

引文格式:夏吉喆,周颖,李珍,等.城市时空大数据驱动的新型冠状病毒传播风险评估——以粤港澳大湾区为例[J].测绘学报,2020,49(6):671-680. DOI:10.11947/j.AGCS.2020.20200080.  
XIA Jizhe,ZHOU Ying,LI Zhen,et al.COVID-19 risk assessment driven by urban spatiotemporal big data: a case study of Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2020,49(6):671-680. DOI:10.11947/j.AGCS.2020.20200080.

## 城市时空大数据驱动的新型冠状病毒传播风险评估

——以粤港澳大湾区为例

夏吉喆<sup>1,2,3</sup>,周颖<sup>4</sup>,李珍<sup>1,3</sup>,李帆<sup>3,5</sup>,乐阳<sup>1,2,3</sup>,程涛<sup>6</sup>,李清泉<sup>1,2,3,7</sup>

1. 深圳大学建筑与城市规划学院城市空间信息工程系,广东深圳 518060; 2. 人工智能与数字经济广东省实验室(深圳),广东深圳 518060; 3. 广东省城市空间信息工程重点实验室,广东深圳 518060; 4. 深圳大学公共卫生学院,广东深圳 518060; 5. 深圳大学计算机与软件学院,广东深圳 518060; 6. 英国伦敦大学土木、环境与测绘工程系,英国伦敦 WC1E6BT; 7. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北武汉 430079

## COVID-19 risk assessment driven by urban spatiotemporal big data: a case study of Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

XIA Jizhe<sup>1,2,3</sup>,ZHOU Ying<sup>4</sup>,LI Zhen<sup>1,3</sup>,LI Fan<sup>3,5</sup>,YUE Yang<sup>1,2,3</sup>,CHENG Tao<sup>6</sup>,LI Qingquan<sup>1,2,3,7</sup>

1. Department of Urban Informatics, School of Architecture and Urban Planning, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 2. Guangdong Laboratory of Artificial Intelligence and Digital Economy (SZ), Shenzhen 518060, China; 3. Guangdong Key Laboratory for Urban Informatics, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 4. College of public health, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 5. College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 6. Department of Civil, Environmental and Geomatic Engineering, University College London, London WC1E6BT, UK; 7. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping, and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** The rapid spread of the novel coronavirus (COVID-19) from late 2019 to early 2020 poses a huge challenge to the public health of China and the world. The risk assessment of COVID-19 plays an essential role in the decision making of epidemic prevention. As one of the most important metropolitan areas in China, Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area (GBA) is seriously affected by COVID-19. A massive number of returnees after the holidays further poses potential COVID-19 risks. Targeting on the urgent need of COVID-19 risk assessment in GBA, we combine multi-source urban spatiotemporal big data and traditional epidemiological model to design an improved model. Specifically, the improved model introduces dynamic “return-to-work” population and propagation hotspots to calibrate COVID-19 parameters in different assessment units and improve SEIR model suitability in GBA; targeting on the urgent needs of high resolution (e.g. community level) risk assessment, the model utilizes multi-source urban big data (e.g. mobile phone) to improve modelling spatial resolution from more detailed population and COVID-19 OD matrix. The simulation results show that: ① compared with the traditional SEIR model, the proposed model has better capability for risk assessment in GBA; ② the massive population flow in GBA introduces considerable COVID-19 risk in GBA; ③ a variety of epidemic prevention initiatives in China are highly effective for delaying the spread of COVID-19 in GBA.

