



离散格网下的 COVID-19 隔离与收治人为 防控措施模型

曹 闻¹ 戴浩然¹ 童晓冲² 彭斐琳¹ 冯晨光³ 吴子满⁴

1 郑州大学地球科学与技术学院,河南 郑州,450001

2 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450001

3 北京科技大学天津学院,天津,301830

4 郑州星海科技有限公司,河南 郑州,450001

摘要:随着新型冠状病毒肺炎(coronavirus disease 2019, COVID-19)疫情在全世界的暴发,与疫情相关的研究不断增加,但目前的研究更多关注的是预测分析方面,与疫情防控措施有关的研究基本停留在统计学层面,且模型参数缺乏时空演变描述。为此,引入离散格网的粒度和边界虚实线分别描述物理隔离措施的松散程度及相邻空间的联通性和隔离性,以病床收治能力与格网之间的空间自相关性为基础设计了离散格网下的医疗收治模型,进而利用LSEIR(logistic-susceptible-exposed-infected-removed)传染病模型构建了离散格网下的物理隔离与医疗收治人为防控措施模型,该模型为分析和评估物理隔离与医疗收治人为防控措施对疫情传播和防控的影响提供了一种有效的方法。分别以美国、德国、西班牙和英国的疫情初期数据模拟了中国武汉市COVID-19疫情的原始传播态势,通过对武汉地区疫情数据的实验分析可以得到,物理隔离措施对降低感染人群峰值、提前峰值拐点以及缩短疫情的持续时间有非常明显的作用;医疗收治措施在疫情初期可有效降低感染人群峰值,而对峰值拐点的提前和疫情持续时间的缩短没有较大影响;该模型能够从定量和定性两个角度实现物理隔离和医疗收治措施对疫情影响的量化分析与评估,具有较高的合理性和正确性。

关键词:COVID-19;LSEIR模型;物理隔离;医疗收治系统;传染病人防控措施

中图分类号:P208

文献标志码:A

2019年12月底,中国武汉市对外公布了一组由未知病毒感染的肺炎患者,随即引起了全球广泛的关注^[1-3]。在中国疫情得到较好的控制之际,其他国家的疫情又开始了大规模暴发,不断攀升的确诊人数和死亡人数已经严重威胁到人类的生命安全,传染病的传播和防控成为政府和科学界关注的重点和难点。对中国面对新型冠状病毒肺炎(coronavirus disease 2019, COVID-19)疫情防控措施的量化分析和评估是当今世界迫切需要解决的重大问题,将为全球疫情的科学防控和精准施策提供重要的支撑和保证。

目前的研究大多是从流行病学的角度对基本再生数、潜伏期、再生期等流行病参数进行估计^[4-10],进而实现疫情风险程度的评估以及预测模型的构建。在这些研究中,更多学者侧重于结合实际情况对传统流行病模型进行改进,并对疫

情的走势进行预测和分析。如曹志冬^[11]考虑到传染率随传播时间变化而动态改变的特性建立了LSEIR(logistic-susceptible-exposed-infected-removed)模型;Jumpen等^[12]和Maier等^[13]分别在传统的SEIR(susceptible-exposed-infected-removed)模型和SIR(susceptible-infected-removed)模型中加入隔离人群,提出了SEIQR(susceptible-exposed-infected-quarantined-recovered)模型和SIR-X(susceptible-infected-removed-X)模型;Cooke等^[14]建立了具有指数结构的SEIRS(susceptible-exposed-infectious-recovered-susceptible)模型;Li等^[15]利用时间延迟机制建立三阶段的e-ISHR(exposed-infected-susceptible-hospital-recovered)模型;张李盈等^[16]综合考虑了疫情发展特征、干预影响、医疗条件、经验传递等因素,建立了一种离散时间多阶段动态时滞动力学模

收稿日期:2020-07-12

项目资助:国家重点研发计划(2018YFB0505304);国家自然科学基金(41671409)。

第一作者:曹闻,博士,副教授,主要从事时空大数据分析研究。zzdx_edifier@zzu.edu.cn

型;还有一些学者^[17-19]在传统的SEIR模型中考虑到无症状感染者的加入,建立了新的传染病模型。然而这些模型主要是研究传染病患者在时间上的变化关系,侧重于数理统计,缺乏对传染病时空演变的描述。因此,部分学者从传染病时空可视化和推演方面展开研究,如冯明翔等^[20]基于手机用户交互数据对疫情扩散进行了时空推演。还有一些学者^[7,15,17,21-24]从人为防控措施对疫情传播的影响上开展了进一步研究,但基本是在微分方程的基础上针对不同的防控措施调整不同比例的模型参数,缺乏深层次的量化分析。综上所述,目前关于传染病疫情的研究更多侧重于预测分析方面,大多疫情防控措施的研究局限在统计学层面,未能充分建立模型参数与时空演变之间的关联,较难挖掘物理隔离、个人防护和医疗收治等人为防控措施在防控过程中诸如投入规模和介入时间等更深层次的信息。

针对上述问题,本文提出了一种离散格网下的物理隔离与医疗收治人为防控措施模型。该模型的设计思路为:首先,利用离散格网对疫区地理空间进行划分,引入格网粒度和边界线的虚实状态分别描述物理隔离措施的松紧程度及相邻区域的连通性和隔离性;其次,以空间自相关性为基础,结合传染病的空间交互作用模拟自由状态下疫情传播的时空演变,并将病床收治能力与离散格网相结合,设计医疗收治模型;最后,利用LSEIR模型构建物理隔离和医疗收治人为防控措施对疫情传播和防控影响的量化分析和评估模型。考虑到国外疫情严重的地区人为干预措施较晚且较为松散,使用其早期数据模拟中国武汉市COVID-19疫情的原始传播态势,并以中国武汉市的实际疫情数据进行仿真实验,验证该模型的有效性和合理性。同时,使用本文模型模拟国外部分地区在不同防控措施下的疫情传播演变,进而估计其疫情防控状态,为讨论国外疫情居高不下可能原因提供相应的依据。

1 COVID-19疫情隔离和收治人为防控措施模型

面对突发的新型传染病,人们通常会采取严格的隔离措施并投入大量的医疗床位收治感染者,从而将感染者与易感染人群进行分离,并同时隔离感染源。根据这种特性,本文引入离散格网划分疫区空间,以空间自相关性为基础,实现物理隔离和医疗收治措施的模型化,同时结合

