面向校园疫情防控的人群运动行为及疫情传播建模研究

# 摘要

在本文中，我们提出了一种基于代理的模型，模拟一个相对真实的校园环境，用于分析COVID-19 在大学校园内的传播和校园防疫政策的有效性。我们基于目前对 COVID-19 的了解，修改标准的SEIR模型，将感染类分为无症状感染者、轻症感染者和重症感染者，同时提出基于空间风险和空间感染人数的感染概率公式，模拟校园中病毒的传播和感染。我们的目标是深入了解哪些措施最有效，并且尽可能准确地预测每日的感染人数。本文另一个创新在于，将学校管理政策的强度和代理对政策遵从度同时研究。我们通过最终感染人数的相对变化以及对基本再生数R0的影响来分析防疫政策有效性。我们发现，核酸轮检和佩戴口罩是非常有效的单一防控措施。学校制定强有力的管理政策结合学生对管理政策的积极遵守才能有效的控制校园疫情的传播。最后，我们使用来自维拉诺瓦大学 2020 年秋季 COVID-19在线数据验证模型，发现当超级传播事件被纳入模型时模型和数据拟合效果很好。

关键词：基于代理建模；SEIR；校园疫情建模；基本再生系数；校园防疫

Crowd Motion and Infectious Disease Modeling for Campus COVID-19 Control

# Abstract

In this paper, we propose agent-based model which can simulate a relatively realistic campus environment for analyzing the spread of COVID-19 on campuses and the effectiveness of campus epidemic prevention policies. Based on our current understanding of COVID-19, we modified the standard SEIR model to divide the infection categories into asymptomatic infections, mild infections and severe infections. At the same time, the infection probability formula based on spatial risk and spatial infection number is proposed to simulate the spread and infection of the virus in the campus.Our goal is to gain insight into which measures are most effective and to predict daily infections as accurately as possible. Another innovation of this paper lies in the simultaneous study of the strength of school management policy and the degree of compliance of agents with the policy. We analyze the effectiveness of epidemic prevention policies through the relative changes in the final number of infections and the impact on the basic reproduction number R0. We have found that testing and quarantine and wearing masks are most effective single prevention and control measures. The campus can effectively control the spread of the epidemic by formulating strong management policies and students' active compliance with the management policies. Finally, we validate the model using data from Villanova University's Fall 2020 COVID-19 online data and find that the model and data fit well when superspreading events are incorporated into the model.

Keywords: agent based modeling; SEIR； Campus epidemic modeling; Basic regeneration coefficient; Effectiveness of campus epidemic preventio

目 录

[摘要 I](#_Toc103871678)

[Abstract II](#_Toc103871679)

[1绪论 1](#_Toc103871680)

[1.1课题背景和意义 1](#_Toc103871681)

[1.2国内外研究现状 2](#_Toc103871682)

[1.3论文内容 3](#_Toc103871683)

[1.4论文结构 3](#_Toc103871684)

[2模型理论 1](#_Toc103871685)

[2.1SIR模型 1](#_Toc103871686)

[2.1.1SIR模型理论 1](#_Toc103871687)

[2.1.2SIR模型分析 2](#_Toc103871688)

[2.1.3基本再生系数R0和有效再生数Rt 3](#_Toc103871689)

[2.2SEIR模型 4](#_Toc103871690)

[2.2.1 SEIR模型的提出 4](#_Toc103871691)

[2.2.2 SEIR模型假设及微分方程 5](#_Toc103871692)

[2.3基于代理建模 6](#_Toc103871693)

[2.3.1基于代理建模原理 6](#_Toc103871694)

[2.3.2基于代理建模分析 6](#_Toc103871695)

[2.4本章小结 7](#_Toc103871696)

[3模型建立 8](#_Toc103871697)

[3.1学校网络建模 8](#_Toc103871698)

[3.2代理设计 8](#_Toc103871699)

[3.2.1代理类型 8](#_Toc103871700)

[3.2.2代理时间表 9](#_Toc103871701)

[3.2.3代理移动 10](#_Toc103871702)

[3.3感染传播 10](#_Toc103871703)

[3.3.1代理状态 10](#_Toc103871704)

[3.3.2代理感染概率 10](#_Toc103871705)

[3.3.3传播风险和空间容量 11](#_Toc103871706)

[3.3.4其余感染 11](#_Toc103871707)

[3.4基础模型假设 11](#_Toc103871708)

[3.5接触向量 11](#_Toc103871709)

[3.6超级传播事件 12](#_Toc103871710)

[3.7本章小结 12](#_Toc103871711)

[4防疫政策与参数 13](#_Toc103871712)

[4.1佩戴口罩 13](#_Toc103871713)

[4.2核酸轮检和主动检测 13](#_Toc103871714)

[4.3关闭部分建筑 13](#_Toc103871715)

[4.4线下、线上混合上课 14](#_Toc103871716)

[4.5减少学生聚集 14](#_Toc103871717)

[4.6模型参数总结 14](#_Toc103871718)

[5实验结果与分析 16](#_Toc103871719)

[5.1基础模型 16](#_Toc103871720)

[5.2防疫政策和代理遵从度 16](#_Toc103871721)

[5.2.1单一防疫政策 16](#_Toc103871722)

[5.2.2不同政策结合不同代理遵从度 19](#_Toc103871723)

[5.2.3不同核酸结果延迟 21](#_Toc103871724)

[5.3数据拟合 21](#_Toc103871725)

[5.3.1数据来源 21](#_Toc103871726)

[5.3.2数据拟合分析 22](#_Toc103871727)

[5.4本章小结 23](#_Toc103871728)

[6总结与展望 24](#_Toc103871729)

[6.1工作总结 24](#_Toc103871730)

[6.2未来展望 24](#_Toc103871731)

[参考文献 25](#_Toc103871732)

[致谢 28](#_Toc103871733)

# 1绪论

## 1.1课题背景和意义

截至2022年5月，COVID-19大流行在全球范围内造成了巨大的人员、财务和后勤影响，包括超过5亿人感染和625万人死亡[1]。人们工作和生活习惯发生了根本变化。疫情的出现也加剧了经济衰退，进而引发了一系列的社会问题[2]。在这众多问题中，由于学校是学生生活的主要场所，校园疫情防控越发重要。如何制定有效的疫情防控措施使传播风险最小化同时保障师生教学活动的正常进行是目前面临的关键挑战。由于局部区域疫情的反复爆发以及校园、社区交叉接触问题的存在[3]，关于重新开放学校的潜在安全性和后果存在很大的不确定性[4]。

随着2020年春季COVID-19在全国各地的爆发，几乎所有大学都先后暂停了线下授课，转为线上授课。在国外也是如此，据估计，在美国有5000万小学生和1900万大学生转向在线学习，即远程教育、居家上课[5]。到2020年秋季学期，部分学校陆续重新开放，进行线下授课。从重新开学开始，先后发生了四起重要事件：部分高校在2020年秋季学期转为线下授课；COVID-19在许多地区重新爆发；部分学校承诺尽可能安全地开学并采取动态封校管理；关于怎样才能最好地平衡教育、安全和经济需求的争论越来越多[6]。

为了应对日益严重的病毒传播，大多数国家采取了防护干预措施[7]，以限制COVID-19在局部范围内的传播。这些措施包括隔离感染和疑似患者、使用个人防护设备（口罩、手套等）、注意个人卫生、限制聚集和旅行、保持安全社交距离以及及时隔离和局部封锁。其中一些预防措施取决于人们主观遵从程度，即他们是否遵守这些措施。

校园是师生学习与生活的重要场所，校园安全关系到无数学生的健康成长及其家庭幸福，也关系到学校的发展与教师的身心健康。校园疫情防控工作作为社会安全的重要组成部分，应该受到足够的重视，并通过疫情防控管理措施制定与疫情防控责任体系建构，将其落实到校园管理实践工作中。在疫情防控的特殊形势下，校园疫情防控工作的开展需要与应急管理和公共卫生安全管理等方面的内容相结台，才能有效推动校园安全管理工作的进展与落实。从长远来看，校园疫情防控管理工作是保障学校可持续发展的基础[8]。

安全的校园开学复课策略，包括全面的校园运营管理和严格的疫情防控措施。减少校园疫情传播的方法包括：重新分配教室和宿舍空间；线上和线下课程相结合[9]：一些课程通过腾讯会议、课堂派等方式以线上方式授课，一些课程面对面授课；减少学生规模：只允许部分同学返校，对返校学生进行严格要求，如不能来自中高风险地区、需要七日内核酸阴性证明；各种严格的核酸轮检和密切接触者信息流调[10]；对核酸检测呈阳性的学生进行医学隔离[11]。然而，这些政策的有效性都存在很大的不确定性。新冠病毒具有一些特性，导致它难以被及时有效的控制。目前从接触到出现症状的潜伏期平均为3-5天[12]。此外，估计有30%-40%的阳性个体从未表现出症状[13]。同时，校园内对疫情防控措施的遵守程度通常也很低。