**Key words:** COVID-19; Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area; spatiotemporal big data; epidemiological model

**Foundation support:** The National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB2100704); The National Natural Science Foundation of China (Nos. 41701444; 7181101150)

**摘要:**2019年末至2020年初新型冠状病毒(COVID-19)的快速传播对中国与世界的公共卫生带来巨大的挑战。如何科学合理地评估新型冠状病毒传播风险并制定相应防疫管控措施,是各国所面临的难题,也是科学防治与精准施策的重要依据之一。作为我国最重要的城市群之一,粤港澳大湾区受本次新型冠状病毒影响较大,且春节假期后大量的复工回流人口进一步带来潜在的传播风险。本文面向粤港澳大湾区新型冠状病毒传播风险评估的紧迫需求,结合大湾区多源城市时空大数据与流行病学动力学模型,构建适宜大湾区的改进模型,并对新型冠状病毒在大湾区的传播风险和各类防疫管控措施效果进行评估与模拟。首先,引入动态复工回流人口和聚集热点改进现有动力学模型(SEIR模型),对现有动力学模型在不同空间评估单元的传播参数进行纠偏,加强模型在大湾区评估中的适宜性;利用手机信令等多源城市大数据,构建更精细化的人口、疾病流动矩阵和相应的传染病动力学模型,以满足各级防疫部门精细化(如村(社区)级)风险评估的迫切需求。模拟结果表明,相对经典SEIR模型,改进模型在大湾区的传播风险评估中具有更强的适宜性;大湾区高强度的人口流动为病毒的传播带来较高的风险;防疫部门所采取各类管控措施对病毒在大湾区的传播具有较强的抑制作用。

**关键词:**新型冠状病毒;粤港澳大湾区;时空大数据;流行病学动力学模型

**中图分类号:**P208

**文献标识码:**A

**文章编号:**1001-1595(2020)06-0671-10

**基金项目:**国家重点研发计划(2018YFB2100704);国家自然科学基金(41701444;7181101150)

新型冠状病毒(COVID-19,以下简称新冠病毒)在全球快速扩散,严重威胁着世界人民的安全、经济与生活秩序。2020年3月11日,世界卫生组织(WHO)宣布新冠病毒已构成全球性的大流行。美国、意大利、西班牙等数十个国家宣布进入国家紧急状态。新冠病毒的防控和应对成为了全人类的共同挑战。在对抗新冠病毒扩散的各项工作中,病毒传播风险评估是至关重要的一环。如何根据新冠病毒传染特征、发病现状与传播过程,对现有或潜在疫区进行病毒传播风险评估,进而实施相应的防控措施,是实施科学防疫的重要依据。

传染病的传播建模与风险评估一直是传染病学乃至全科学界的核心问题之一。传染病模型大致包括统计模型<sup>[1-4]</sup>、元胞自动机模型<sup>[5-7]</sup>、Agent-based模型<sup>[8-10]</sup>与传播物理动力学模型等。区别于其他模型,传播物理动力学模型更有针对性地模拟传染病在不同群体之间的传染过程<sup>[11]</sup>,主要包括SI(susceptible infected)模型<sup>[12-13]</sup>、SIS(susceptible infected susceptible)模型<sup>[14-16]</sup>、SIR(susceptible infected recovered)模型<sup>[11,17-20]</sup>等。SEIR(susceptible exposed infected recovered)模型在经典动力学模型的基础上加入新的暴露者(exposed)机制,使其更适用于类似新冠病毒等具有潜伏期传染能力的传染病建模。因此,针对2019年末至2020年初的新冠病毒爆发,文献<sup>[21-23]</sup>运用SEIR模型对不同地区的传播进行模拟和评估。然而,因多源城市时空大数据的缺

失,现阶段新冠病毒风险评估仍具有精细程度不足和参数有偏差的重要问题。具体地,现有研究和评估工作多以县(市、区)为评估空间单元,难以满足各级别防疫部门从单一尺度到多尺度(如乡镇(街道)和村(社区))协同的精细化风险评估需求;现有评估较少顾及不同评估单元聚集热点的显著差异和回流复工人口的动态变化,影响模型评估精度和其对精准防控措施的支撑。