LSEIR传统流行病模型,从定性和定量两个角度实现物理隔离和医疗收治措施对疫情传播影响的量化分析和评估。

1.1 离散格网下的物理隔离模型

1.1.1 基于格网的疫区划分

设传染病传播的研究区域为 A ,利用离散格网将研究区域划分为 n 个子区域,记为 $A_i(i \in [1, 2 \dots n])$ 。COVID-19疫情的传播可以分为3个阶段——暴发阶段、强干预阶段和常态化阶段。在疫情暴发阶段和常态化阶段,格网为虚线,表示可通行,而实线则表示该格网无法到达实线垂线的相邻格网,如图1(a)所示, A_5 区域与 A_4 区域可以相互通行, A_5 和 A_8 区域无法通行, A_5 与 A_2 或 A_6 之间只允许单向通行。假设疫情区域内的总人口数量为 N ,将所有人划分为4种人群——易感染人群、潜伏人群、感染人群和移除人群,则 t 时刻这4种人群的数量分别用 S_t, E_t, I_t 和 R_t 表示。在不考虑疫情区域内存在人口迁入迁出的情况下,可以将疫区作为一个整体,则各种人群的数量变化可分别量化为:

$$S_t = S_0 - \sum_{j=1}^{t-1} \beta_j \frac{S_j I_j}{N} \quad (1)$$

$$E_t = E_0 + \sum_{j=1}^{t-1} \beta_j \frac{S_j I_j}{N} - \sum_{j=1}^{t-1} \sigma_j E_j \quad (2)$$

$$I_t = I_0 + \sum_{j=1}^{t-1} \sigma_j E_j - \sum_{j=1}^{t-1} \gamma_j I_j \quad (3)$$

$$R_t = R_0 + \sum_{j=1}^{t-1} \gamma_j I_j \quad (4)$$

式中,

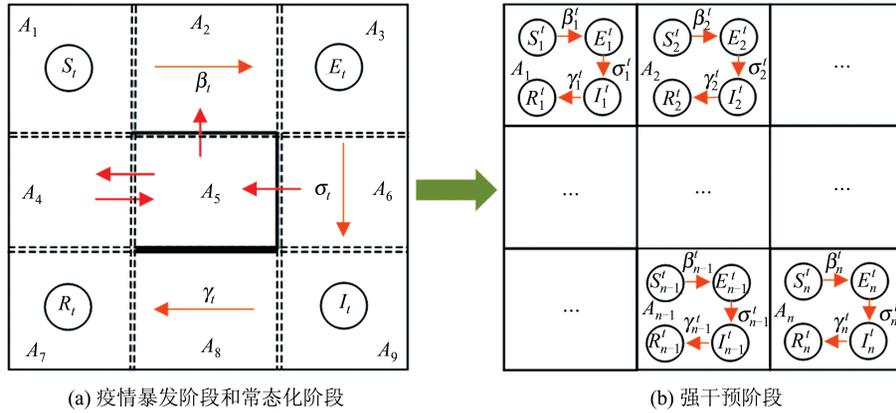
$$\beta_j = P_1 + \frac{P_2}{1 + \exp(P_3(j - P_4))} \quad (5)$$

β 为感染率; γ 为移出率; σ 为转阳率; P_1, P_2, P_3, P_4 分别表示Logistic函数的两个平稳时段数值、响应范围、曲率以及拐点时间。这些参数的具体数值由遗传算法估计得到^[11]。

在强干预阶段,有效的隔离措施被执行,格网的部分边界会从虚线变为实线,各相邻子区域之间的人口流动将大大受到限制或者完全被禁止。当采取严格的隔离措施时,格网全部变为单实线,传染病仅在各个子区域中进行传播,如图1(b)所示,格网粒度越细,所对应的隔离措施状态越严格。设 t 时刻4种人群的数量分别为 S'_t, E'_t, I'_t 和 R'_t, t_0 表示开始隔离的时间, N_i 为各子区域的人口($i \in [1, 2 \dots n]$)。 N_i 的具体数值由克里金插值获得格网中心点的人口密度,进而将人口

分配到地理格网上得到^[11]。此阶段,4 种人群数

量的变化是各子区域人群的总和,分别为:



(a) 疫情暴发阶段和常态化阶段

(b) 强干预阶段

图 1 不同阶段传染病的传播过程

Fig.1 Transmission Process of Infectious Diseases in Different Stages

$$S_i^t = \sum_{i=1}^n \left(S_i^{t_0} - \sum_{j=1}^{t-1} \beta_j^i \frac{S_i^j I_i^j}{N_i} \right) \quad (6)$$

$$E_i^t = \sum_{i=1}^n \left(E_i^{t_0} + \sum_{j=1}^{t-1} \beta_j^i \frac{S_i^j I_i^j}{N_i} - \sum_{j=1}^{t-1} \sigma_j^i E_i^j \right) \quad (7)$$

$$I_i^t = \sum_{i=1}^n \left(I_i^{t_0} + \sum_{j=1}^{t-1} \sigma_j^i E_i^j - \sum_{j=1}^{t-1} \gamma_j^i I_i^j \right) \quad (8)$$

$$R_i^t = \sum_{i=1}^n \left(R_i^{t_0} + \sum_{j=1}^{t-1} \gamma_j^i I_i^j \right) \quad (9)$$

式中,

$$\beta_i^j = P_i^1 + \frac{P_i^2}{1 + \exp(P_i^3(j - P_i^4))} \quad (10)$$

根据物理隔离措施的空间特征,以不同梯度、系列化的格网单元构建分级、多层次的多级格网体系,从而实现地面空间的离散化。同时,分级地理格网可形成自适应的统计单元,较好地弥补了传统“省-市-街道-社区-小区-家庭”防控统计单元大小不确定、形状不规则的不足,从整体上客观、准确地揭示了疫情传播的空间分布规律和发展演化趋势。

1.1.2 基于空间自相关性的传染病扩散模型

在传染病的传播过程中,感染者在空间上由多个离散的点组成,传染病的传播一般需要经过近距离的接触过程才能让病毒在人群中得到扩散。如图 2 所示, t 时刻某一个子区域 A_i^t 上的当前感染状态会影响周围区域 A_j^{t+1} 、 A_m^{t+1} 、 A_k^{t+1} 、 A_l^{t+1} 、 A_h^{t+1} 、 A_g^{t+1} 、 A_f^{t+1} 、 A_z^{t+1} 第 $t+1$ 时刻的感染人数。以人们日常生活单元的最大尺度 r 作为前期疫情扩散的基础尺度,数值参考文献[25]中提出的基于居民出行特征的日常生活单元尺度(1 000 m),为了便于计算,对于未被完全感染的格网视为感染格网。

