期通常较短。根据文献[28], 基于香港 2022 年初的实验室确诊病例数据, 德尔塔变异株的序列间隔均值估计为 5.8 天。本研究采用该估计值进行有效再生数的计算, 结合病例报告数据和序列间隔数据, 在此使用 R 语言中的 R_0 包计算有效再生数, 计算结果如图 5 所示。

基于上述计算结果, 研究发现, 对于南京市, 在 7 月 20 日报告禄口机场工作人员病例的当天, 有效再生数达到 5.19, 与扬州市相比更低, 是因为南京市政府立即对密接人群进行严格医学观察, 及时控制传染链, 在 26 日有效再生数已下降至 1 以下, 疾病逐渐消亡。随后扬州市在 7 月 28 日报告了两例病例, 其中一例病例自 21 日从南京到扬州后, 随后四天在棋牌室中度过, 因此其去过的棋牌室, 成为了扬州本轮疫情的主要传播地点。从数据上看, 首日有效再生数达到 9.98, 这是因为早期人群社交距离并未得到控制, 首例病例在人群聚集场所开始传播。而后在经过政府防控之后, 再生数持续下降, 在 8 月 6 日下降至 1 以下, 疫情逐渐消亡。Delta 变种毒株感染性非常强, 然而在上述两地政府的有效防控之下在短短几天之内有效再生数便下降至 1 以下, 这一结果进一步证明, 及时的密切接触者追踪、隔离措施以及控制社交距离等防控手段, 能够有效地遏制疫情蔓延, 防止了大规模的社区传播。