随着大数据时代的到来,城市交通、遥感、手机信令等城市多源大数据的获取、处理与时空建模分析为流行病传播风险评估带来了新的机遇<sup>[24-28]</sup>。结合精细时空大数据和流行病学动力学模型可对现有新冠病毒风险评估进行改进。本文针对粤港澳大湾区(下文简称大湾区)中9个城市(广州、深圳、珠海、佛山、惠州、东莞、中山、江门、肇庆)科学防疫工作面临的巨大挑战,结合多源城市大数据与流行病学动力学模型,构建改进模型,并对大湾区新冠病毒传播风险进行评估。主要通过如下3种手段改进模型:①引入全国各地向大湾区的回流复工人口,对动力学模型各类人员基数进行动态纠偏;②融合超市、公交站、医院等聚集热点,对不同空间单元下的新冠病毒传染参数进行纠偏;③通过整合手机信令、兴趣点(point of interest, POI)、确诊轨迹等多源城市大数据,运用多尺度自适应模型耦合策略,实现评估空间单元精细化,满足大湾区各级防疫部门精细化(如村(社区)级)风险评估的迫切需求。

# 1 城市时空大数据驱动的病毒传播风险评估模型

在传统流行病传播物理模型的基础上,融合动态城市多源时空大数据,并引入防疫管控措施与新冠病毒的传播参数,形成针对大湾区多层次病毒风险评估的改进模型。模型共分 5 个层次(图 1):

(1) 数据层:对接大湾区多源城市大数据,包括手机信令、人口普查、日更新的回流人口统计、实时新冠病毒疫情统计和防疫期间仍易引起聚集的兴趣点(POI,包括公交地铁站点、超市与医院)等。

(2) 分析处理层:根据多尺度模型耦合策略,对数据层的数据进行多尺度分析与处理,形成防疫管控层和模型层的输入。

(3) 防疫管控层:引入各类重要的防疫管控措施,对疾病物理传播过程模型在不同管控措施下的参数进行量化,对模型层进行控制并最终输出不同管控措施的效果模拟。

(4) 模型层:将新冠病毒传播参数输入经典 SEIR 模型,并在经典模型基础上加入每日回流及回流潜伏人口、人口密集聚集热点以及防疫管控措施等动态影响因素,构建针对大湾区新冠病毒风险评估的改进模型。

(5) 输出层:输出各类科学防疫所需的各类专题地图与传播模拟。

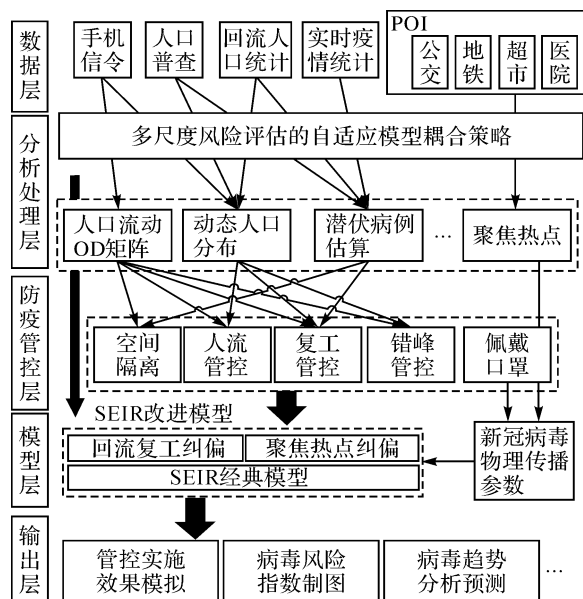


图 1 城市时空大数据驱动的病毒传播风险评估模型

Fig.1 COVID-19 risk assessment model driven by urban spatiotemporal big data

## 1.1 面向大湾区多尺度风险评估的自适应模型耦合策略

经典传染病动力学模型的动力学原理使其具备不同空间尺度的建模和评估能力。流行病学界已运用此模型进行全球、地区等大尺度和学校、医院等小尺度的传播风险模拟<sup>[29]</sup>。以数据层数据的高空间分辨率(如村(社区))构建模型和输出模拟,可为精细区域分级疫情防控提供重要依据。然而,因模型复杂且涉及海量多源数据,若初期运用最高空间分辨率对全大湾区进行高精度建模,将使得防控方案制定的时效性大幅度滞后。