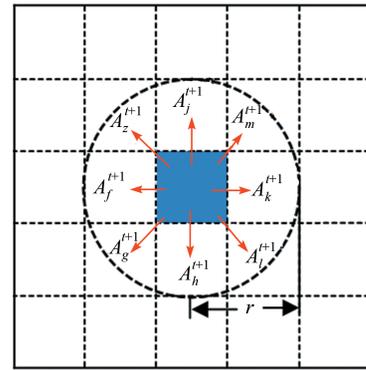


图 2 COVID-19 疫情扩散的时空演变过程

Fig.2 Spatiotemporal Evolution Process of COVID-19 Epidemic Spread

根据地理学第一定律,人们的居住工作等活动范围及周围环境等地理空间对象是存在空间相关性的,因此,受空间因素制约的传染病传播也存在空间相关性特征^[11]。目前,常见的描述空间自相关性的方法有 Moran's I、Local Moran's I、Geary's C 和 Getis's G^[11],其中空间权重矩阵的构建通常使用距离对空间概念进行描述,而反距离权重(inverse distance weight, IDW)^[26]具有距离衰减和计算简捷的优势,因此利用 IDW 构建相邻格网传播的空间权重矩阵,将下一时刻产生的感染人数分配到对应的格网中,进而模拟隔离后各子区域中疫情的传播状态。具体公式如下:

$$W_i^t = \frac{\sum_{j=1}^{n_i^{t-1}} (h_{ij}^t)^{-p}}{\sum_{i=1}^{n^t} \sum_{j=1}^{n_i^{t-1}} (h_{ij}^t)^{-p}} \quad (11)$$

$$h_{ij}^t = \sqrt{(x_i^t - x_j^{t-1})^2 + (y_i^t - y_j^{t-1})^2} \quad (12)$$

式中, W_i^t 表示受感染格网分配感染人数的权重;

h_{ij}^t 表示已感染格网到所影响格网的距离; (x_i^{t-1}, y_i^{t-1}) 是感染格网中心点的坐标; (x_j^{t-1}, y_j^{t-1}) 是已感染格网的坐标; n^t 表示受到感染格网的数量; p 是任意正实数, 通常为2。

1.2 医疗收治系统

由于各医院医疗资源的差异和空间位置的不同, 使得各医院每日收治的人数也各不相同。本文以各医院的总收治人数、介入时间和关闭时间, 采用线性函数模拟各医院每天的收治情况。同时, 各城市通常会设立定点医院用于诊断和收治 COVID-19 感染者, 而大部分居民在发现自己出现临床反应后, 通常会选择近点医院进行诊断, 对于未设立门诊的医院视为定点医院的配套收治医院, 因此医院的空间分布与格网之间也存在空间自相关特征, 可以利用距离描述二者之间的空间概念, 进而通过 IDW 构建空间权重矩阵, 将医院的日收治人数分配到该市的受感染格网中。具体公式如下:

$$w_{ij} = h_{ij}^{-p} / \sum_{j=1}^{n_i} h_{ij}^{-p} \quad (13)$$

$$C_i^t = \begin{cases} 0, & t \leq t_j^0 \cup t \geq t_j^1 \\ \sum_{j=1}^H w_{ij} \frac{C_j}{(t_j^1 - t_j^0)}, & t_j^0 \leq t \leq t_j^1 \end{cases} \quad (14)$$

$$h_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (15)$$

式中, h_{ij} 为医院与格网的距离; w_{ij} 为医院收治人数在各格网中的权重; (x_i, y_i) 为感染格网中心点的坐标; (x_j, y_j) 为医院的坐标; n_i 为该医院影响格网的数量; C_i^t 为各格网每日收治的人数; t_j^0 和 t_j^1 分别为医院的介入时间和关闭时间; C_j 为医院累积收治的人数。

医疗收治措施的主要作用是隔离感染者^[27]。将医疗收治系统与 LSEIR 模型相结合, 具体形式如下:

$$S_i^t = \sum_{i=1}^N \left(S_i^{t_0} - \sum_{j=1}^{t-1} \beta_i^j \frac{S_i^j (I_i^j - C_i^j)}{N_i} \right) \quad (16)$$

$$E_i^t = \sum_{i=1}^N \left(E_i^{t_0} + \sum_{j=1}^{t-1} \beta_i^j \frac{S_i^j (I_i^j - C_i^j)}{N_i} - \sum_{j=1}^{t-1} \sigma_i^j E_i^j \right) \quad (17)$$

$$I_i^t = \sum_{i=1}^N \left(I_i^{t_0} + \sum_{j=1}^{t-1} \sigma_i^j E_i^j - \sum_{j=1}^{t-1} \gamma_i^j I_i^j \right) \quad (18)$$

$$R_i^t = \sum_{i=1}^N \left(R_i^{t_0} + \sum_{j=1}^{t-1} \gamma_i^j I_i^j \right) \quad (19)$$

其中, β_i^j 的计算见式(10)。

2 实验与分析

为了验证离散格网下物理隔离和医疗收治人为防控措施模型的有效性与合理性, 首先利用英国、美国、德国和西班牙“封城”之前的早期确诊数据分别模拟中国武汉市 COVID-19 的原始传播态势; 其次通过调整格网粒度、床位数量和投放时间先后模拟物理隔离与医疗收治两种人为干预措施对中国武汉市原始疫情态势的防控效果; 最后对国外疫情较为严重的部分地区进行疫情防控措施评估实验。疫情数据通过网络爬虫工具从丁香园和 Bing 的 COVID-19 地图上获取, 截至日期为 2020 年 7 月 1 日。