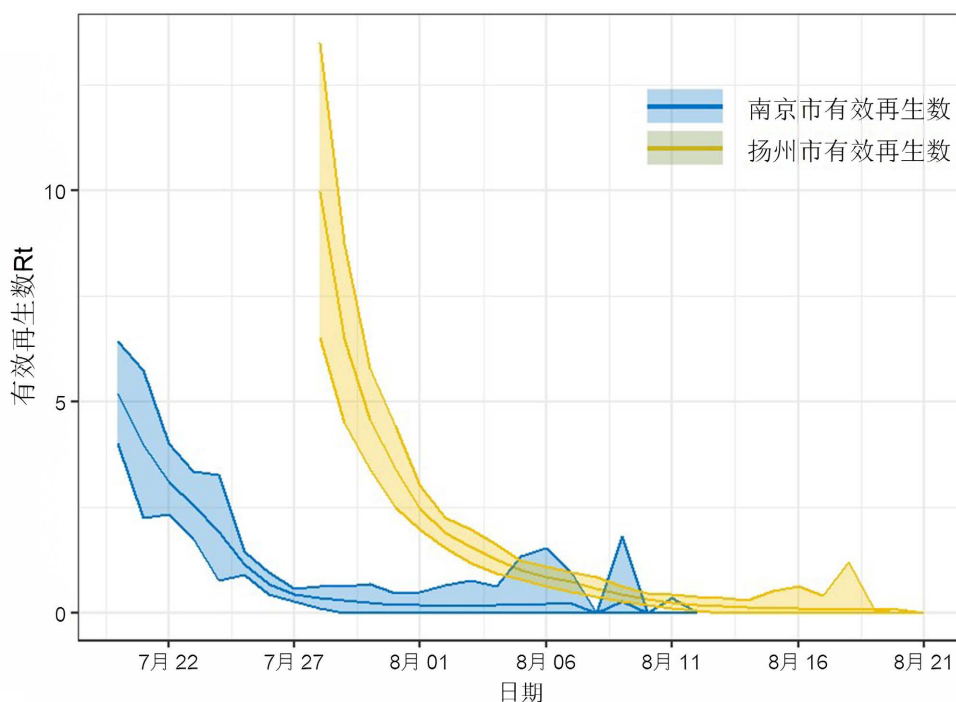


Figure 5. Estimation results of effective reproduction number based on data

图 5. 基于数据的有效再生数估计结果

5. 讨论

5.1. 政府宣传、干预等措施提高口罩佩戴率对疫情传播的影响

在 2021 年新冠 Delta 变异株疫情爆发期间, 江苏省卫生健康委员会[12]在每日疫情播报中多次强调疫情形势严峻复杂, 防控措施不可松懈。政府呼吁民众保持个人防护意识, 积极配合各项防控措施, 包括接种疫苗、树立“健康第一责任人”意识, 并坚持良好的卫生习惯, 如勤洗手、佩戴口罩等。同时, 建议出现相关症状的个人及时规范就医, 并在就医途中佩戴口罩, 避免乘坐公共交通工具。在公共场所, 政府持续推进常态化防控措施, 要求民众佩戴口罩、扫码验码、测量体温, 并确保高风险暴露人群正确佩戴口罩。疫情期间, 各政府部门严格执行上述防控措施, 并通过广泛宣传提升公众对佩戴口罩重要性的认识, 从而保持较高的口罩佩戴率, 有效降低病毒传播风险。

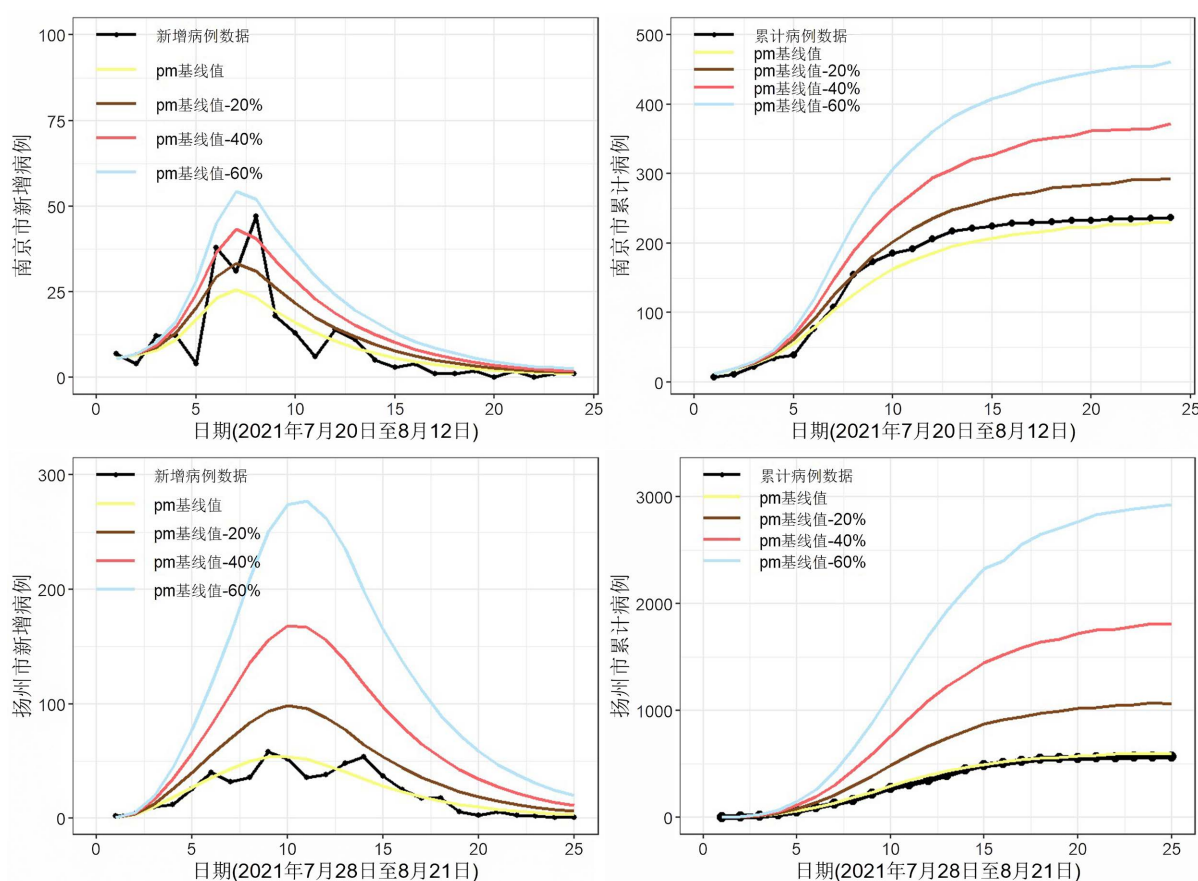


Figure 6. Simulation of new cases and cumulative case data under four different scenarios based on pm baseline values