针对此问题,本文模型使用多尺度风险评估的自适应耦合策略:①根据数据源,将模型设计为若干个空间分辨率的子模型;②首先以低空间分辨率进行模型计算,再监测识别低分辨率输出结果中的中高风险子区域;③针对中高风险和防疫部门特别关注的指定子区域进行中高分辨率模型计算,并以此类推。通过自适应耦合策略,可以快速对全大湾区范围内进行初步风险评估,并且针对特定子区域获得高分辨率模型的评估结果。整个过程比直接运行高分辨率模型更具有时效性。为了实现不同尺度子模型之间的互操作(interoperability),定制标准化模型数据输入、输出概要结构。以低精度模型的输出中间结果,作为高精度模型的部分参考输入,减少高精度模型的数据预处理时间,同时减少不同尺度模型之间的通信时间。基于耦合策略,本文实现了全大湾区“市、县(区)、乡镇(街道)”3个空间尺度的新冠病毒传播风险评估,并针对深圳市实现“村(社区)”尺度风险评估。

## 1.2 大湾区人口流动提取

根据新冠病毒传播特征与其动力学模型原理,可以推断,大湾区的高强度人口流动是新冠病毒传播的主要驱动力。基于手机信令数据,提取各尺度的人口流动 origin destination(OD)矩阵,并对模型评估时空单元进行精细化,实现各级防疫部门不同尺度的风险评估需求。人口流动 OD 矩阵由中国联合网络通信集团有限公司(以下简称联通)手机信令数据推算,在大湾区市场渗透率约为 20%。运用阈值法<sup>[30]</sup>将原始手机信令轨迹序列提取为停留点链路,具体阈值参数为:时间阈值  $\theta_t = 60 \text{ min}$ ,距离阈值  $\theta_d = 500 \text{ m}$ 。然后,根据停留点与不同空间尺度空间单元的拓扑关系,构建“市、县(区)、乡镇(街道)、村(社区)”4个空间