2.1 COVID-19 疫情的原始传播状态

任何国家不可能完全放任传染病的自由传播, 因而传染病的原始传染态势通常是无法真实获得的, 同时中国作为全球第一个公开面对 COVID-19 疫情的国家, 病毒的未知性和干预措施的快速介入使得其疫情数据无法真实描述疫情的原始传播态势。而国外地区是继中国之后才开始面对 COVID-19 疫情的, 同时其人为措施的介入相对较晚, 因此其早期的疫情数据更加符合疫情的真实传播态势。但不同地区的疫情传播各有差异, 很难客观准确地说明哪个国家的数据最适合疫情自由传播态势的模拟。本文分别以美国、英国、德国和西班牙等疫情较为严重国家的早期数据对疫情的原始传播状态进行模拟。另外, 由于目前发布的数据只能获取新增确诊人数, 需要对感染人数进行估计。COVID-19 的传代期和 SARS (severe acute respiratory syndrome coronavirus) 相近, 大概为 9 d, 所以可认为 $t \sim (t+9)$ d 期间的总收治人数等于第 t 天的总感染人数^[28], 进而将感染人数作为自适应指标, 以拟合优度 R^2 作为评价函数, 利用遗传算法求解模型的参数, 如表 1 所示; 利用 4 个国家早期疫情数据模拟 COVID-19 的原始感染人数变化曲线, 如图 3 所示, 其中英国、美国、德国和西班牙对应感染人数曲线的起算时间分别为 2020-01-31、2020-01-21、2020-01-28 和 2020-01-31, 分别对应图 3(a)~3(d) 中的第 1 天。

从图 3 中可以看到, 以疫区早期的数据进行传染病传播预测会得到不同态势的发展曲线, 其后期走势主要反映感染人群峰值、峰值拐点和持续时间等方面。导致疫情态势存在较大差异的主要原因是传染病的传播极易受到不同地区的

人口分布、人口流动以及人为干预措施等综合因素的影响,因此使用早期数据进行疫情预测的关键在于模型参数的选择和确定。在缺乏其他相关数据的情况下,依据 COVID-19 疫情潜伏期为 7~14 d 的病理现象,以 4 个国家采取物理隔离后 7 d 的疫情数据作为验证数据(图 3 中黄色柱状图部分),分别选择各个国家 R^2 值(表 1)最大的参数

集近似模拟 COVID-19 疫情的原始传播态势,即估计参数中的拟合曲线 1。同时,将各个国家早期疫情数据估计的参数代入武汉市 COVID-19 原始传播模型,以此模拟 COVID-19 在武汉市的自由传播趋势,并以武汉市的实际疫情数据为验证数据,讨论不同防疫措施下的疫情发展态势,论证本文所提出的传染病模型的有效性和合理性。

表 1 遗传算法估计原始感染曲线参数及拟合优度 R^2

Tab.1 Parameter Estimation and Fitting Goodness R^2 of Original Infection Curve by Genetic Algorithm

数据来源	遗传算法拟合曲线	P_1	P_2	P_3	P_4	σ	γ	R^2
英国	拟合曲线 1	0.536 5	1.714 5	0.049 2	2.482 9	0.824 4	0.537 3	0.389 3
	拟合曲线 2	0.632 2	1.956 1	0.040 2	21.867 0	0.310 4	0.631 2	-0.118 6
	拟合曲线 3	0.068 4	1.858 8	0.092 4	65.304 0	0.473 7	0.977 5	-0.448 8
	拟合曲线 4	0.090 8	1.427 1	0.071 2	70.970 0	0.734 8	0.853 9	-0.851 1
美国	拟合曲线 1	0.722 6	1.924 5	0.027 2	9.528 7	0.487 4	0.724 9	0.565 6
	拟合曲线 2	0.353 9	1.923 1	0.027 0	19.660 4	0.290 1	0.418 3	0.214 8
	拟合曲线 3	0.869 1	1.760 6	0.025 1	6.173 4	0.710 9	0.887 5	-0.016 0
	拟合曲线 4	0.746 2	0.996 0	0.059 2	58.789 9	0.416 6	0.745 5	-0.022 0
德国	拟合曲线 1	0.641 2	1.805 3	0.050 3	11.717 1	0.629 7	0.656 7	0.730 5
	拟合曲线 2	0.587 8	1.351 1	0.064 0	18.784 4	0.693 5	0.588 3	0.545 4
	拟合曲线 3	0.297 7	1.727 8	0.058 2	8.915 7	0.543 6	0.310 6	-0.545 5
	拟合曲线 4	0.677 0	1.785 3	0.142 9	47.182 1	0.205 9	0.722 4	-0.171 0
西班牙	拟合曲线 1	0.686 2	1.808 7	0.100 8	35.551 2	0.288 6	0.687 3	0.957 3
	拟合曲线 2	0.404 7	1.889 2	0.044 7	39.798 4	0.772 0	0.922 9	0.956 0
	拟合曲线 3	0.276 2	1.023 3	0.116 0	35.997 7	0.337 3	0.275 2	0.955 6
	拟合曲线 4	0.948 7	1.906 6	0.126 0	37.496 7	0.321 1	0.957 2	0.860 6

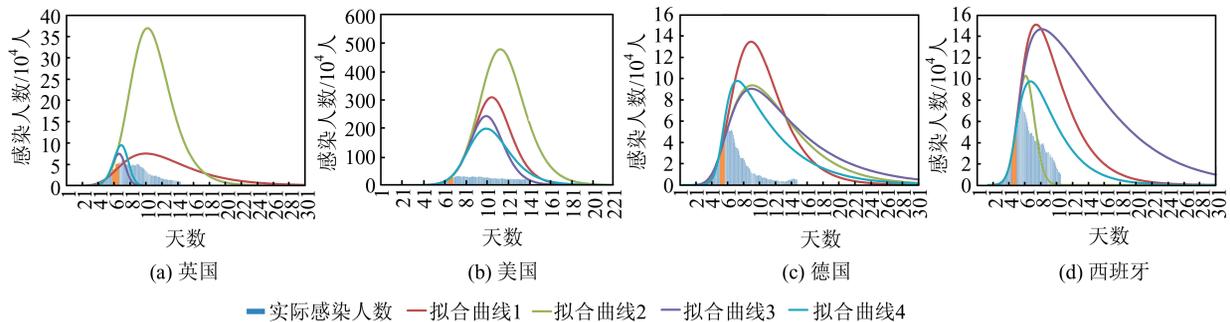


图 3 利用遗传算法模拟不同国家早期数据估计 COVID-19 的原始传播状态

Fig.3 Original Transmission Status of COVID-19 Estimated Using Early Data in Different Countries Simulated by Genetic Algorithm

2.2 不同人为干预措施对武汉市疫情传播影响的实验分析

2.2.1 不同格网粒度下隔离措施对武汉市疫情的影响

物理隔离措施的目的是将地理区域进行封锁,限制人群之间的接触。分别设置格网的粒度为 8 km、5 km、2.5 km、1 km、500 m、100 m 和 10 m,不同格网粒度下的武汉市感染人数变化如图 4 所示。其中,武汉市疫情的起算时间参考文献[9]