防控政策的不确定性促使一些人质疑大学重新开放的安全性[14]，尤其考虑到学生群体是高度聚集的。学校重新开放可能会导致局部区域疫情防控失控，造成严重的社会安全问题。相比之下，学校不重新开放也可能会对经济和学生发展产生巨大影响，尽管后者影响可能较小。尽管关于大学重新开放的经验数据很少，一些暴发仅可追溯到少数指标病例。但是利用病毒传播的特点，结合校园环境，建立起合适的数学模型，不仅可以帮助理解病毒传播机制与特征、预测校园疫情发展趋势，而且可以针对其中的关键因素，采取相对应的措施，制定更加有效的防控政策，对疫情防控采取决策具有重要的理论意义[15]。

## 1.2国内外研究现状

对流行病毒的传播模拟经典的办法就是使用常微分方程，一般称为SIR或SEIR模型[16]，可以帮助我们理解流行病的动态传播。其中SEIR模型（其中S、E、I和R分别表示susceptible, exposed, infected and removed populations四类人群）是SIR流行病学模型的扩展。SEIR模型可以使用简单的联立常微分方程和一些参数，快速处理同质人群中传染病传播的模拟。通过引入随机微分方程（SDE）的SIER模型可以提供随机变化，应用于病毒传播预测，获得预测值的置信区间。应用SEIR模型，定义不同类别变化的微分方程、疾病传播概率、潜伏期和感染期以及疾病死亡率，初始化初始感染人数，可以模拟感染者、康复者和死亡者的数量。准确确定死亡率取决于对流行病参数和疾病特征的了解，并且及时隔离、保持社交距离以及采用非常严格的健康和安全标准对于阻止病毒传播至关重要。

有很多研究通过改进创新SIR、SEIR模型，建模模拟COVID-19在校园内的传播，用于制定有效的疫情防控措施使传播风险最小化同时保障师生教学活动的正常进行。Wrighton和Lawrence认为应遵循“最佳实践”，其中包括：检测、隔离、接触者追踪、佩戴口罩和减少人员聚集[17]。Bahl R等人开发一个基于代理的模型[18]，模拟COVID-19在寄宿学校中的传播。建立学校网络，包括教学楼、体育馆、宿舍、办公楼、公共节点等建筑，模拟真实的校园环境，得到安全的重新开学需要管理者采取的强有力政策和学生的谨慎行为，同时综合测试和戴口罩是最有效的单一干预措施。Gressman 和 Peck 通过对SIR模型的改进建立了一个基于代理的模型[19]，该模型融合了大学生活的更多特征。粗略地说，在模型中的某一天，一个代理从不同的组中随机选择了大约20个联系人。这些群体包括住宅、密切的学术、课堂接触、广泛的社交等，并且接触具有不同的感染可能性。他们的结果表明，大规模测试、接触者追踪和在线转移大班是最有效的干预措施。Lopman B等人通过一个在学生、教职员工和教职员工之间SEIR确定性隔间传播模型[20]，参数化Emory 大学（位于佐治亚州亚特兰大的一所中型私立大学），并对输入参数进行概率敏感性分析，发现可以通过有效的核酸检测、隔离、接触者追踪和隔离来控制 SARS-CoV-2 在校园的传播。Muller K等人基于目前对 COVID-19 的了解修改了一个标准的 SEIR 模型[21]。为了反映大学校园中的人口，同时有助于捕捉不同类别人员之间的接触率以及基于COVID-19已知的由于年龄差异造成的感染率、死亡率的差异，他们将人员分为学生和教师。最终发现，感染总数对与学生行为相关的参数最为敏感。当无法进行核酸轮检时，接触者追踪可以成为一种有效的控制策略。最后，通过Villanova University 2020 年秋季的在线 COVID-19 感染数据验证模型，并发现当超级传播者事件被纳入模型时模型和数据之间的一致性很好。

邓巧明等人[22]以华南理工大学34号楼为例，运用Anylogic仿真建模平台，基于离散事件和智能体建模方法，结合社会力模型，对34号教学楼的多种可能管控手段进行细致仿真建模。分别对错峰上下课，分楼层使用特定楼体以及分方向上下楼等不同管控措施进行建模，对教学楼各个楼体、走廊的人流密度进行实时模拟和预测。同时运用热力图、人流速率折线图以及感染模型折线图直观的展示不同管控措施的效果。庞天睿等人[23]采用基于统计与概率判断的健康者-感染者(SI)传染模型。针对不同等级的防控措施，设置相应情境下的接触人数与传染概率，对防控等级与新冠疫苗阻断疫情传播的效果进行评估。数据初始化后，随机选取一名学生作为0号感染者，按照洗漱、外出、上课、就餐、回寝的顺序依次进行传染过程模拟，统计经过相应天数后模拟感染人数的均值和标准差。分析得出就餐、洗漱和上课是病毒在校园、宿舍传播速度的重要影响因素。

## 1.3论文内容

本文通过构建基于代理的改进的SEIR校园病毒传播模型，模拟病毒在校园内的传播。同时，通过比较基本再生系数、有效再生系数和最后总感染人数，分析不同防疫政策对控制病毒传播的有效程度。最后，通过拟合一组真实的校园疫情传播数据，分析模型的有效性。为分析政策有效性，本文设定了一个基础模型，作为基本衡量标准，在此模型中，没有开启任何的防疫政策。通过不同政策的再生系数和最后总感染人数的横向比较和同种政策的纵向比较，分析防疫政策有效性和有效程度。本文拟合数据集来自Villanova University 2020年秋季的在线COVID-19感染数据。。

## 1.4论文结构

论文结构如下：

第一章绪论，介绍了面向校园疫情防控的人群运动行为及疫情传播建模的背景与研究意义，分析了目前国内外的研究现状，阐述了文章的研究内容结构。

第二章模型理论，介绍了SIR模型、SEIR模型以及基于代理建模的基本原理。

第三章模型建立，介绍了学校网络的建立和代理的设计以及病毒传播的过程。同时，为拟合真实数据集，引入超级传播事件。

第四章防疫政策与参数，介绍不同防疫政策的设计以及模型中用到的参数汇总

第五章实验结果与分析，展示基础模型的感染情况和不同政策的实验仿真结果并对结果进行分析。同时，设置合适的参数拟合真实的数据集并展示。

第六章总结与展望，对本论文的工作和创新点进行总结，同时分析模型的不足，并对未来进行展望。

# 2模型理论

## 2.1SIR模型

### 2.1.1SIR模型理论

SIR模型是由Kermack和McKendrick最早在1927年提出的一个微分动力学模型,是用于研究传染病传播的最具流行病学意义的模型之一。在SIR模型中，人群被细分为以下三种流行病学上不同的个体类型,用来描述这三类人群随时间t的变化情况:

（1）易感人群(Susceptible)，表示还没有被感染，但是因为没有免疫力有一定概率被感染的人群，模型中一般记作，指t时刻易感人群的数量;

（2）感染人群(Infected)，表示已经被感染，并且有能力传染给其他人的人群，其t时刻的数量记作;

（3）回复人群(Removed)，表示感染后已经康复或者因病去世的人群，其t时刻的数量记作 。

经典的SIR模型需要以许多假设为条件。假设所有人处于一个大而封闭环境中，不用考虑人口自然的新生与死亡以及流动等因素，人口总数始终不会变化，为一个常数﹐记作N。所有的人都只会在易感、感染和恢复这三种状态之间转化，所以有： 。还假设易感人群和感染人群在空间上均匀分布，换而言之，每个人在单位时间内以相同的概率与其他人接触。并且，每个已经感染的个体可以在单位时间内传染的人数应当与易感人群的数量成正比，将这个感染率记为，所以总体上，单位时间内新增的感染人数与t时刻易感人群数量和感染人群数量 的乘积成正比，为。而单位时间内新增的移出人数应当与t时刻的感染人群数量成正比，为，其中为恢复率。SIR模型还假设了恢复人群中，感染后康复的人可以终生免疫，即不会再次成为易感人群和感染人群。基于以上假设，可以得到如下的状态转化图：