尺度人口流动 OD 矩阵。最终根据联通在大湾区的市场渗透率进行总流动估算。图 2 展示复工期

间大湾区 9 个城市 51 个行政区之间的日均人口流动 OD 矩阵(仅显示前 50% 流动路径)。

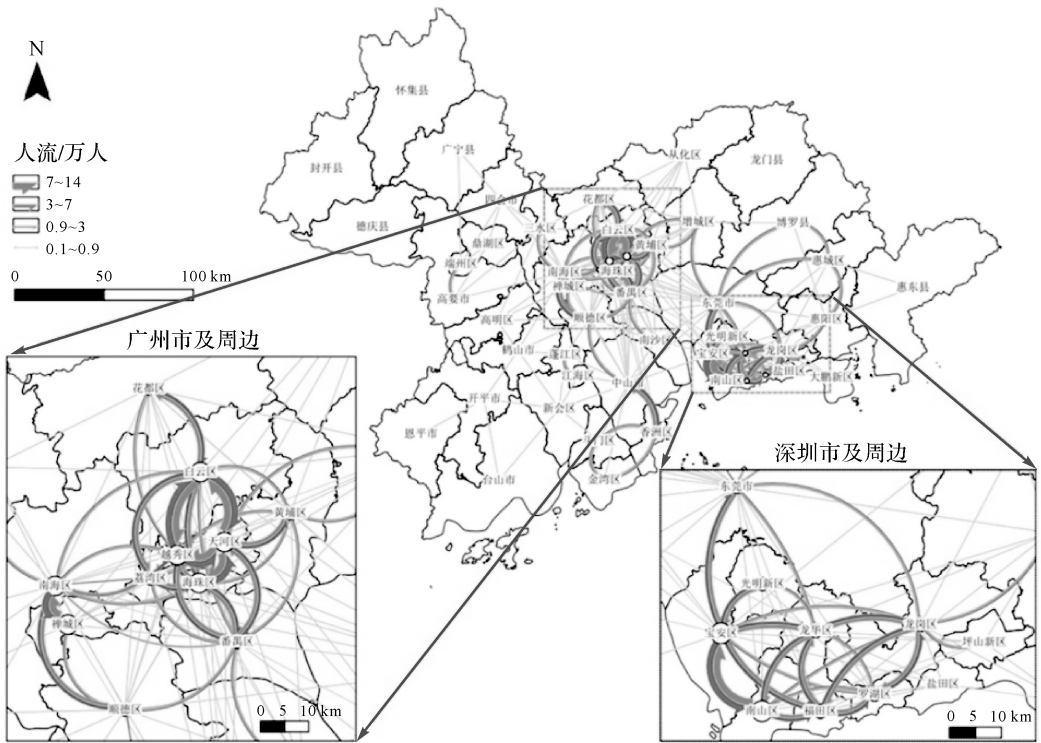


图 2 复工期间大湾区 9 个城市 51 个行政区之间的日均人口流动矩阵(显示前 50% 流动路径)

Fig.2 Daily population flow matrix among 51 administrative districts of 9 cities in the Greater Bay Area during the “return-to-work” period (top 50% population flow paths)

### 1.3 SEIR 改进模型

因动态多源城市时空大数据的缺失,经典 SEIR 模型一般假设试验模拟区域的人口数量相对稳定,且各空间单元的病毒传染能力相近。针对本文试验区域和其模拟周期,大湾区已逐步出现大量回流复工人群(复工期间每日回流近 3% 现存人口),且大湾区不同区域之间人群聚集有显著差异,与经典 SEIR 假设有一定区别,进而影响大湾区的评估效果。针对现有模型存在的两个问题,本文融合大湾区多源城市时空大数据,对经典 SEIR 进行改进:①针对回流复工人群输入风险问题,改进“基于回流复工的 SEIR 群体动态纠缠”;②针对大湾区群体聚集差异问题,改进“基于聚集热点的传播系数纠缠”。

#### 1.3.1 SEIR 传染病动力学经典模型

SEIR 经典模型将模拟试验区人口分为 4 个群体<sup>[21]</sup>:S 群体为可被感染人群(如尚未感染人群);E 群体为暴露群体(如已感染但未发病确诊的人群);I 群体为已感染人群(如确诊病例);R

群体为撤离的人群(如已发病隔离、已治愈带有抗体或已死亡),R 群体从 I 群体中撤离。根据人口流动所驱动的新冠病毒传染物理过程,在不同时间节点  $t$  下,构建如下微分方程式

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\frac{S(t)R_0}{P} \frac{I(t)}{D_I} \quad (1)$$

$$\frac{dE(t)}{dt} = \frac{S(t)R_0}{P} \frac{I(t)}{D_I} + \frac{S(t)}{N + \sum in_{(i,j)}} \cdot \left( \sum in_{(i,j)} X_{(j,t)} \frac{R_0}{D_I} \right) - \frac{E(t)}{D_E} \quad (2)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \frac{E(t)}{D_E} - \frac{I(t)}{D_I} \quad (3)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \frac{I(t)}{D_I} \quad (4)$$

式中, $S(t)$ 、 $E(t)$ 、 $I(t)$  与  $R(t)$  分别代表时刻  $t$  的 S、E、I 与 R 人群; $P$  为人口总数( $S+E+I+R$ ); $d$  为微分算子; $in_{(i,j)}$  为大湾区内部空间单元  $i$  向空间单元  $j$  的人口流动指数; $X_{(j,t)}$  为空间单元  $j$  当前感染概率; $D_E$  为潜伏期长度, $D_I$  为传染期长度,采用中国疾病预防控制中心发布数据<sup>[31]</sup>;