中估计的武汉市第 1 例病因不明的肺炎患者出现时间,即 2019-12-08,对应图 4 中的第 1 天。

从图 4 可以看出,随着格网粒度的细化,对应的曲线越靠近武汉市的实际感染曲线,其走势主要体现在感染人群峰值的降低、峰值拐点的提前和疫情持续时间的缩短,这也印证了物理隔离措施的有效性。与 10 m~1 km 格网相比,1~8 km 格网对应曲线间的收缩趋势不明显,其主要原因是传染病的传播极易受到人口分布和人口流动的

影响。1~8 km 格网并未限制人们的日常生活接触范围^[29](1 km),对相邻区域人口流动的管控作用不明显,而 10 m~1 km 格网可以极大地减少人

群流动,限制人群之间的接触,因此格网的粒度可以代表隔离措施的松紧程度,格网粒度越细,人们可活动的范围越小,相应的物理隔离状态越严格。

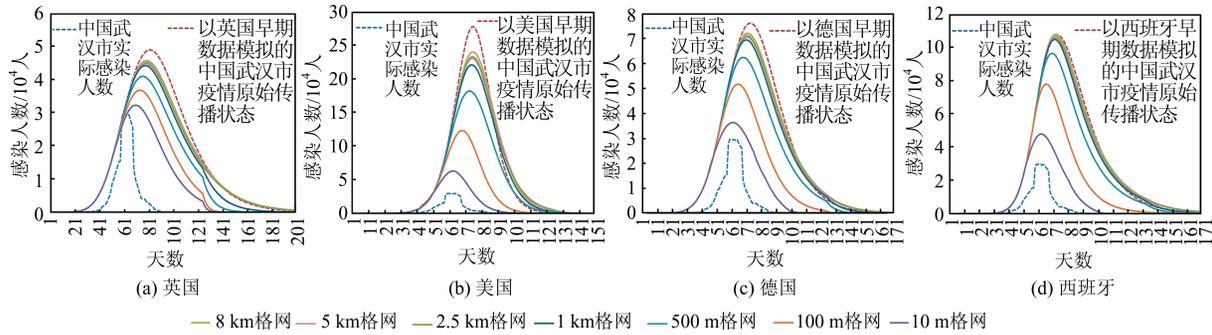


图4 不同国家早期数据估计中国武汉市 COVID-19 自由传播状态在不同格网粒度下感染人数的变化

Fig. 4 Changes of Infected Population Under Different Granularity Grids in the State of Free Transmission for COVID-19 in Wuhan, China Estimated by Early Data of Different Countries

2.2.2 不同床位和介入时间下医疗收治措施对武汉市疫情的影响

医疗收治措施主要受床位数量和介入时间的影响,首先,令介入时间为 2020-02-04(第 59 天),调整床位数依次为 5 000、10 000、15 000 和 20 000 床,不同床位数量的医疗收治系统下的

感染人数变化如图 5 所示;其次,令床位数为 20 000 床,调整介入时间分别为 1 月 28 日(第 52 天)、2 月 4 日(第 59 天)、2 月 11 日(第 66 天)、2 月 18 日(第 73 天)和 2 月 25 日(第 80 天),不同介入时间的医疗收治系统下的感染人数变化如图 6 所示。

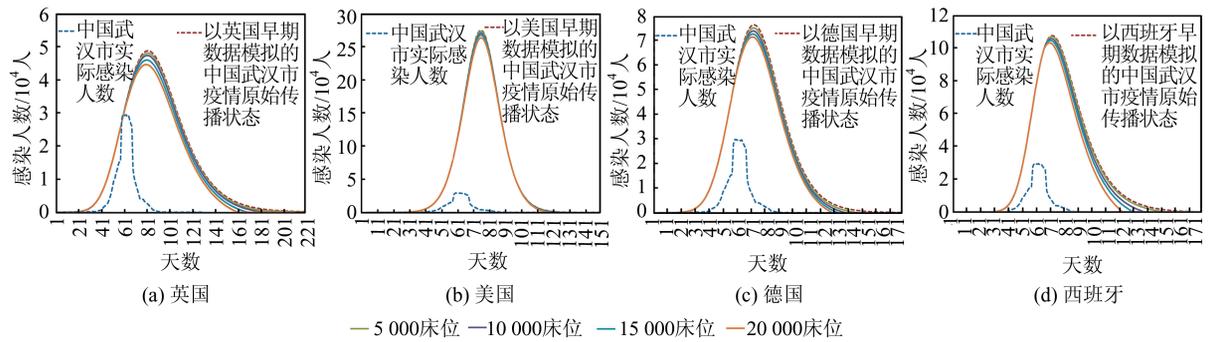


图5 不同国家早期数据估计中国武汉市 COVID-19 自由传播状态在不同床位数量下感染人数的变化

Fig.5 Changes of Infected Population Under Different Number of Beds in the State of Free Transmission for COVID-19 in Wuhan, China Estimated by Early Data of Different Countries

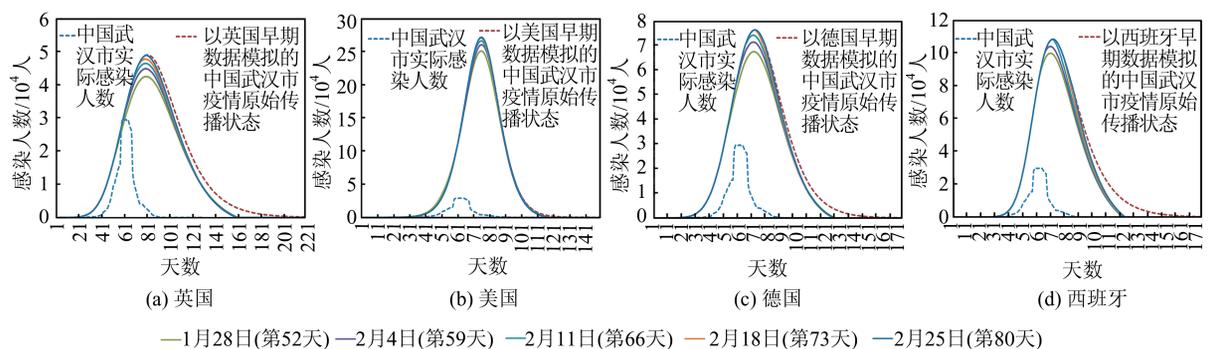


图6 不同国家早期数据估计中国武汉市 COVID-19 自由传播状态在不同医疗措施介入时间下感染人数的变化

Fig.6 Changes of Infected Population Under Different Intervention Time in the State of Free Transmission for COVID-19 in Wuhan, China Estimated by Early Data of Different Countries