图 6. 基于 pm 基线值的四种不同情形下的新增病例以及累计病例数据模拟

为了评估口罩佩戴的功效益, 本研究考虑了民众每天使用的 3 种类型口罩: 布口罩, 外科口罩和 N95 口罩。布口罩的功效益因材料和构造方式而异, 目前针对其在 COVID-19 传播中的有效性研究较为有限。Rizki 等人的研究[29]指出, 布口罩的功效益在 50%至 95%之间。外科口罩和 KN95 通常对病毒感染更有效(可能超过 95%) [30], 布口罩的防护效果可能不如外科口罩和 KN95 口罩。一项相关研究[22]表明, 所有类型的口罩的平均功效益为 79%, 基于该研究结果, 本研究将该值设置为模型参数 $e_m = 0.79$ 。在疫情传播期间, 江苏省政府通过大力宣传和广泛供应口罩, 提高了民众的口罩佩戴率。在此背景下, 本文进一步

探讨在缺乏政府宣传和管控措施的情况下, 疫情的传播趋势。为模拟该情境, 假设降低宣传力度和减少口罩供应量等效于降低模型中的口罩佩戴参数 p_m 的值。在此基础上, 设定四种不同的参数值, 模拟新增病例数据, 以评估防控措施对疫情传播的影响, 各情境下的模拟结果如图 6 所示。

根据图 6 中模拟结果可知, 若佩戴口罩人群比例下降, 接触者感染风险增高。对于南京市, 口罩佩戴率对于疫情的传播并不敏感, 主要是由于在疫情爆发早期, 南京市政府就对确诊病例密切接触者采取了严格的跟踪隔离策略, 使得疫情没有扩散, 因此公众口罩佩戴情况并没有对此次疫情控制有太大影响。而对于扬州市, 当 p_m 值降低 30% 时, 在疫情传播期间累计病例将达到 2932 例, 超过了实际累计病例数据(531 例), 若当所有人群都不佩戴口罩时, 累计病例数将达到 7159 例。因此扬州市政府大力宣传口罩佩戴重要性, 以及对一些特定人群的强制佩戴口罩要求等措施上避免了该市大面积人群的感染。