文本

低可信度描述已自动生成

图 2-1 SIR模型状态转化图

并且可以列出如下微分方程公式：

 （2-1）

### 图示 描述已自动生成2.1.2SIR模型分析

图 2-2 SIR模型结果图

对上述SIR模型的微分方程组进行分析[24]，当传染病一直这样持续发展下去，时间t趋向于无穷时，由于 与 都为正数，所以 恒小于零， 恒大于零，这意味易感人群单调递减，而恢复人群单调递增，即最终易感人群会降为0，而所有人都会变为恢复人群，死亡或康复并永久免疫。

对于感染人群，将公式的前两个方程相除消去 t，可以得到:



令 ，则公式变为：



可以看到，由于本身是单调递减的，当，即 时，  ，是单调递增的，而当 时，则随着递减而递减。这就是经典的阈值理论，只有当易感人群的数量大于一定的阈值，感染人数才会增加，传染病才能传播流行开。一般情况下，初始的易感人群数量 非常大，这时感染人数会迅速增加，而一直在随着时间t单调递减，直到降到等于 时， ，此时感染人数达到最大值，随后继续降低， ，1(t)就会减小，当时间t趋向于无穷时，最终感染人数会变为0。所以根据以上的分析，要想有效地控制传染病的传播，就必须采取措施尽快降低易感人群的数量，比如隔离、疫苗等措施。可以看出，对传染病的建模对防控决策起着重要的理论指导意义。

### 2.1.3基本再生系数R0和有效再生数Rt

基本再生系数R0，是基本再生数（basic reproductive number）简称，又译作基本传染数。R0表示一个病例进入到易感人群中，在没有外力干预下可感染的二代病例个数。如果 R0大于1，那么这种传染病就可以传遍整个人群；而R0小于1的传染病，则趋于消失。基本繁殖数受多种因素影响，包括受感染者的传染时间、微生物的传染性以及受感染者接触的人群中易感人群的数量。

有效再生数Rt（effective reproduction number）代表，在采取一定的防疫措施后，某一时刻确诊的某一位感染者，在其感染期内平均会传染多少二代确诊病例，即在基本传染数基础上，采取了防疫措施后的传播平均数。由于不同的病毒有不同的潜伏期、传染率、与人群的接触率以及人群的异构性，往往R0与Rt是不同的。

考虑初始状态下，当时间t为零时，易感人群数量为 ，令 称为基本再生数。 为单位时间的感染率， 表示初始时每个感染者每天传染的人数， 为单位时间的转移率，它的倒数 实际上表示的就是感染者转化为移出者所需要的时间，即感染者受感染持续的时间。所以基本再生数R0表示的实际意义就是每一个感染者在他受感染的持续时间内，平均总共可以传染给易感人群的人数，反映了传染病的传播能力。

而随着时间t的推移，再生数是一直在波动的，可以将t时刻的再生数记作Rt，称为有效再生数，其公式则为:



根据定义，可得到计算R0的另一种方式为，用被初始感染s感染的人数除去s：



表2-1 常见传染病基本再生系数

|  |  |
| --- | --- |
| 传染病 | 基本再生系数 |
| 麻疹 | 12-18 |
| 水痘 | 10-12 |
| 腮腺炎 | 10-12 |
| 风疹 | 6-7 |
| 脊髓灰质炎 | 5-7 |
| COVID-19（原始菌株） | 2.4-3.4 |
| COVID-19（阿尔法变体菌株） | 4-5 |
| 埃博拉病毒（2014年爆发） | 1.8 |
| 中东呼吸综合征 | 0.3-0.8 |

## 2.2SEIR模型

### 2.2.1 SEIR模型的提出

建立传染病的数学模型来描述传染病的传播过程，要根据传染病的发病机理和传播规律，结合疫情数据进行拟合分析，可以认识传染病的发展趋势，预测疫情持续时间和规模，分析和模拟各种防控措施对疫情发展的影响程度， 为传染病防控工作提供决策指导，具有重要的理论意义和现实意义。

传染病大多具有潜伏期（incubation period），也叫隐蔽期，是指从被病原体侵入肌体到最早临床症状出现的一段时间。在潜伏期的后期一般具有传染性。不同的传染病的潜伏期长短不同，从短至数小时到长达数年，但同一种传染病有固定的（平均）潜伏期。例如，流感的潜伏期为1~3天，冠状病毒感染的潜伏期为4~7天，新型冠状病毒肺炎传染病（COVID-19）的潜伏期为1-14天，肺结核的潜伏期从数周到数十年。

SEIR模型考虑存在易感者（Susceptible）、暴露者（Exposed）、患病者（Infectious）和恢复者（Recovered）四类人群，适用于具有潜伏期、治愈后获得终身免疫的传染病。易感者（S 类）被感染后成为暴露者（E类），随后发病成为患病者（I类），治愈后成为康复者（R类）。这种情况更为复杂，也更为接近实际情况。

基于以上描述，可以得到状态转化图如图2-3所示。

图片包含 矩形

描述已自动生成

图 2-3 SEIR模型结果图

### 2.2.2 SEIR模型假设及微分方程

1.本地区的总人数N不变，即不考虑生死或迁移；

2.人群分为易感者(S类)、暴露者(E类)、患病者(I类)和康复者(R类)四类；

3.易感者(S类)与患病者（I类)有效接触即变为暴露者(E类)，暴露者(E类)经过平均潜伏期后成为患病者（类)﹔患病者(I类)可被治愈，治愈后变为康复者)(R类)；康复者(R类)获得终身免疫不再被感染；

4. β：一个易感者和一个感染者接触，他被传染的概率。r：感染者接触易感者的人数。a：潜伏者转化为感染者的概率，它可以估计为已知的平均潜伏期Y的倒数，即a=1/Y。γ：感染者康复的概率，可以由平均的康复期D的倒数决定，即γ=1/D

基于以上假设，可以得到如下的微分方程：



图表

中度可信度描述已自动生成

图 2-4 SEIR模型结果图

## 2.3基于代理建模

### 2.3.1基于代理建模原理

基于代理的建模，用于模拟具有交互自主元素的系统[25]。代理是被编程为执行预定义操作的个体。代理根据自己的行为运作，协作或相互竞争。代理执行的操作被预先定义。它们的范围从基本决策（某行为的是或否）到随机行为（有概率进行某种活动）。代理在网络中进行交互。代理可以在网络中自由移动。利用这一特征，可以将代理行为可视化为物理系统，例如模拟人群疏散，交通，生物系统，病毒感染。基于代理的模型很简单。他们不使用复杂的架构或困难的行为规则。尽管这些行为简单，但它们能够生成一个相对真实的仿真系统，这是建模系统中代理相互作用产生的结果。

基于代理的一般建模方案包括以下步骤。一、代理 已初始化。在此阶段下，代理被定义为确定的位置或特定状态。然后，每个代理 是随机选择的或考虑特定顺序的。对于此代理，则应用一组规则来更改其位置、状态或与其他代理的关系。这些规则考虑了特定代理或相邻代理的相互影响。重复此过程，直到达到确定的停止标准。

### 2.3.2基于代理建模分析

基于代理建模是在假设的时间、空间中对系统进行仿真和模拟。此模型允许定义宏观层面的行为模式和微观层面的精确描述。由于模型概念化和参数化是自下而上进行的，因此这些模型非常适合评估微观行为产生的影响和宏观层次模式。

基于代理的方法特别适用于以下情况：（1）当个体代理行为复杂，具有学习和自适应能力时；（2）当异构环境可以影响代理行为和交互，并且代理在空间或时间上不固定时；（3）当代理间交互复杂并且是非线性的影响代理行为时。总而言之，当代理行为是代理属性、特征、环境以及代理间交互随时间推移的共同结果时，基于代理的方法非常理想。

基于代理建模特别适合对社会过程的研究，因为它在个人层次中保持了个体主体的中心地位及其属性、特征和行为。这与其他方法形成对比，例如回归模型或微分方程，后者侧重于汇总数据。因此，基于代理的方法在整个社会科学中变得越来越普遍。基于代理建模的优点在于：对真实世界简单而清晰的描述和解释，甚至进行预测；能够看到微观尺度的行为如何影响整个系统；可以不断重复，对不同情境下的行为做实验，从而在现实世界得到验证；便于我们去理解其他系统和结果；不足在于：高计算、存储成本；参数过多，且过于自由，缺少合适的规则来保证模型朝着自己的需求发展；需要个体层面对行为有足够的知识和了解。