从图 5 和图 6 中可以看出,随着床位数量的增加和介入时间的提前,所对应的感染人数变化曲线向武汉市实际感染人数曲线靠近,其走势主要体现在感染人群峰值的降低,这也验证了医疗收治系统对疫情防控的有效性,但对峰值拐点的提前和疫情持续时间的缩短影响不大;与德国和英国相比,医疗收治措施对美国和西班牙估计中国武汉市原始疫情状态的防控效果不明显,主要是因为医疗收治系统投入使用时已感染人数存在差异,导致床位无法满足收治已存在以及每日新增感染者的需求,因此医疗收治措施必须尽早介入,才能取得更好的效果。

2.2.3 居家隔离和医疗收治措施对武汉市疫情的影响

通过收集中国武汉市火神山医院、雷神山医

院和 16 所方舱医院的收治数据并结合 10 m 粒度的居家隔离对本文提出的模型进行验证。图 7 为居家隔离和医疗收治措施作用下的武汉市感染人数变化。从图 7 中可以看出,居家隔离和医疗收治措施所对应的感染人数曲线与武汉市实际感染人数曲线较为吻合,充分证明了本文模型的科学性和合理性;最终的感染人数曲线与实际的曲线之间仍有一定的距离,主要有以下几点原因:①本文仅考虑了物理隔离和医疗收治措施,并未考虑其他可能影响疫情的防控措施;②对格网的人口划分与实际的人口分布仍有较大差别,比如河流和森林等地区并不存在人口分布;③不同地区的疫情传播存在差异,用其他国家的参数模拟中国武汉市疫情的原始状态,其本身就有一定的误差存在。

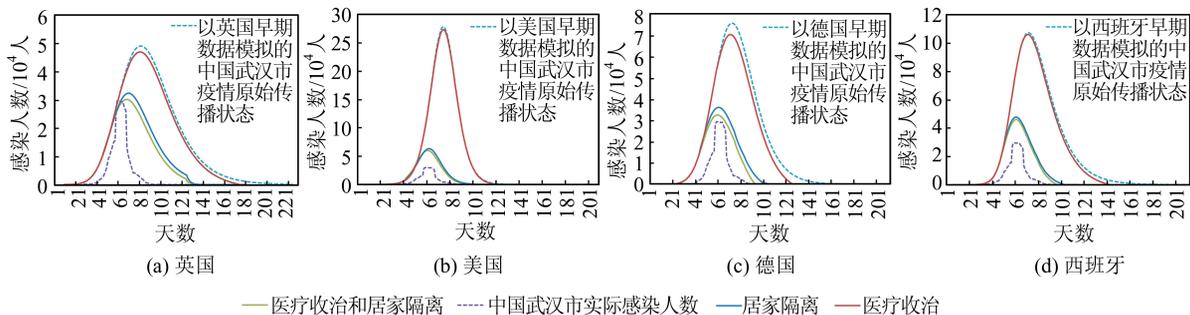


图 7 不同国家早期数据估计中国武汉市 COVID-19 自由传播状态下不同措施对感染人数的影响

Fig.7 Changes of Infected Population Under Different Measures in the State of Free Transmission for COVID-19 in Wuhan, China Estimated by Early Data of Different Countries

综上所述,通过调整格网粒度、床位数量和介入时间,先后模拟了中国武汉市原始态势下人为干预措施对疫情的影响,得到如下结论:

1) 物理隔离是疫情防控中最行之有效的措施之一,对感染人群峰值的降低、峰值拐点的提前以及疫情持续时间的缩短有非常明显的作用,且随着物理隔离严格程度的提升,效果越明显,这也反映了中国采取的居家隔离措施的有效性和必要性。

2) 医疗收治措施在疫情初期可有效降低感染人群峰值,而对峰值拐点的提前和疫情持续时间的缩短影响较小,且医疗收治系统的介入时间越早,所起到的疫情防控效果也越好,这也反映了中国在疫情初期果断采取建造火神山医院、雷神山医院和多所方舱医院的必要性和合理性。

3) 本文提出的模型能够从定性和定量两个角度实现物理隔离和医疗收治措施对疫情传播影响的量化分析和评估,具有较高的科学性和合理性。

2.3 国外疫情防控状态的实验分析

在中国疫情进入常态化管理后,国外疫情开始大规模暴发,即使采取了诸如隔离、医疗收治等疫情防控措施,无论是扩散的规模还是确诊以及死亡的人数均比中国严重许多。因此,本文收集了美国纽约州和新泽西州、西班牙马德里和意大利伦巴第等疫情较为严重地区的疫情数据,利用隔离前的早期数据模拟当地疫情的原始传播状态,并采用本文提出的人为防控措施模型模拟不同格网粒度隔离措施下各地的疫情传播演变,以进一步讨论国外疫情居高不下的原因,结果如图 8 所示。

从图 8 中可以估计,美国纽约州和新泽西州目前的隔离防控状态介于 500~1 000 m 之间,意大利伦巴第和西班牙马德里大约在 500 m,与中国 10 m 粒度的居家隔离相比,显然国外这些地区的物理隔离状态较为松散;同时在当地开始“封城”时已存在大量的感染者,这必然会增加医疗收治系统的负担,造成更多的感染者无法得到收

治。由此可见,国外地区错过了疫情防控的最佳时间窗口。物理隔离措施本是最有效的措施,然而当地民众对疫情的重视程度普遍较低,在“封城”之后也并没有采取严格的物理隔离措施,甚至仍存在大规模游行和聚会等活动,这才导致其感染人数一直居高不下。据不完全统计,截至2020-03-21,中国在抗击 COVID-19 疫情中已经

投入了约 1 218 亿元人民币,医疗总人数达到 17 万之多。同时,各级政府工作人员、志愿者和所有人民共同投入到这场疫情防控阻击战中,实施了非常严格的居家隔离防控措施,为打赢疫情防控阻击战作出了不可磨灭的贡献。由此也可以看出,中国成功应对 COVID-19 疫情的防控措施和经验并不是其他国家可以完全复制的。