$R_0$  为基本传染数。随着模拟时间节点  $t$  的推移,人口移动( $\text{in}_{(i,j)}$ )带来  $S$  群体和新冠病毒感染者的接触,根据新冠传染参数形成不同时间  $t$  下的  $E$  群体, $E$  群体潜伏期过后发病转入  $I$  群体,最终  $I$  群体入院隔离、治愈或死亡形成  $R$  群体。

### 1.3.2 基于回流复工的 SEIR 群体动态纠偏

随着复工复产的进程,每日大量的复工回流人口带来巨大的潜在输入风险,并影响经典 SEIR 模型的评估精度。为此,利用日更新回流人口统计数据与疫情统计数据,对 SEIR 模型中的  $E$  群体和  $I$  群体基数进行动态纠偏。当前疫情管控普遍实施体温量测与确诊隔离管控,限制  $I$  群体流动;同时, $R$  群体基数较少且跨省市流动性极弱。因此,先仅对  $E$  和  $S$  群体进行纠偏

$$E(t)_{\text{cal}} = E(t) + E(t)_{\text{in}} \quad (5)$$

$$E(t)_{\text{in}} = \sum_i^M \sum_{j=1}^N \frac{\text{in}_{(i,j)} \times K_j}{P_j} \quad (6)$$

$$S(t)_{\text{cal}} = S(t) + S(t)_{\text{in}} \quad (7)$$

$$S(t)_{\text{in}} = \sum_i^M \sum_{j=i}^N \text{in}_{(i,j)} - \sum_i^M E(t)_{(i)} \quad (8)$$

式中, $E(t)_{\text{cal}}$ 与 $S(t)_{\text{cal}}$ 为矫正后的 $E$ 群体与 $S$ 群体; $E(t)_{\text{cal}}$ 与 $S(t)_{\text{cal}}$ 由试验区原始内部群体( $E(t)$ 与 $S(t)$ )和外部输入群体( $E(t)_{\text{in}}$ 与 $S(t)_{\text{in}}$ )相加构成; $\text{in}_{(i,j)}$ 为大湾区外空间单元 $j$ 向大湾区内空间单元 $i$ 的输入人口; $N$ 为大湾区外空间单元总数; $M$ 为大湾区内空间单元总数; $K_j$ 为空间单元 $j$ 感染数; $P_j$ 为空间单元 $j$ 总人口。基于现有回流复工统计数据集的空间粒度限制,本文模型使用的空间单元 $j$ 为省级尺度。

### 1.3.3 基于聚集热点的传播系数纠偏

模型基于聚集热点,实现不同空间单元的动态 $R_0$ 取值纠偏。聚集热点定义为超市、医院、公共交通站点等在防疫期间仍具有典型人群聚集的POI,由大湾区9个城市POI数据集与各尺度空间单元数据进行直接统计提取。基于新冠病毒的物理传播模式,聚集热点集中的区域相对于其他区域具有更高的基本传染数。截至文章撰写日,新冠病毒的 $R_0$ 值的确定仍具有争议,基于不同数据与假设中各文献所推算的 $R_0$ 估值一般在2.2与3.77之间。本文模型定义动态 $R_0$ 区间为已知 $R_0$ 上下限值的95%置信区间,取值为1.4~4.05,并基于聚集热点密度区间进行动态 $R_0$ 取值纠偏

$$R_{0_i} = R_{0_{\min}} + k(H_i - H_{\min}) \quad (9)$$

$$k = (R_{0_{\max}} - R_{0_{\min}}) / (H_{\max} - H_{\min}) \quad (10)$$

式中, $R_{0_i}$ 为空间单元 $i$ 的基本传染数; $R_{0_{\max}}$ 与 $R_{0_{\min}}$ 为现有文献中95%置信区间 $R_0$ 的最大值与最小值; $H_{\max}$ 与 $H_{\min}$ 为聚集热点密度区间的最大值及最小值; $H_i$ 为空间单元 $i$ 的聚集热点密度。