基于代理的建模在社会流行病学研究中的应用，基于代理建模关注个人特征和个人与个人在时间、空间上的相互作用。它们还允许研究人员在各种条件下运行多个模拟，从而分析特定条件对结果的影响。因此，这种方法有可能以四种重要方式推动社会流行病学向前发展。首先，基于代理建模超越了简化方法的局限性，因为基于代理建模考虑暴露者之间的相互关联性。其次，基于代理建模可能在帮助我们理解社会流行病学中的因果推论方面发挥有益的作用。第三，这种方法使调查人员能够建立符合我们对当前病毒传播理解的基础模型。第四，基于代理的方法可以为预测政策干预的结果提供更有力的手段。在流行病学中，基于主体的模型已经取代了传统的流行病学模型——区室模型。在预测的准确性方面，基于代理建模的方法已被证明优于区室模型。最近，基于代理建模已被用于进行公共卫生干预措施决策。基于代理建模在精确校准的情况下，可以用来为相关疫情防控措施的决策提供建议。

## 2.4本章小结

本章介绍了经典的SIR模型、SEIR模型与基于代理建模的理论.SIR模型是基于流行病动力学的模型，将人群分为易感人群、感染人群、恢复人群三类，对这三种人群之间互相转化关系建立微分方程，SEIR模型则在此基础上加入了处于潜伏期的暴露人群。基于代理建模，其中代理是被编程为执行预定义操作的个体，代理在预先设定的时间和空间内相互交互，能够生成一个相对真实的仿真系统，社会流行病学研究中也起了重要作用。

# 3模型建立

## 3.1学校网络建模

学校网络是由宿舍楼、教学楼、食堂、体育馆、社交空间、教师办公室和校外节点组成的连通图。建筑节点的中心代表建筑物中的共享空间，例如公共走廊、食堂大堂等。叶子节点代表建筑物的房间。每个建筑节点的中心都连接到中转顶点，该中转顶点代表不同建筑物之间的连接空间。

图表, 气泡图

描述已自动生成

图 3-1 校园网络图

宿舍楼根据单人间和双人间宿舍的数量，分为小型宿舍、中型宿舍或大型宿舍。教室根据教室内座位的数目分为小型教室、中型教室、大型教室。教学楼根据楼内小中大三种类型教室的数量，分为小型教学楼、中型教学楼或大型教学楼。食堂、体育馆、图书馆、教职工办公室是由若干叶子节点代表的房间和中心节点代表的共享空间组成。社交空间代表了发生在校园不同地点的社交聚会，如社团会议、线下工作小组讨论、聚会、集体活动等，其核心没有意义，只是为了网络结构的一致性而包含在内。中转节点与所有建筑中心节点相连，是连通其他建筑的中转站，代理在不同种建筑之间进行移动需要经过中转节点。校外代表校园外所有空间的单个顶点，借此节点模拟学校与校园外的联系。

表3-1 宿舍、教室、教学楼容量表

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 单人间 | 双人间 | 座位 | 小型教室 | 中型教室 | 大型教室 | 容量 |
| 小型宿舍 | 5 | 5 |  |  |  |  | 15 |
| 中型宿舍 | 15 | 15 |  |  |  |  | 45 |
| 大型宿舍 | 25 | 25 |  |  |  |  | 75 |
| 小型教室 |  |  | 10 |  |  |  |  |
| 中型教室 |  |  | 15 |  |  |  |  |
| 大型教室 |  |  | 20 |  |  |  |  |
| 小型教学楼 |  |  |  | 3 | 0 | 0 | 30 |
| 中型教学楼 |  |  |  | 2 | 3 | 0 | 65 |
| 大型教学楼 |  |  |  | 5 | 3 | 3 | 155 |

## 3.2代理设计

### 3.2.1代理类型

模型中总共有7000个代理，其中4500名校内学生，1500名校外学生，1000名教师。代理被分配一个子类型，代表其学科类型为理工类、人文类、艺术类，以方便我们下一步对其时间表中上课地点的分配。记表示学科类型，理工类(=1)、人文类(=2)和艺术类(=3)；表示在校学生、校外学生、教师中的某一类；代表类型为，学科为的代理人数，如代表在校学生中理科类学生的数目。假设理工类学生占学生总数的50%，人文类学生占学生总数的25%，艺术类型占学生总数的25%。

### 3.2.2代理时间表

一周中的日期被分类为A、B、W三种类型。A天代表周一、周三、周五，B天代表周二、周四。A天和B天的课程表不同，用于模拟交替的上课安排。W天代表周末，不需要上课，周末学生可以全天呆在宿舍或校外或有概率进行聚会。一整天被分为14小时，以一小时为增量，从8:00到22:00。在10点、12点、14点和16点可以上课，一节课为两小时。

我们将给定日期和时间的教室中的每个座位写为6元组(classroomID , buildingID , type, class\_times, class\_days, seatID)，classroomID代表教室的ID号，buildingID代表教学楼ID，type代表是哪种学科类型的教学楼，class\_times（10，12，14，16）代表上课时间，class\_days（A、B）代表当天类型，seatID代表教室中座位的编号。因为6元组的生成的元素都是唯一，所以可以防止上课座位和上课时间的冲突。对于学生代理，规定其在A、B连续的两天中需要上四节课且某天不能不上课，即某天需要上1-3节课。根据学生代理的学科类型、时间表当天类型，从六元组中匹配相应type和class\_days的元素插入到当天时间表中。

在完成课程表的安排后，时间表中余下的活动，将以概率进行填充。在校有被分配宿舍，教师有被分配办公室。对于在校学生，每天8点从他们被分配到的宿舍开始活动，22点回到他们被分配到的宿舍中休息。注意，考虑到只有单人宿舍和双人宿舍，所以最多可以将两个学生分配到同一宿舍，这样被分配为双人宿舍的学生有一个舍友。代理每天在8-11、12-15、17-20时段访问食堂一次。如果学生在此期间有课，则跳过。在未分配空槽中访问体育馆概率为g。剩余的空槽分别以[0, lib)、[lib , lib+s)、[lib+s , 1]的被分配为图书馆、社交空间、宿舍。对于校外学生，每天9点从他们被分配到的校外节点开始活动，18点回到他们被分配到的校外节点中休息。在周末，学生整天都留在校外顶点。在A、B天，如果课程安排允许，校外学生将在12-15时段去食堂一次。同样，在未分配空槽中访问体育馆概率为g。剩余的空槽分别以[0, lib)、[lib , lib+s)、[lib+s , 1]的被分配为图书馆、社交空间、校外。对于教职员工，每天9点从他们被分配到的校外节点开始活动，18点回到他们被分配到的校外节点中休息。在周末，教师整天都在校外顶点。如果上课时间允许，代理会选择11点到13点的某个时间去教师食堂吃饭。剩余的空槽被分配为相应的办公室节点。

表格

低可信度描述已自动生成

图 3-2 代理时间表样例

### 3.2.3代理移动

为代理分配了时间表后，现在定义代理在每个位置之间移动所遵循的路径。假设代理从中心节点v的叶子移动到中心节点u的叶子。他们通过先移动到节点v，再到中转顶点，之后到节点u，最后到u的叶子节点（目标位置），即u叶子->u中心节点-> transit vertex->v中心节点->v叶子。我们假设所有的移动发生在每个小时的最后，并与在此小时结束时穿过节点u、中转节点和节点v的其他代理发生交互。

## 3.3感染传播

### 3.3.1代理状态

基于SEIR模型以及我们对新冠病毒传播的理解，提出以下的病毒转换状态：

图片包含 钟表, 看着, 灯光, 标志

描述已自动生成

图 3-3 模型状态转换图

S：易感类，还没有被感染，但是因为没有免疫力有一定概率被感染的人群；

E：暴露类，已经被感染，但是还在潜伏期并且没有传染性，此状态维持3天，此后有a的概率进入Ia fix，（1-a）的概率进入Ia；

Ia：无症状感染者，具有传染性并且之后会发展为轻症或重症感染者，此状态维持3天，此后有e的概率发展为Im，有（1-e）的概率发展为Ie；

Ia fix：无症状感染者，具有传染性并且之后一直保持无症状状态，此状态维持14天；

Im：轻症状感染者，具有传染性，此状态维持11天；

Ie：重症状感染者，具有传染性，此状态维持11天，并且在前5天可以按时间表生活，在后6天由于病重，需要在宿舍卧床休息；

R：恢复类，没有传染性，并且不会再被感染；

### 3.3.2代理感染概率

代理在时间处于某一空间v时被感染的概率：



参数 是空间v的容量，并且 是该空间中病毒传播的风险因子。常数p是可调节参数，使我们能够控制整体的病毒传染性。是在空间v中具感染性的代理总和。同时考虑到不同类型的感染者传染性的差异，我们设轻症状感染者和重症状感染者的传染性为1，无症状感染者的传染性为0.5。在时间处于空间v的每个易感类代理以的概率独立地进入状态E。因为代理可能在移动的过程中被感染，也可能在同一房间中被感染。