5.2. 政府控制人群社交距离对疫情传播的影响

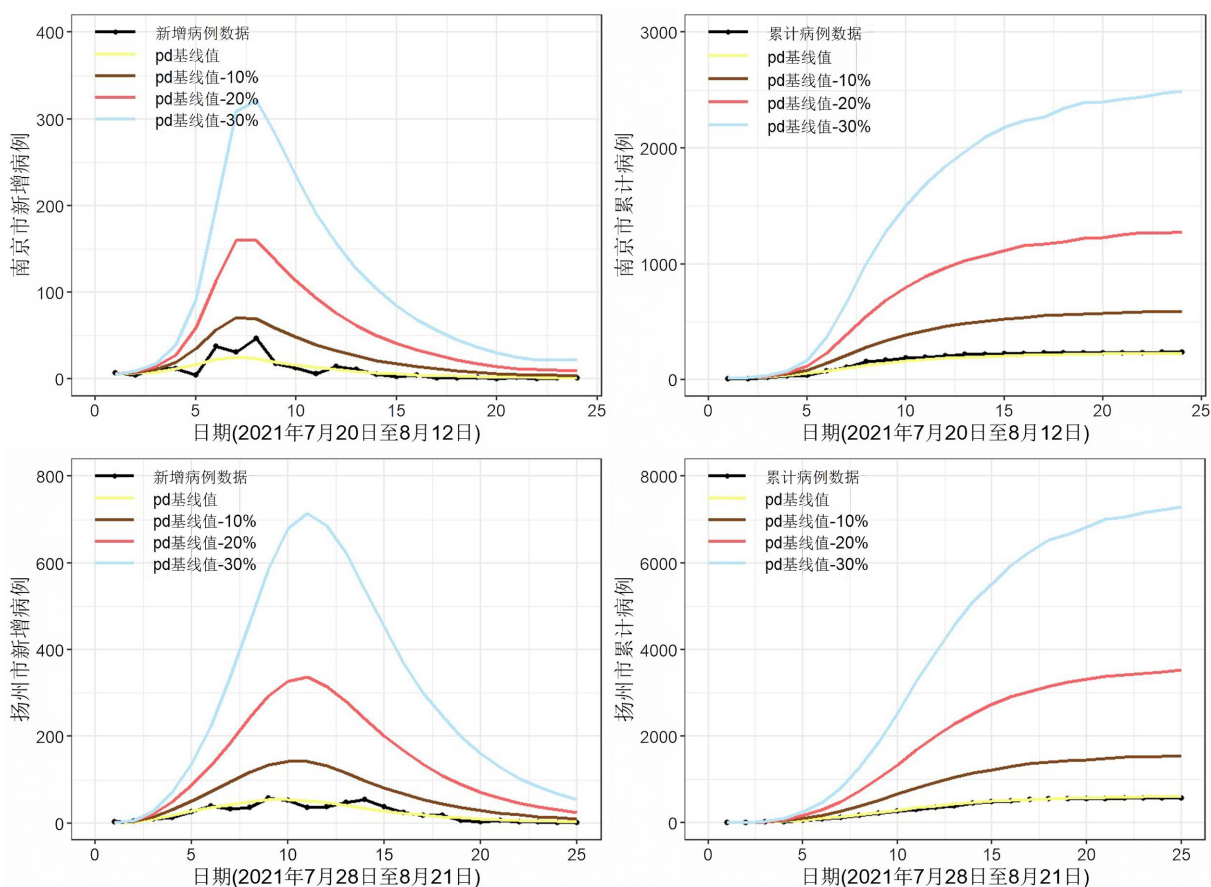


Figure 7. Simulation of new cases and cumulative case data under four different scenarios based on pd baseline values

图 7. 基于 pd 基线值的四种不同情形下的新增病例以及累计病例数据模拟

2021 年 8 月 1 日, 扬州市举行疫情防控新闻发布会, 政府控制民众社交距离主要措施有: 通往扬州市外的道路, 统一设置通行查报站, 持有 48 小时内核酸检测阴性证明司乘人员及其车辆, 方可进出。扬州市主城区通往各个县区的道路进行管控, 保供和特需车辆凭扬州市疫情防控工作指挥部通行证进出。主城区内所有公交车、巡游出租车、网约车以及道路客运班线和旅游包车临时停运, 主城区范围内的服务类场所除农贸市场、超市、药店等, 临时关停。上述防控措施旨在减少人群接触和聚集, 从而降低疫

情传播速度。基于此背景,本文进一步探讨在未实施这些社交距离管控措施的情况下,两地疫情的潜在发展趋势。为此,假设降低社交距离管控措施的强度等效于降低模型中 p_d 的参数值,并设定四种不同的参数水平,对新增病例数据进行模拟分析。各情境下的模拟结果如图 7 所示。

根据图 7 中的模拟结果,研究表明若社交距离 p_d 降低,接触者感染风险将会增高。对于南京市,当 p_d 值降低 30% 时,在疫情传播期间累计病例将达到 2493 例,超过了实际累计病例数据(237 例)。若政府不采取任何限制人群社交的措施,即 $p_d = 0$ 时,累计病例数将达到 64,197 例。对于扬州市,实施控制社交距离的措施更加有效地降低了疫情的进一步传播,当 p_d 值降低 30% 时,在疫情传播期间累计病例将达到 7312 例,远远超过了实际累计病例数据(531 例)。若政府不采取任何限制人群社交的措施,即 $p_d = 0$ 时,累计病例数将达到 29.1 万例,在这种假设下扬州市大约 6.5% 的人 would 感染 Delta 变异株。因此政府采取诸如关停超市、药店,限制公共交通等限制人群聚集的防控措施避免了城市大量人群的感染。