## 1.4 防疫管控实施与参数量化

政府防疫管控措施对病毒传播分布与走势起关键作用,本文模型实现对以下防疫管控措施进行量化与实施效果模拟。

### 1.4.1 空间单元隔离

针对特定空间单元进行隔离(如武汉封城)管控,此空间单元 $i$ 对任意其他空间单元 $j$ 的人口输出 $\text{in}_{(i,j)}$ 和人口输入 $\text{in}_{(j,i)}$ 降为零。2020年1月下旬以来,我国启动公共卫生事件一级响应并对武汉市乃至全湖北省实施空间隔离措施,但大湾区9个城市暂未实施全“村(社区)”或更大尺度的空间单元隔离

$$\text{in}_{(i,j)} = 0 \text{ and } \text{in}_{(j,i)} = 0, i \neq j \quad (11)$$

### 1.4.2 人口流动管控

对特定空间单元或全区域的人口实施人口流动管控,降低人口流动数量。通过自定义流动控制系数 $C_p$ ,实现人口流动管控下空间单元 $i$ 到空间单元 $j$ 的人口流动 $\text{in}_{\text{control}(i,j)}$

$$\text{in}_{\text{control}(i,j)} = C_p \times \text{in}_{(i,j)} \quad 0 \leq C_p \leq 1 \quad (12)$$

随着新冠疫情的缓解,我国逐渐从公共卫生事件一级响应向二级响应过渡,控制系数 $C_p$ 的值也将逐渐递增。

### 1.4.3 复工比例管控

如何科学合理复工复产是第2阶段防疫的重要挑战。复工比例管控与人口流动管控相似,通过自定义复工比例系数 $C_f$ 实现( $0 \leq C_f \leq 1$ )。本文模型中,复工比例管控主要作用于早晚两个通勤高峰(7:00 am—10:00 am; 5:00 pm—8:00 pm)的人口流动。随着我国从一级响应向二级响应过渡,模拟时间戳 $t$ 随之推移,复工比例系数 $C_f$ 逐渐增加,最终构建全面复工、推迟复工或陆续渐进复工等场景的控制模拟。

### 1.4.4 通勤错峰管控

通勤错峰管控将两个通勤高峰时段(7:00 am—10:00 am; 5:00 pm—8:00 pm)的人口流动OD,部分转移到其他临近时段,以减少通勤高峰期间的人群流动数量和通勤聚集。本模拟实施3类不同的错峰管控方案:

(1) 双批错峰:1/2人群提前1h上下班,1/2

人群正常上下班。

(2) 3批错峰:1/3人群提前1h上下班,1/3人群晚1h上下班,1/3人群正常上下班。

(3) 4批错峰:1/4人群提前2h上下班,1/4人群提前1h上下班,1/4人群晚1h上下班。

与人口流动管控和复工比例管控不同,错峰管控不改变全试验区区域全天人口流动OD的总量。

### 1.4.5 口罩佩戴管控

临床与传染病研究表明,正确地佩戴口罩可有效降低感染风险与对外传播病毒风险的70%~80%<sup>[31-32]</sup>。除特别说明外,本文所有模拟均采用试验区97%正确佩戴口罩比率,针对佩戴口罩人群,感染概率降为正常值的30%。针对3%的未佩戴或未正确佩戴口罩人群,被感染概率或对外传播概率不变。

## 2 试验与讨论

### 2.1 改进模型 vs.经典 SEIR 模型

图3展示了“聚集热点纠偏”改进模型与经典SEIR模型的病毒传播风险评估模拟对比。风险评估区域为大湾区9个城市,评估空间尺度为县(区),模拟周期为40天,评估结果使用模拟周期内指定空间单元风险均值对全区域风险均值的占

比进行渲染显示。需要指出,本次模拟使用医院与超市两类POI数据;因交通类POI可获取性问题,公交与地铁站点两类POI数据仅在广州与深圳两市的内部风险评估实现集成应用,不在本节模拟使用;因东莞市与中山市无县(区)级的行政区划,本文模拟两市使用上一级别行政区划(市)代替。