### 3.3.3传播风险和空间容量

传播风险 是根据通过此空间所花费的时间、在此空间中代理之间的接近程度以及空间的密闭程度等多因素决定的。例如，与图书馆相比，体育馆中代理之间交互更密切，所以体育馆的 更高。我们设置 等于预先已知容量的建筑物（宿舍和教学楼）的中心容量的十倍。乘十的原因一方面在于模拟空间中代理的分散流动（稀释该位置的代理人数）；另一方面模拟在此期间可流通的代理最大总数（课程之间的时间大约是十分钟）。餐厅、图书馆、健身房和社交空间的空间容量是根据经验设置的。

### 3.3.4其余感染

两个特殊的空间，其中感染动态不完全由感染概率公式控制，是校外返回感染和大型聚会感染。对于校外学生和教师，在每天t=9从校外顶点返回学校时，状态为S中的每个代理都以概率 转换到状态E。我们选择 ，这样平均每8天就有一名校外代理被感染。对于大型聚会，我们通过在每周结束时抽取三个随机子集G1、G2、G3来模拟大型聚会，每个Gi的代理人数从[20,60]中均匀且独立地采样。大型集会中的每个易感代理根据感染概率公式被感染，当 Gi>40时，，当Gi<40时，。

## 3.4基础模型假设

我们的基础模型设置根据文献，设置初始人数为6000名学生和 1000 名教职员工。为了使结果标准化，初始感染人数设置为15。这些病原体进展到无症状或有症状状态，在此期间它们可能会感染他人。主要统计数据是 100 天后产生的感染总数。对于基础模型，我们不采取任何的防控政策，没有制定任何缓解策略，不会发生政策和行为变化以应对不断增加的感染人数。即使有很大一部分人被感染，有症状和无症状的人也会继续他们的日常活动：上课、社交、像往常一样使用校园里的公共空间，不会被隔离。

## 3.5接触向量

定义一个接触向量 表示代理i与其他代理的接触风险大小，



表示我们在一个小周期内访问的一组空间，分式的分子为空间传播风险，分母为空间容量，充分考虑代理接触的控件属性，然后再对求和得到，表示代理i与代理j之间接触水平。根据对称性可知，。考虑到一个感染被隔离时间为14天，代理从被感染到恢复时间也需要14天，并且14天刚好为两周。我们假设一个小周期为14天，我们将模型运行14天，然后我们抽取一定数量的代理计算接触向量。

## 3.6超级传播事件

通过结合SEIR模型的代理建模不会出现的情况下会出现多个峰值的情况。同时考虑数据集的真实情况，。我们提出超级传播事件。我们假设校园里的某些日子发生了这些峰值的超级传播事件。对于维拉诺瓦大学的数据，我们假设在以下事件2周后出现峰值：校园开学的第一个周末、劳工节周末和万圣节。我们通过在这些预期事件发生大约14天后感染数量突然增加来模拟数据中的峰值。在模拟中，我们只需在这些日期将预期数量的代理状态进行改变，添加到无症状和有症状类别，并将这些人从易感类中移除。因此，在时间t发生的超级传播者事件k的冲击被建模为



这些冲击将在t+14天时导致一部分代理的状态发生改变。

## 3.7本章小结

在本节中，我们基于对学校常见建筑的了解，建立学校网络模型，其中叶子节点代表建筑物的房间，中心节点代表建筑物的共享共建，中转节点方便代理在网络中的移动。每个代理都被随机分配了一个固定的时间表，该时间表决定了他们在每小时如何更新一次网络中的运动。感染状态转变遵循SEIR模型，其中代理从易感状态转变为暴露状态的概率与附近受感染代理的数量成正比，并按空间感染风险和空间大小进行缩放。然后，我们假设一个基础模型，我们将各种干预措施叠加在基础模型上并衡量其有效性。为了分析代理之间的交互性，提出了接触向量，借此可以定量的分析代理直接的接触。为了更好的拟合数据，我们引入超级传播事件，模拟学生与校外接触造成的疫情爆发。

# 4防疫政策与参数

## 4.1佩戴口罩

我们假设代理在宿舍休息和食堂吃饭时候从不戴口罩。在宿舍楼的中心节点、社交空间和大型集会时根据代理的主观意愿决定是否佩戴口罩。在其他空间都规定必须佩戴口罩。参数，代表代理对戴口罩的遵从度，即代理由于主观能动性可能佩戴口罩，也可能不佩戴口罩。根据病毒传播特点可知，佩戴口罩可以降低感染者传播病毒的概率，也可以降低易感者被感染的风险。考虑到戴口罩可以将新冠病毒的传染性降低。我们设置参数，代表戴口罩的感染者病毒传播因子。考虑到戴口罩可以降低易感者被感染的风。我们设置参数，代表戴口罩的易感者的被感染因子。因此，在时间处于空间v中佩戴口罩的易感者被感染的概率为，计算公式如下：



其中，是佩戴口罩的感染者传播病毒的风险大小， 是不佩戴口罩的感染者传播病毒的风险大小

## 4.2核酸轮检和主动检测

核酸轮检，假设每周对一定数量的代理进行筛查。如果每周对25%的代理进行核酸检测，我们将代理分为4组。如果每周对50%的代理进行核酸检测，我们将代理分为2组。如果每周对100%的代理进行核酸检测，我们将代理分为1组。每周选取一组进行核酸检测并且根据分组进行循环检测。核酸轮检并不是当天就能收到结果，我们设置参数，代表收到核酸检测结果的等待天数。对于暴露类和感染类的代理，如果核酸检测结果为阳性，则被隔离14天，之后被转移到易感类（被误报）或恢复类（确实被感染）。有症状感染者由于已经由发热、咳嗽等症状，所有一定会参与核酸。易感类、暴露类、无症状感染者由于并未展现出症状，所以其是否参与核酸由主观意愿决定，我们设置参数，代表其参与检测的概率。

主动检测，在代理进入 状态或之后的每一天，由于其已经表现出感染症状，假设该代理以概率或主动做核酸。在等待核酸结果出来后，代理以1-的概率进入隔离状态。例如，处于状态的代理在进入状态 后k天进入隔离状态的概率为。

## 4.3关闭部分建筑

我们设立参数，代表关闭的建筑集合。L,G,DH,O,LG分别代表：图书馆、体育馆、餐厅、办公室、大型聚会。在学生的日程安排中如果出现被关闭的空间，那么在该空间所花费的时间将以概率h替换为在宿舍或校外节点的时间，具体取决于学生的类型。否则，学生会进入社交空间。当教职员工面临建筑物关闭时，他们会将这段时间花在办公室中。当教师办公室关闭时，则教师把花费在办公室的时间花费在校外节点内。当大型聚会被关闭时，我们关闭每周末的大型聚会。

## 4.4线下、线上混合上课

对于线下、线上混合上课我们将会模拟一部分学生居家上课，即全天处于家中，不会在校园网络中移动。我们设置参数，表示居家上课的代理百分比。对于在校生、校外生、教职员工我们随即均匀的抽取对应百分比的代理，修改其时间表，使其不在校园中移动。对于每周末的聚会，也会排除这些代理。同时，模型初始对应的感染人数也会相应变化。