5.3. 跟踪隔离措施对疫情传播的影响

2021 年 7 月,江苏省疾病预防控制中心发布疫情防控公告,针对德尔塔变异株病毒载量高、传播速度快、传播能力强的特点,提出了严格的管控措施,以实现快速响应和精准防控。公告要求在发现阳性感染者后,立即实施隔离措施,并迅速开展流行病学调查,以“隔离-流调-检测-再隔离-再流调-再检测”为核心的闭环防控策略,确保密切接触者 and 次密切接触者能够被迅速追踪,并落实隔离医学观察。此外,为提高防控精准度,要求逐门逐户核实密切接触者情况,确保防控措施的全面覆盖。基于上述防控策略,本文在模型中将所有追踪和隔离措施等效于两个隔离仓室,并在不同隔离强度的设定下模拟新增病例数据,以评估隔离措施对疫情传播的影响。通过设定四种不同的隔离参数值,分析其对疫情发展趋势的影响,模拟结果如图 8 所示。

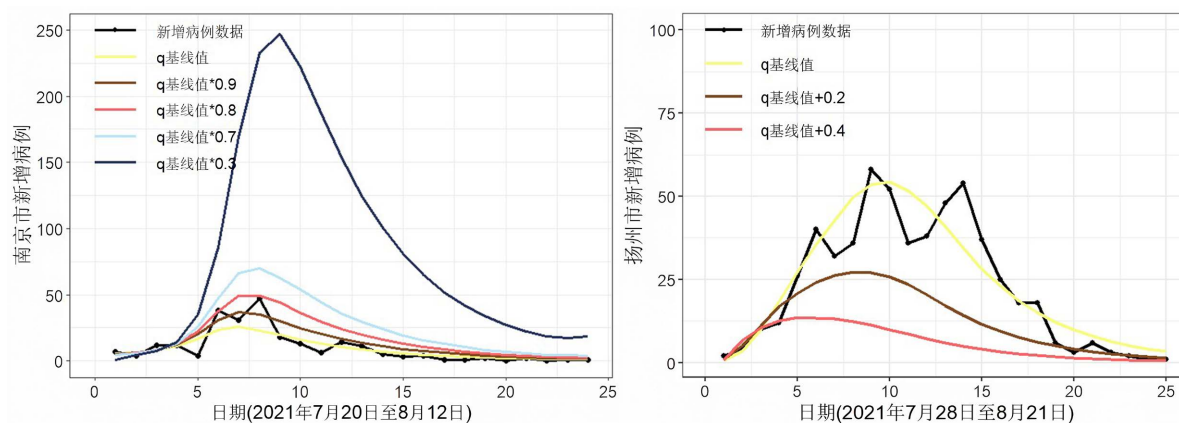


Figure 8. Simulation of new cases and cumulative case data under four different scenarios based on q baseline values

图 8. 基于隔离率 q 基线值的多种不同情形下的新增病例以及累计病例数据模拟

根据数值模拟结果,研究发现扬州市在疫情初期对感染者密切接触者的跟踪隔离工作存在不足,隔离率相对较低,仅为 0.37。这一较低的隔离率导致疫情在扬州市的传播速度相对较快,传播范围也相对较广,使得疫情形势相比于其他城市更为严峻。如果能够在疫情初期及时采取有效措施,将隔离率从 0.37 提升至 0.77,那么本次疫情的传播将会得到有效遏制,传播范围将大幅缩小,传播速度也会明显减缓,疫情会在较短时间内得到控制并很快结束。而对于人口规模更大、人群分布更为密集的南京市来说,情况则有所不同,南京市在禄口机场的疫情发生后,迅速响应,对感染者密切接触者的跟踪隔离措施实施得既快又准。从图中的模拟结果可以看出,若南京市早期密切接触者隔离措施不严格,将会引起较大范

围的人群传播,若不实施密接者隔离措施,即 $q=0$ 时,南京市本次疫情感染人数将会达到 11.78 万例。南京市相关部门第一时间对密切接触者进行全面排查,及时准确地掌握其相关信息,并迅速采取严格的隔离措施,将这些密切接触者进行有效隔离,从而有效切断了疫情的传播链。得益于这一高效的跟踪隔离措施,南京市的疫情很快就得到了有效压制,避免了疫情在更大范围内传播,保障了城市的安全稳定和正常运转,也为其他城市疫情防控工作提供了有益的借鉴和参考。