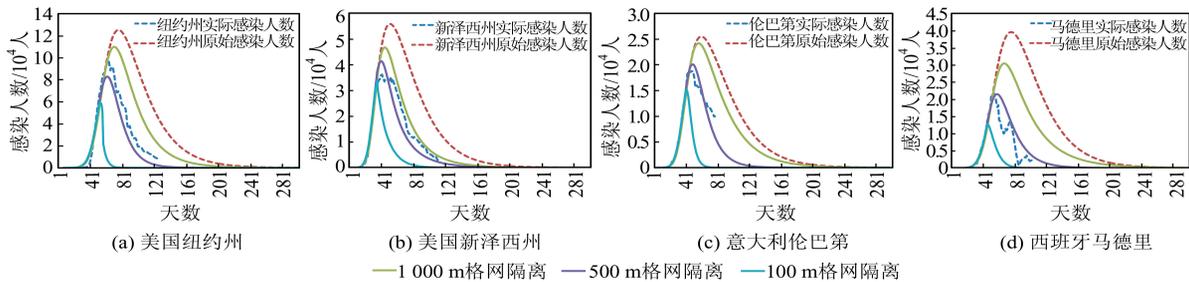


图8 美国纽约州、新泽西州、意大利伦巴第和西班牙马德里在不同格网粒度隔离措施下的感染人数变化

Fig.8 Changes of Infected Population Under Isolation Measures with Different Granularity Grids in New York State, New Jersey State, USA, Lombardy, Italy and Madrid, Spain

3 结 语

本文提出了离散格网下的 COVID-19 疫情隔离与收治人为防控措施模型,引入格网的概念,以地理对象与格网之间的空间自相关性为基础,建立了物理隔离和医疗收治措施与时空演变的关联,通过中国武汉市疫情的仿真实验分析,验证了该模型具有较高的有效性和合理性,可为传染病防控提供一种科学、有效的分析和评估方法。

本文是对 COVID-19 疫情防控人为干预措施建模的初步尝试,仅考虑了物理隔离和医疗收治两种措施;同时在疫情攻坚战阶段,严重缺乏无症状感染者的病例数据,因此本文较浅地认为分析无症状感染者对疫情的影响存在较大的困难。另外,本文关于国外物理隔离状态的结论是一种宏观推论,旨在说明国外的物理隔离程度较为松散,即国外虽然采取了物理隔离措施,但仍存在活动范围较大的问题。后续将考虑其他人为干预措施的建模,并结合多源数据对格网的人口分布进行更细致的划分以及评估无症状感染者对疫情的影响,以期能为传染病的科学决策和精准实策提供科学的依据。

参 考 文 献

[1] Cohen J. Scientists Are Racing to Model the Next Moves of a Coronavirus That's Still Hard to Predict [J]. *Science*, 2020, DOI: 10.1126/science.abb2161
 [2] Chen N, Zhou M, Dong X, et al. Epidemiological

and Clinical Characteristics of 99 Cases of 2019 Novel Coronavirus Pneumonia in Wuhan, China: A Descriptive Study [J]. *The Lancet*, 2020, 395, DOI: 10.1016/S0140-6736(20)30211-7
 [3] Zhao Shi, Lin Qianyin, Ran Jinjun, et al. Preliminary Estimation of the Basic Reproduction Number of Novel Coronavirus (2019-nCoV) in China, from 2019 to 2020: A Data-Driven Analysis in the Early Phase of the Outbreak [J]. *International Journal of Infectious Diseases*, 2020, 92:214-217
 [4] Li Q, Guan X, Wu P, et al. Early Transmission Dynamics in Wuhan, China, of Novel Coronavirus Infected Pneumonia [J]. *The New England Journal of Medicine*, 2020, 382:1 199-1 207
 [5] Nishiura H, Jung S M, Linton N M, et al. The Extent of Transmission of Novel Coronavirus in Wuhan, China, 2020 [J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2020, DOI: 10.3390/jcm9020330
 [6] Imai N, Dorigatti I, Cori A, et al. Estimating the Potential Total Number of Novel Coronavirus Cases in Wuhan City, China [EB/OL]. <https://www.preventionweb.net/news/view/70092>, 2020
 [7] Wu J T, Leung K, Leung G M. Nowcasting and Forecasting the Potential Domestic and International Spread of the 2019-nCoV Outbreak Originating in Wuhan, China: A Modeling Study [J]. *The Lancet*, 2020, 395: 689-697
 [8] Riou J, Althaus C L. Pattern of Early Human-to-Human Transmission of Wuhan 2019 Novel Coronavirus (2019-nCoV), December 2019 to January