## 4.5减少学生聚集

根据学生的类型，我们用在宿舍或校外顶点的时间代替其社交空间中的时间。对于某个代理若其时间表中出现的社交空间，那么我们以概率s进行替换。

## 4.6模型参数总结

表4-1 模型参数表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 参数 | 值 | 描述 | 文献 |
| 基础模型 |  |  |  |
|  | 4500:2250,1125,1125 | 在校学生人数 |  |
|  | 1500:750,375,375 | 校外学生人数 |  |
|  | 1000:500,250,250 | 教师人数 |  |
|  | 0.15,0.15,0.15 | 前往体育馆、社团、图书馆的概率 |  |
|  |  | 校外感染概率 |  |
|  | 3 | 暴露状态维持时间 | [26] |
|  | 0.4 | 的概率 | [27] |
|  | 0.5 | 无症状到轻症状概率 | [28] |
|  | 14 | 维持时间 | [29] |
|  | 3 | 维持时间 | [29] |
|  | 11 | 维持时间 | [29] |
|  | 6 | 卧床时间 |  |
|  | 11 | 维持时间 |  |
|  | 1.25 | 感染因子 |  |
|  | 0.001 | 检验错误的概率 | [30] |
|  | 0.03 | 误报的概率 | [30] |
| 干预措施 |  |  |  |
|  | 0,0.50,1 | 戴口罩的遵从度 |  |
|  | 0.50 | 戴口罩病毒传播因子 |  |
|  | 0.75 | 戴口罩被感染因子 |  |
|  | 0.25,0.50,1 | 每周被轮检人数 |  |
|  | 1,2,3,4 | 核酸返回时间 |  |
|  | 0.80,0.90,1 | 非有症状感染者参与轮检的概率 |  |
|  | 0.95 | 重症患者自我检测的概率 |  |
|  | 0.70 | 轻症患者自我检测的概率 |  |
|  | 0.001 | 未被检测出的概率 | [30] |
|  | 0.03 | 核酸检测误报的概率 | [30] |
|  | L,G,DH,O,LG | 关闭建筑 |  |
|  | 0.5,0.75,1 | 关闭建筑后在宿舍/居家的概率 |  |
|  | 0,0.20,0.40 | 人数减少百分比 |  |
|  | 0,0.25,0.75 | 减少社交后在宿舍/居家的概率 |  |
|  | 5,10,15 | 初始感染人数 |  |

表4-2 感染风险和空间容量

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 空间 | 中心节点 | | 叶子节点 | |
|  |  |  |  |
| 中转节点 | 100n | 1 |  |  |
| 餐厅 | 650 | 1 | 100 | 2 |
| 教师餐厅 |  |  | 20 | 2 |
| 图书馆 | 10\*300 | 1 | 50 | 2 |
| 体育馆 | 10\*60 | 3 | 10 | 3 |
| 办公室 | 10\*6\*50 | 1 | 50 | 2 |
| 社交空间 |  |  | 10 | 3 |
| 大型聚会 | 40||80(if x>40) | 3 |  |  |
| 小型教学楼 | 10\*45 | 1 |  |  |
| 中型教学楼 | 10\*90 | 1 |  |  |
| 大型教学楼 | 10\*225 | 1 |  |  |
| 小型教室 |  |  | 15 | 2 |
| 中型教室 |  |  | 20 | 2 |
| 大型教室 |  |  | 30 | 2 |
| 单人宿舍 |  |  | 1 | 3 |
| 双人宿舍 |  |  | 2 | 3 |
| 小型宿舍 | 10\*15 | 2 | x | 3 |
| 中型宿舍 | 10\*45 | 2 | x | 3 |
| 大型宿舍 | 10\*75 | 2 | x | 3 |

表4-3 政策与遵从度参数

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 政策 | | | | 遵从度 | | | |
|  |  |  |  |  |  |  |  |
| 低 | 0.25 | 4 | 0 | {G,L} | 0 | 0.80 | 0.50 | 0 |
| 中 | 0.50 | 2 | 0.20 | {G,L,DH,LG} | 0.50 | 0.90 | 0.75 | 0.25 |
| 高 | 1 | 1 | 0.40 | {G,L,DH,O,LG} | 1 | 1 | 1 | 0.75 |

# 5实验结果与分析

## 5.1基础模型

我们将基础模型运行300次，模拟天数设置为100天，并保留每天的易感人数、感染人数、恢复人数。根据模拟结果，做出每天S、I、R的人数及其95%的置信区间。可视化结果如下：

图表, 折线图

描述已自动生成

图 5-1 基础模型S、I、R人数及其95%的置信区间

可分析得知，在没有采取任何防控措施的情况下，感染人数将会先升后降，峰值将达到1000人。最终总的感染人数将到达2200多人，将有近30%的代理被感染。如果考虑到其有一定的致死率，这将会严重威胁学生和教师的生命健康。

## 5.2防疫政策和代理遵从度

我们从最终感染人数和基本再生数R0两个不同的维度，分析不同防疫政策和遵从度的结果差异。

R0的计算采用以下方程，在模型运行14天（两周）后，进行计算：



### 5.2.1单一防疫政策

对于单一防疫政策，我们设置11个实验，分别是：基础模型、只采取佩戴口罩、只采取线上线下教学、只采取核酸轮检和自我检测、只采取减少学生聚集、只采取关闭部分建筑h=0.5、只采取关闭部分建筑h=1，中等程度的防疫政策且L=4，中等程度的防疫政策且L=3，中等程度的防疫政策且L=2，中等程度的防疫政策且L=1。可视化结果如下：

图形用户界面, 应用程序

描述已自动生成

图 5-2 单一政策最终感染人数对比图

图表, 箱线图

描述已自动生成

图 5-3 单一政策R0对比图

可以发现，采取单一的佩戴口罩、线上线下混合教学、较少聚集、核酸轮检和自我检测的防疫政策都可以在不同程度上降低感染人数和病毒的传播。但是关闭部分建筑却由于不同的h有着不同结果。这是因为当关闭部分建筑后，如果h值较小，反而会增大学生参与聚会、社团活动的概率，增加了学生之间的接触，使其感染人数不但没有减少反而增加，达到了相反的效果。但是如果h值较大，学生在不能前往图书馆、体育馆等地方后，选择呆在宿舍学习或者休息，则会在很大程度上减少疫情的传播，降低最终的感染人数。同时我们可以发现，佩戴口罩、核酸轮检是非常有效的防疫措施。佩戴口罩可以有效地减少疫情的在校园内的传播，减小R0的大小。核酸轮检可以及时发现感染者，及时采取隔离措施，使得感染者不再校园中继续移动以至于感染其他人，最终有效的减少了感染人数。因此可以启发我们，对于校园疫情防控要注意佩戴口罩、核酸轮检的配合使用，这样可以在高效的抑制疫情在学校中的传播。同时，对于不同的核酸结果返回时间分析，我们可以得到核酸结果返回时间越快，其R0值越小，其在校园中的传播造成的再感染就会越小。因此，对于校园中的核酸检测，我们要及时得到核酸结果，及时将检测结果为阳性的学生或者教师进行隔离，同时搭配有效的校园疫情防控措施，会使得最终感染人数处于一个较低的水平。

根据在中等防疫政策、中等遵从度下设置不同的感染常数P并将结果可视化展示。结果和我们所预想的一样，感染人数随着感染常数P的增加而增多。因此，我们在进行校园疫情模拟时，可以通过调节参数P以适应不同类型流行病毒的传播和不同的校园环境。

图表, 箱线图

描述已自动生成

图 5-4 不同感染常数P最终感染人数柱状图

我们在基础模型P=1.25的情况下，设置不同的初始种子发现，初始种子会很大程度的影响基本再生数R0。随着种子数目的增加R0的值在不断减小。由于变化速率在不断变小，其对R0的影响效果随着种子数目的增加在不断降低。

图表, 箱线图

描述已自动生成

图 5-5 不同初始种子最终感染人数和R0对比图

我们在基础模型中，设置不同的戴口罩病毒传播因子和戴口罩被感染因子，发现无论是感染人数还是基本再生数R0都有较为明显的变化。因此，一方面，我们可以根据不同的校园环境和病毒传播，调节这两个参数，用来符合具体的校园疫情防控；另一方面，佩戴口罩可以明显的降低R0的值并且降低最终的感染人数，我们不仅要正确的科学的佩戴口罩，而且要佩戴有防护效果的口罩，而不是佩戴那种为了装饰的口罩。

图表, 箱线图

描述已自动生成

（a）不同戴口罩病毒传播因子 （b）戴口罩被感染因子图 5-6 最终感染人数和R0对比图

### 5.2.2不同政策结合不同代理遵从度

我们模型干预措施是将学生主观行为与学校管理分开。具体来说，学生主观可以控制在社交环境中口罩的使用、对核酸轮检的遵守程度、关闭建筑后呆在宿舍的概率、减少社交的程度。学校决策者控制每周核酸检测的人数、核酸测试结果的延迟天数、哪些建筑物被关闭以及允许返回校园的学生和教师数量。我们将不同政策、不同代理遵从度的模型结果进行集成展示，结果如下：