6. 结论

考虑到新冠病毒感染传播的随机性,本研究构建了一个具有时变参数的离散随机模型,以模拟 2021 年 Delta 毒株在江苏省南京市和扬州市的传播过程。模型假设各仓室中的人群转移符合二项分布,并利用政府报告的病例数据对模型进行校准。首先,基于两地的疫情数据,采用粒子迭代滤波算法(IF2)对模型参数进行估计,并将估计值输入模型,以确保模型能够较为准确地拟合新增及累计病例数据。随后,基于两种不同的方法计算有效再生数,结果表明 Delta 毒株在早期传播阶段具有较强的传染性,其中南京市的初始再生数为 5.19,扬州市的初始再生数达到 9.98。然而,在严格的防控措施下,两地的有效再生数在短时间内迅速下降至 1 以下,这表明疫情防控策略在抑制病毒传播方面发挥了重要作用。

随后本文在讨论部分通过数值模拟的形式对疫情防控中的三大防控措施的效果进行评估,通过对比研究发现较高的密切接触者人群隔离率是南京市本次成功疫情防控的关键,若扬州市在疫情防控早期能够精准跟踪密切接触者人群,做到精准隔离管控,那么疫情的传播将会得到更好的控制。总体上来看,两地政府的宣传干预人群佩戴口罩,避免人群聚集,控制社交距离,对密切接触者的追踪等措施对疫情防控起到了非常大的作用,得益于这些高效的防控措施,两地疫情均在一个月内得到控制,避免了大范围的人群感染。当出现疫情征兆时,民众应提高自我防护意识,采取一切可能的防护措施,如佩戴医用口罩、留在室内等,以降低感染风险,政府部门应当做好对密切接触者的跟踪隔离,关闭公共场所,以降低疾病传播风险,这些宝贵的防控经验应当一直留存在人们心中。

在以往传染病建模的研究当中,发生率通常被认为是恒定的常数,然而在实际的模拟研究中我们发现人群之间的接触,感染概率等都会随着时间而发生变化,因此本文在构建模型时将接触数构建为随时间变化的三次样条函数,这种方法能够有效地反应疾病真实传播情况,能够基于模型计算出有效再生数,并且可以有效拟合疾病的多波病例数据。然而本研究也存在许多限制,首先本文认为所有人的感染风险都是相同的,然而相关研究表明不同年龄人群的感染风险存在异质性,其次,在构建模型时,与防控措施相关的几个参数均设置为常数,然而在实际疫情防控中,防控措施实施的时间、强度也是随着时间变化的,这些问题留给未来的工作中讨论。

致 谢

衷心感谢本课题组李老师和裴老师的循循善诱和悉心指导,感谢审稿人提供的宝贵意见和帮助!

基金项目

本文受到国家自然科学基金(批准号: 12371493, 12101443),山西省基础研究计划自然科学研究面上项目(批准号: 202303021221024, 202103021224095)和山西省回国留学人员科研教研资助项目(2022-73)的资助。

参考文献

- [1] Li, Q., Guan, X., Wu, P., Wang, X., Zhou, L., Tong, Y., et al. (2020) Early Transmission Dynamics in Wuhan, China, of Novel Coronavirus-Infected Pneumonia. *New England Journal of Medicine*, **382**, 1199-1207.