- 2020 [J]. *Euro Surveillance*, 2020, 25(4): 2 000 058
- [9] Zhou Tao, Liu Quanhui, Yang Zimo, et al. Preliminary Prediction of the Basic Reproduction Number of the Wuhan Novel Coronavirus 2019-nCoV [J]. *Chinese Journal of Evidence-Based Medicine*, 2020, 20(3): 1-6(周涛, 刘权辉, 杨紫陌, 等. 新型冠状病毒肺炎基本再生数的初步预测[J]. 中国循证医学杂志, 2020, 20(3): 1-6)
- [10] Zhang Xin, Lin Hui, Zhu Changming, et al. Spatio-temporal Characteristics and Dynamic Process Analysis of Epidemic Diagnosis Time of COVID-19 at Early Stage in Chinese Mainland [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(6): 791-797(张新, 林晖, 朱长明, 等. COVID-19 疫情早期中国确诊时间的时空特征及动态过程分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(6): 791-797)
- [11] Cao Zhidong. Mathematical Modeling and Spatial Analysis of Spatio-Temporal Data—Case Study Based on SARS Epidemic in Guangzhou [D]. Beijing: Graduate School of Chinese Academy of Sciences, 2008(曹志冬. 时空数据的动态预测模型与空间分析技术研究——以广州 SARS 流行[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2008)
- [12] Jumpen W, Wiwatanapataphee B, Wu Y H, et al. A SEIQR Model for Pandemic Influenza and Its Parameter Identification [J]. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 2009, 52(2): 247-265
- [13] Maier B, Brockmann D. Effective Containment Explains Sub-exponential Growth in Confirmed Cases of Recent COVID-19 Outbreak in Mainland China [J]. *arXiv*, 2020, DOI: 10.1101/2020.02.18.20024414
- [14] Cooke K L, van Den D P. Analysis of an SEIRS Epidemic Model with Two Delays [J]. *Journal of Mathematical Biology*, 1996, 35(2): 240-260
- [15] Li Sijia, Song Kun, Yang Boran, et al. Preliminary Assessment of the COVID-19 Outbreak Using 3-Stage Model e-ISHR [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2020, 25(2): 157-164
- [16] Zhang Liying, Li Dongchen, Ren Jingli. Analysis of COVID-19 by Discrete Multi-stage Dynamics System with Time Delay [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(5): 658-666(张李盈, 李东宸, 任景莉. 多阶段动态时滞动力学模型的 COVID-19 传播分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(5): 658-666)
- [17] Davies N G, Kucharski A J, Eggo R M, et al. The Effects of Non-pharmaceutical Interventions on COVID-19 Cases, Deaths, and Demand for Hospital Services in the UK: A Modeling Study [J]. *The Lancet Public Health*, 2020, DOI: 10.1101/2020.04.01.20049908
- [18] Davies N G, Klepac P, Liu Y, et al. Age-Dependent Effects in the Transmission and Control of COVID-19 Epidemics [J]. *Nature Medicine*, 2020, 26: 1 205-1 211
- [19] He X, Lau E H Y, Wu Peng, et al. Temporal Dynamics in Viral Shedding and Transmissibility of COVID-19 [J]. *Nature Medicine*, 2020, DOI: 10.1101/2020.03.15.20036707
- [20] Feng Mingxiang, Fang Zhixiang, Lu Xiongbo, et al. Traffic Analysis Zone-Based Epidemic Estimation Approach of COVID-19 Based on Mobile Phone Data: An Example of Wuhan [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(5): 651-657(冯明翔, 方志祥, 路雄博, 等. 交通分析区尺度上的 COVID-19 时空扩散推估方法: 以武汉市为例[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(5): 651-657)
- [21] Zhong Shaobo, Huang Quanyi, Song Dunjiang. Simulation of the Spread of Infectious Diseases in a Geographical Environment [J]. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 2009, 52(4): 550-561
- [22] Ma Z, Wang S, Li X. A Generalized Infectious Model Induced by the Contacting Distance (CTD) [J]. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 2020, 54: 103113
- [23] Isa A, Rabiou A, Parvaneh E. Analysis of Tuberculosis Model with Saturated Incidence Rate and Optical Control [J]. *Physica A*, 2019, 540: 123-237
- [24] Wu Fan, Zhao Su, Yu Bin, et al. A New Coronavirus Associated with Human Respiratory Disease in China [J]. *Nature*, 2020, 579(7 798): 1-8
- [25] Guo Liang, Yang Wenqi, Bi Yufei. Research on the Scale of Daily Life Unit Based on Residents' Travel Characteristics [C]. 2016 Annual Meeting of China Urban Transport Planning, Shenzhen, China, 2016(郭亮, 阳文琦, 毕瑜菲. 基于居民出行特征的日常生活单元尺度研究[C]. 2016年中国城市交通规划年会, 中国深圳, 2016)
- [26] Chen F W, Liu C W. Estimation of the Spatial Rainfall Distribution Using Inverse Distance Weighting (IDW) in the Middle of Taiwan, China [J]. *Paddy and Water Environment*, 2012, 10(3): 209-222
- [27] Chen S, Zhang Z, Yang J, et al. Fangcang Shelter Hospitals: A Novel Concept for Responding to Public Health Emergencies [J]. *The Lancet*, 2020, 395(10 232): 1 305-1 314
- [28] Zhang Juan, Lou Jie, Ma Zhien, et al. A Compart-

mental Model for the Analysis of SARS Transmis-
sion Patterns and Outbreak of Control Measures in

China [J]. *Applied Mathematics and Computation*,
2005, 162(2):909-924

A Model of Artificial Prevention and Control Measures for COVID-19 Isolation and Reception and Cure Based on Discrete Grids

CAO Wen¹ DAI Haoran¹ TONG Xiaochong² PENG Feilin¹ FENG Chenguang³
WU Ziman⁴

1 School of Geoscience and Technology, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

2 School of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

3 Tianjin College, University of Science and Technology Beijing, Tianjin 301830, China

4 Zhengzhou Starsea Technology Co. Ltd, Zhengzhou 450001, China

Abstract: With the outbreak of coronavirus disease 2019 (COVID-19) in the world, researches on the related epidemic situation are also constantly increasing. However, the current researches focus more on the prediction analysis and the researches on epidemic situation prevention and control measures, remain at the statistical level and the model parameters lack spatiotemporal evolution description. This paper introduces the granularity and virtual real line of the boundary of the discrete grid to describe the tightness of physical isolation measures and the connectivity and isolation of adjacent spaces separately and designs the medical reception and cure model under the discrete grid based on the spatial autocorrelation between the medical bed admission capacity and the grid. Furthermore, the LSEIR (logistic-susceptible-exposed-infected-removed) epidemic model is used to construct the artificial prevention and control measures model of physical isolation and medical reception and cure under the discrete grid, which provides an effective method to analyze and assess the impacts of the artificial prevention and control measures model of physical isolation and medical reception and cure on the spread and prevention and control of the epidemic situation. The original spatiotemporal evolution of COVID-19 epidemic situation in Wuhan, China was simulated with the early data of epidemic of the United States, Germany, Spain, and the United Kingdom, the experimental analysis result of epidemic situation data in Wuhan, China shows that physical isolation measures have a very obvious effect on reducing the peak value of infected population, advancing the peak of the inflection point and shortening the duration of the epidemic situation; medical reception and cure measures can effectively reduce the peak value of the infected population in the early stage of the epidemic, but has no significant impact on the advance of the peak inflection point and the shortening of the epidemic duration; the model can analyze and assess the impacts of physical isolation and medical reception and cure measures on the epidemic situation from both quantitative and qualitative perspectives, which has high rationality and correctness.

Key words: COVID-19; LSEIR model; physical isolation; medical reception and cure system; artificial prevention and control measures of infectious disease

First author: CAO Wen, PhD, associate professor, specializes in spatiotemporal big data analysis. E-mail: zzdx_edifier@zzu.edu.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2018YFB0505304); the National Natural Science Foundation of China (41671409).

引文格式: CAO Wen, DAI Haoran, TONG Xiaochong, et al. A Model of Artificial Prevention and Control Measures for COVID-19 Isolation and Reception and Cure Based on Discrete Grids[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2):167-176. DOI: 10.13203/j.whugis20200343(曹闻,戴浩然,童晓冲,等.离散格网下的COVID-19隔离与收治人为防控措施模型[J].武汉大学学报·信息科学版,2021,46(2):167-176.DOI:10.13203/j.whugis20200343)