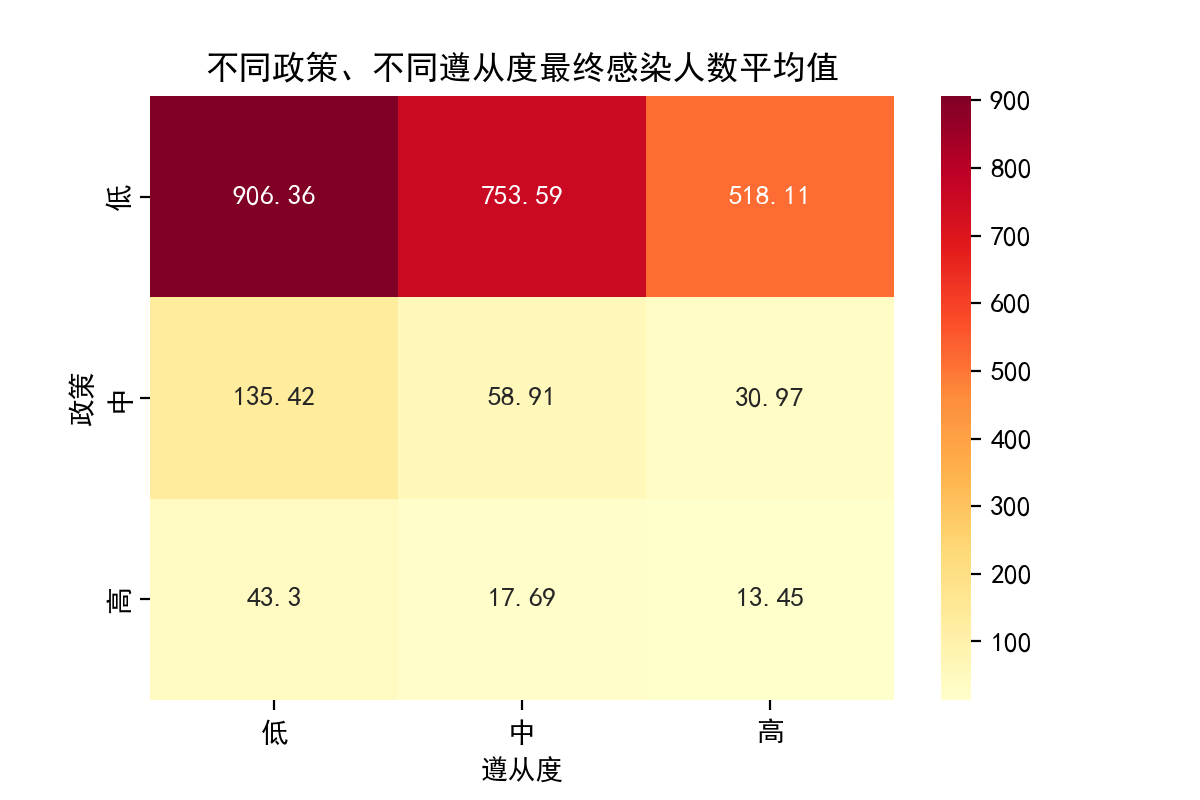


图 5-7 不同政策、不同代理遵从度最终感染人数平均值

首先，相比于遵从度，学校政策对感染人数的影响效果更大，低强度的政策使得感染人数维持在三位数、高强度的政策使得感染人数处于两位数级别，政策的改变可以使的感染人数发生数量级的改变。因此，对于校园疫情的防控，学校的管理管理措施起着更重要的作用，学校层面一定要制定合理、科学的学校管理措施。其次，学生遵从度和学校管理政策要有效的结合才能有效的控制疫情的传播，高强度的校园管理政策和高程度的学生遵从度结合，导致最终感染人数处于一个降低的水平。于是，校园疫情防控需要学校和师生共同努力，二者缺一不可。校园疫情防控不仅需要学校根据疫情制定符合实际的管理政策，还需要广大师生的主观遵从，这样才能及时控制疫情，创造一个相对安全的校园环境。最后，在低强度的校园管理政策下，随着代理遵从度的提升，最终感染人数急剧下降。无论在何种校园管理政策下，随着代理遵从都的提升，最终感染人数都发生了相对明显的下降。所以，在校园疫情防控中，要积极调动大家的积极性、遵守政策管理。师生也要主动遵守防疫政策的要求，具有集体意识和集体责任感，积极主动的营造一个安全的校园环境。

### 5.2.3不同核酸结果延迟

图表

中度可信度描述已自动生成

图 5-8 不同核酸结果延迟期的最终感染人数

我们将接收核酸检测的结果延迟期从四天缩短到一天，发现最终感染人数从700左右下降到550左右。因此，结合有效的核酸检测措施，我们要及时得到核酸检测结果，将阳性个体及时隔离，防止其继续在校园中感染其他学生。

## 5.3数据拟合

### 5.3.1数据来源

我们将使用维拉诺瓦大学 2020 年秋季学期的 COVID-19 在线记录数据(<https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiYmUzZjJkMzQtNmQ3Mi00MTBhLWFkNWYtYjQwN2NhZTc0ZDZhIiwidCI6Ijc2NWE4ZGU1LWNmOTQtNDRmMC05Y2FmLWFlNWJmOGNmYTM2NiIsImMiOjF9&pageName=ReportSection.%20Accessed:%202021-03-03> )来验证我们的模型。我们注意到在线记录的数据每天只提供新的阳性检测结果。所以我们假设每个阳性病例都将保持感染状态（即仍然作为病例出现在数据中）并维持14 天[31]，用来估计每天的感染人数。每天的感染人数如下：

图表

描述已自动生成

图 5-9 估计维拉诺瓦大学2020 年秋季学期每天感染人数

### 5.3.2数据拟合分析

我们将模型拟合到2020年维拉诺瓦大学秋季学期COVID-19在线数据的估计数据。我们注意到，估计数据中有三个不同的峰值。从我们的基础模型中可以清楚地看出，我们的模型本身不会捕捉到这种多峰值。我们假设峰值是学生或教职工参与校外活动后被意外感染并返回校园后传播。具体来说，我们假设在校园开学的第一个周末、劳工节周末和万圣节这三个特定的日期，由于返校，新病例会大量涌入。万圣节始终是社交活动增加的时期，并且临近学期期末。为了对这些预期的峰值或超级传播者事件进行建模，我们引入超级传播事件，被感染的代理在事件发生后大约14天传播到无症状和有症状的类。我们展示了假设所有3个峰值都发生在事件发生后14天的结果。预计在已知的超级传播者事件之后出现峰值的速度会有一些变化。此外，我们估计了三个跳跃的大小（​​跳跃大小k)。我们从在线数据中假设初始恢复类为零。我们通过调节感染常数、戴口罩病毒传播因子、戴口罩被感染因子使其匹配维拉诺瓦大学的校园环境，我们将其余参数设置为其默认值。分析发现，整体拟合效果良好，拟合整体走势和峰值基本相同，只有在部分点附近有较大偏差，整体平均每天的误差在5左右。最终拟合效果如下：

图片包含 游戏机

描述已自动生成

图 5-10 模型拟合结果

## 5.4本章小结

我们在本小节中展示了基础模型和采取不同防疫措施的结果，得出佩戴口罩、核酸轮检是非常有效的防疫措施。根据不同的校园管理政策和代理遵从度的结合，我们发现相比于遵从度，学校政策对感染人数的影响效果更大，学生遵从度和学校管理政策要有效的结合才能有效的控制疫情的传播。通过设置不同检测结果反馈天数，得到有效的核酸检测措施结合及时的检测结果反馈能够有效的减少感染人数。另外，我们可以通过调节感染常数、戴口罩病毒传播因子、戴口罩被感染因子等参数，用来拟合真实的数据集，以便用于校园疫情的预测和管控。最终，我们通过拟合2020年维拉诺瓦大学秋季学期COVID-19在线数据，验证我们模型的准确性，发现整体拟合效果良好，整体走势和峰值基本相同，整体平均每天的误差在5左右。

# 

## 6.1工作总结

为了研究面向校园疫情防控的人群运动行为及疫情传播建模，本文通过基于代理建模模拟一个相对真实的校园环境，同时基于COVID-19的感染特性，改进SEIR模型，提出感染概率公式，模拟病毒在校园中的传播。用真实数据集验证，发现整体拟合效果良好。 本文的主要工作与创新如下:

1.首先，结合真实的校园环境和建筑，建立一个相对真实的校园网络。同时利用基于代理建模，定义代理的时间表的生成规则和移动路径。校园网络相对真实，每个代理的时间表随机生成，所以能够真实模拟一个校园模型。

2.其次，定义病毒传播过程和感染概率，模拟病毒在校园中的传播。基于COVID-19的感染特性，在SEIR模型的基础上，将感染类分为无症状感染者、轻症感染者和重症感染者。随后，由于结合代理在网络中的移动，提出基于空间风险和空间感染人数的感染概率公式。同时，定义了校外感染和大型聚会感染。