- <https://doi.org/10.1056/nejmoa2001316>
- [2] Li, M.T., Sun, G.Q., Zhang, J., *et al.* (2020) Analysis of COVID-19 Transmission in Shanxi Province with Discrete Time Imported Cases. *Mathematical Biosciences and Engineering*, **17**, 3710-3720.
 - [3] Adam, D. (2021) What Scientists Know about New, Fast-Spreading Coronavirus Variants. *Nature*, **594**, 19-20. <https://doi.org/10.1038/d41586-021-01390-4>
 - [4] Asamoah, J.K.K., Okyere, E., Abidemi, A., Moore, S.E., Sun, G., Jin, Z., *et al.* (2022) Optimal Control and Comprehensive Cost-Effectiveness Analysis for Covid-19. *Results in Physics*, **33**, Article 105177. <https://doi.org/10.1016/j.rinp.2022.105177>
 - [5] Kupferschmidt, K. and Wadman, M. (2021) Delta Variant Triggers New Phase in the Pandemic. *Science*, **372**, 1375-1376. <https://doi.org/10.1126/science.372.6549.1375>
 - [6] Dhawan, M., Saied, A.A., Mitra, S., Alhumaydhi, F.A., Emran, T.B. and Wilairatana, P. (2022) Omicron Variant (B.1.1.529) and Its Sublineages: What Do We Know So Far Amid the Emergence of Recombinant Variants of SARS-CoV-2? *Biomedicine & Pharmacotherapy*, **154**, Article 113522. <https://doi.org/10.1016/j.biopha.2022.113522>
 - [7] Lin, L., Zhao, Y., Chen, B. and He, D. (2022) Multiple COVID-19 Waves and Vaccination Effectiveness in the United States. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **19**, Article 2282. <https://doi.org/10.3390/ijerph19042282>
 - [8] Brand, S.P.C., Ojal, J., Aziza, R., Were, V., Okiro, E.A., Kombe, I.K., *et al.* (2021) COVID-19 Transmission Dynamics Underlying Epidemic Waves in Kenya. *Science*, **374**, 989-994. <https://doi.org/10.1126/science.abk0414>
 - [9] Dhar, M.S., Marwal, R., VS, R., Ponnusamy, K., Jolly, B., Bhoyar, R.C., *et al.* (2021) Genomic Characterization and Epidemiology of an Emerging SARS-CoV-2 Variant in Delhi, India. *Science*, **374**, 995-999. <https://doi.org/10.1126/science.abj9932>
 - [10] 河北省卫生健康委员会. 2021 年 1 月 5 日河北省新型冠状病毒肺炎疫情情况[EB/OL]. 2021-01-07. <http://wsjkw.hebei.gov.cn/yqtb/375222.jhtml>, 2025-04-28.
 - [11] 广东省卫生健康委员会. 2021 年 5 月 22 日广东省新冠疫情情况[EB/OL]. 2021-05-22. https://wsjkw.gd.gov.cn/xgzbd/fk/content/post_3288675.html, 2025-04-28.
 - [12] 江苏省卫生健康委员会. 最新通报: 7 月 21 日 8 时至 19 时江苏新增本土新冠肺炎确诊病例 2 例[EB/OL]. 2021-07-22. https://wjw.jiangsu.gov.cn/art/2021/7/22/art_7290_9894861.html, 2025-04-28.
 - [13] 陕西省疾病预防控制中心. 陕西新增一例本土确诊病例[EB/OL]. 2021-12-09. http://www.sxcdc.com/newstyle/pub_newsshow.asp?id=1019169&chid=100429, 2025-04-28
 - [14] Zhang, F., Zhang, J., Li, M., Jin, Z. and Wen, Y. (2024) Assessing the Impact of Different Contact Patterns on Disease Transmission: Taking COVID-19 as a Case. *PLOS ONE*, **19**, e0300884. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300884>
 - [15] Zhou, W., Bai, Y. and Tang, S. (2022) The Effectiveness of Various Control Strategies: An Insight from a Comparison Modelling Study. *Journal of Theoretical Biology*, **549**, Article 111205. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2022.111205>
 - [16] Wang, P., Li, Y. and Pan, Z. (2021) Research on Spatial Epidemic Dynamics Modelling of COVID-19 Outbreak: Take Nanjing as an Example. *Proceedings of the 1st International Conference on Public Management and Big Data Analysis*, Harbin, 17-19 December 2021, 335-341. <https://doi.org/10.5220/0011344100003437>
 - [17] Zeng, Z., Wu, T., Lin, Z., Luo, L., Lin, Z., Guan, W., *et al.* (2022) Containment of SARS-CoV-2 Delta Strain in Guangzhou, China by Quarantine and Social Distancing: A Modelling Study. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 21096. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-21674-7>
 - [18] Liu, W., Guo, Z., Abudunaibi, B., Ouyang, X., Wang, D., Yang, T., *et al.* (2022) Model-Based Evaluation of Transmissibility and Intervention Measures for a COVID-19 Outbreak in Xiamen City, China. *Frontiers in Public Health*, **10**, Article 887146. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.887146>
 - [19] 江苏省疾病预防控制中心. 截至 7 月 21 日 8 时江苏新增本土新冠肺炎确诊病例 7 例, 境外输入确诊病例 2 例[EB/OL]. 2021-07-21. https://www.jscdc.cn/xxgk_1641/yqdt/202310/t20231026_89886.html, 2025-04-28.
 - [20] Perperoglou, A., Sauerbrei, W., Abrahamowicz, M. and Schmid, M. (2019) A Review of Spline Function Procedures in R. *BMC Medical Research Methodology*, **19**, Article No. 46. <https://doi.org/10.1186/s12874-019-0666-3>
 - [21] Liossi, S., Tsiambas, E., Maipas, S., Papageorgiou, E., Lazaris, A. and Kavantzias, N. (2023) Mathematical Modeling for Delta and Omicron Variant of SARS-CoV-2 Transmission Dynamics in Greece. *Infectious Disease Modelling*, **8**, 794-805. <https://doi.org/10.1016/j.idm.2023.07.002>
 - [22] Wang, Y., Tian, H., Zhang, L., Zhang, M., Guo, D., Wu, W., *et al.* (2020) Reduction of Secondary Transmission of SARS-CoV-2 in Households by Face Mask Use, Disinfection and Social Distancing: A Cohort Study in Beijing, China. *BMJ Global Health*, **5**, e002794. <https://doi.org/10.1136/bmjgh-2020-002794>
 - [23] Sanyi, T., Biao, T., Bragazzi, N.L., *et al.* (2020) Analysis of COVID-19 Epidemic Traced Data and Stochastic Discrete

- Transmission Dynamic Model. *Scientia Sinica Mathematica*, **50**, 1071-1086.
- [24] Zhang, M., Xiao, J., Deng, A., Zhang, Y., Zhuang, Y., Hu, T., *et al.* (2021) Transmission Dynamics of an Outbreak of the COVID-19 Delta Variant B.1.617.2—Guangdong Province, China, May-June 2021. *China CDC Weekly*, **3**, 584-586. <https://doi.org/10.46234/ccdcw2021.148>
- [25] King, A. (2015) Statistical Inference for Partially-Observed Markov Processes. <http://kingaa.github.io/pomp/>
- [26] Paine, S., Mercer, G.N., Kelly, P.M., Bandaranayake, D., Baker, M.G., Huang, Q.S., *et al.* (2010) Transmissibility of 2009 Pandemic Influenza A(H1N1) in New Zealand: Effective Reproduction Number and Influence of Age, Ethnicity and Importations. *Eurosurveillance*, **15**, Article 19591. <https://doi.org/10.2807/ese.15.24.19591-en>
- [27] Wallinga, J. (2004) Different Epidemic Curves for Severe Acute Respiratory Syndrome Reveal Similar Impacts of Control Measures. *American Journal of Epidemiology*, **160**, 509-516. <https://doi.org/10.1093/aje/kwh255>
- [28] Guo, Z., Zhao, S., Mok, C.K.P., So, R.T.Y., Yam, C.H.K., Chow, T.Y., *et al.* (2023) Comparing the Incubation Period, Serial Interval, and Infectiousness Profile between SARS-CoV-2 Omicron and Delta Variants. *Journal of Medical Virology*, **95**, e28648. <https://doi.org/10.1002/jmv.28648>
- [29] Rizki, S.A. and Kurniawan, A. (2020) Efficacy of Cloth Mask in Reducing COVID-19 Transmission: A Literature Review. *Kesmas: National Public Health Journal*, **15**, 43-48. <https://doi.org/10.21109/kesmas.v15i2.3893>
- [30] Wang, Y., Deng, Z. and Shi, D. (2021) How Effective Is a Mask in Preventing COVID-19 Infection? *MEDICAL DEVICES & SENSORS*, **4**, e10163. <https://doi.org/10.1002/mds3.10163>