3.之后，通过单一政策和基础模型的比较，得出佩戴口罩、核酸轮检是非常有效的防疫措施。通过不同校园管控政策和代理遵从度的结合，发现学生遵从度和学校管理政策要有效的结合才能有效的控制疫情的传播。通过设置不同检测结果反馈天数，比较最终感染人数，得出及时得到核酸检测结果能够减少感染人数。

4.最终，通过调节感染常数、戴口罩病毒传播因子、戴口罩被感染因子等参数，用来拟合2020年维拉诺瓦大学秋季学期COVID-19在线数据，发现整体拟合效果良好，整体走势和峰值基本相同，整体平均每天的误差在可接受范围内。

本文的所有工作通过python进行模型搭建，git进行版本控制，并且发布在 Github上，可在<https://github.com/wzcGGG/bishe>中获取实验代码。

## 6.2未来展望

现实中疫情的发展状况还与许多因素相关。不同年龄之间感染率、恢复时间、病毒传播概率都是不同，因此可以考虑进行分年龄结构的SEIR模型[32]，进行病毒传播的模拟和预测。感染者康复后,体内的抗体会渐渐减少，全球出现了一些二次感染的案例，因此恢复类是有可能被再次感染的。随着越来越多的人接种新冠疫苗以及个人体质的差异，人们对病毒的抗性也各不相同。与此同时，越来越多的新科技用于疫情防控，比如：健康码、行程码进行信息流调；便携式核酸检测盒可以及时进行核酸自我检测；机器人进行机场、商场消毒；热成像及时发现发烧患者，因此，疫情防空的政策也在多元化、信息化。另外，大学校园内手机十分普及，手机支付信息和手机定位信息都可以转化为数字移动信息，在未来可引入这些数字代理[33]，对校园疫情防控提供更精确的原始移动数据。同时可对数据应用机器学习算法[34]提取数据特征，结合模型调参，训练得到更精确的模型参数和初始化数据，从而提供更精准的管控和预测，从而达到实时更新和短期精确预测的效果。

# 参考文献

[1]Miller M. 2019 Novel Coronavirus COVID-19 (2019-nCoV) Data Repository: Johns Hopkins University Center for Systems Science and Engineering[J]. Bulletin-Association of Canadian Map Libraries and Archives (ACMLA), 2020， (164): 47-51.

[2]Bonaccorsi G, Pierri F, Cinelli M, et al. Economic and social consequences of human mobility restrictions under COVID-19[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2020, 117(27): 15530-15535.

[3]Panovska-Griffiths J, Kerr C C, Stuart R M, et al. Determining the optimal strategy for reopening schools, the impact of test and trace interventions, and the risk of occurrence of a second COVID-19 epidemic wave in the UK: a modelling study[J]. The Lancet Child & Adolescent Health, 2020, 4(11): 817-827.

[4]Vermund S H, Pitzer V E. Asymptomatic transmission and the infection fatality risk for COVID-19: implications for school reopening[J]. Clinical Infectious Diseases, 2021, 72(9): 1493-1496.

[5]Barton D C. Impacts of the COVID‐19 pandemic on field instruction and remote teaching alternatives: Results from a survey of instructors[J]. Ecology and evolution, 2020, 10(22): 12499-12507.

[6] 王志军. 高校开学复课疫情防控对策研究[J]. 大众标准化, 2020.

[7] 王立剑, 代秀亮. 重大突发公共危机事件中的社会保障应急机制[J]. 西安交通大学学报: 社会科学版, 2020, 40(4): 23-32.

[8] 王满. 疫情防控形势下校园安全管理措施与责任体系的构建——评《 校园安全教育》[J].

[9] 焦建利, 周晓清, 陈泽璇. 疫情防控背景下 “停课不停学” 在线教学案例研究[J]. 中国电化教育, 2020, 3: 106-113.

[10] 毛文娟, 纪巍. 返校开学后学校疫情防控的对策研究[J]. 河北师范大学学报: 教育科学版, 2020, 22(2): 25-28.

[11] Hellewell J, Abbott S, Gimma A, et al. Feasibility of controlling COVID-19 outbreaks by isolation of cases and contacts[J]. The Lancet Global Health, 2020, 8(4): e488-e496.

[12] Lauer S A, Grantz K H, Bi Q, et al. The incubation period of coronavirus disease 2019 (COVID-19) from publicly reported confirmed cases: estimation and application[J]. Annals of internal medicine, 2020, 172(9): 577-582.

[13] Oran D P, Topol E J. Prevalence of asymptomatic SARS-CoV-2 infection: a narrative review[J]. Annals of internal medicine, 2020, 173(5): 362-367.

[14] Hadden J. What the top 25 colleges and universities in the US have said about their plans to reopen in fall 2020, from postponing the semester to offering more remote coursework[J]. Business Insider, 2020.

[15] 毛文娟, 纪巍. 返校开学后学校疫情防控的对策研究[J]. 河北师范大学学报: 教育科学版, 2020, 22(2): 25-28.

[16]Kermack W O, McKendrick A G. A contribution to the mathematical theory of epidemics[J]. Proceedings of the royal society of london. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character, 1927, 115(772): 700-721.

[17]Wrighton M S, Lawrence S J. Reopening colleges and universities during the COVID-19 pandemic[J]. Annals of internal medicine, 2020, 173(8): 664-665.

[18]Bahl R, Eikmeier N, Fraser A, et al. Modeling COVID-19 spread in small colleges[J]. Plos one, 2021, 16(8): e0255654.

[19]Gressman P T, Peck J R. Simulating COVID-19 in a university environment[J]. Mathematical biosciences, 2020, 328: 108436.

[20]Lopman B, Liu C Y, Le Guillou A, et al. A model of COVID-19 transmission and control on university campuses[J]. MedRxiv, 2020.

[21]Muller K, Muller P A. Mathematical modelling of the spread of COVID-19 on a university campus[J]. Infectious Disease Modelling, 2021, 6: 1025-1045.

[22]邓巧明,蓝承志,刘宇波. 基于Anylogic平台的大学校园公共教学楼疫情管控模拟研究——以华南理工大学34号楼为例[C]//.数智营造：2020年全国建筑院系建筑数字技术教学与研究学术研讨会论文集.,2020:230-235.DOI:10.26914/c.cnkihy.2020.037395.

[23]庞天睿,郑彤.寄宿制学校新冠肺炎疫情防控及传染风险分析[J].哈尔滨工业大学学报,2022,54(02):73-80.

[24]Maki Y, Hirose H. Infectious disease spread analysis using stochastic differential equations for SIR model[C]//2013 4th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation. IEEE, 2013: 152-156.

[25]Crooks A T, Heppenstall A J. Introduction to agent-based modelling[M]//Agent-based models of geographical systems. Springer, Dordrecht, 2012: 85-105.

[26]Qin J, You C, Lin Q, et al. Estimation of incubation period distribution of COVID-19 using disease onset forward time: a novel cross-sectional and forward follow-up study[J]. Science advances, 2020, 6(33): eabc1202.

[27]Mizumoto K, Kagaya K, Zarebski A, et al. Estimating the asymptomatic proportion of coronavirus disease 2019 (COVID-19) cases on board the Diamond Princess cruise ship, Yokohama, Japan, 2020[J]. Eurosurveillance, 2020, 25(10): 2000180.

[28]Liguoro I, Pilotto C, Bonanni M, et al. SARS-COV-2 infection in children and newborns: a systematic review[J]. European journal of pediatrics, 2020, 179(7): 1029-1046.

[29]Wei W E, Li Z, Chiew C J, et al. Presymptomatic transmission of SARS-CoV-2—Singapore, january 23–march 16, 2020[J]. Morbidity and Mortality Weekly Report, 2020, 69(14): 411.

[30]Gressman P T, Peck J R. Simulating COVID-19 in a university environment[J]. Mathematical biosciences, 2020, 328: 108436.

[31]Lauer S A, Grantz K H, Bi Q, et al. The incubation period of coronavirus disease 2019 (COVID-19) from publicly reported confirmed cases: estimation and application[J]. Annals of internal medicine, 2020, 172(9): 577-582.

[32]Wu J T, Leung K, Bushman M, et al. Estimating clinical severity of COVID-19 from the transmission dynamics in Wuhan, China[J]. Nature medicine, 2020, 26(4): 506-510.

[33]Leung K, Wu J T, Leung G M. Real-time tracking and prediction of COVID-19 infection using digital proxies of population mobility and mixing[J]. Nature communications, 2021, 12(1): 1-8.

[34]Balkus S V, Fang H, Rumbut J, et al. A Multi-level Biosensor-based Epidemic Simulation Model for COVID-19[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021.

# 致谢