模拟结果显示,相对改进模型,经典SEIR模型低估了大湾区中具有大量聚集热点区域的病毒传播风险(如广州和深圳市中心)。同时,中山市与东莞市因评估单元空间尺度的原因(市级),其相对病毒传播风险值被经典SEIR模型高估。截至2020年2月23日,东莞与中山两市分别累计确诊病例96人与66人,远低于深圳市417人和广州市345人。其中,深圳市南山区、福田区、广州市白云区等改进模型的高风险行政区均已超过中山市所有行政单元确诊数总和,现实风险比中山市更高。可以看出,改进模型可更好地识别聚集所带来的潜在风险,对大湾区风险评估结果更可靠。但需要特别指出,因本次新冠病毒流行的特殊性,高风险区域往往伴随着当地更高强度的可疑人员排查、隔离管控,于是风险评估的验证结果会存在偏差。

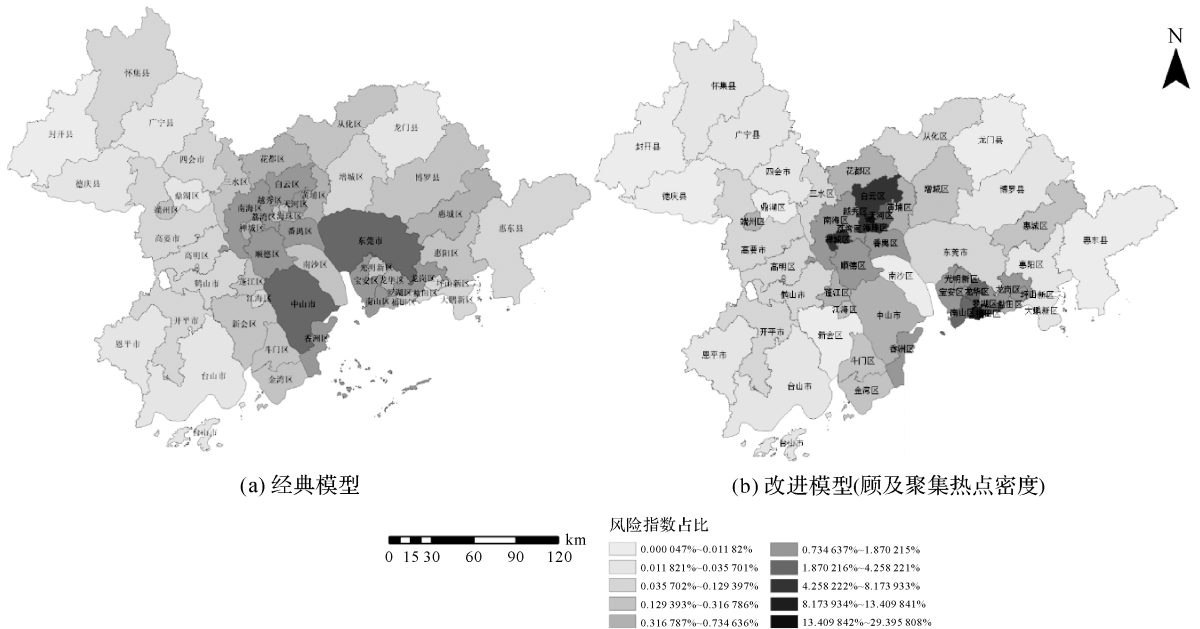


图3 大湾区9城市新冠病毒传播风险评估(改进模型对比经典模型)

Fig.3 COVID-19 risk assessment of 9 cities in the Greater Bay Area (improved model vs. classic model)

图4(a)展示顾及“回流复工纠偏”改进模型

与经典SEIR模型评估对比。因数据的可获取

性,仅模拟具有回流复工统计数据的深圳市,空间尺度为村(社区),模拟周期为 40 天。结果显示,经典 SEIR 模型相比改进模型,低估了病毒传播风险指数峰值(约 13%)并错估了爆发周期(约晚 1 周)。2020 年 2 月 24 日至 3 月 8 日(经典模型推算的 14 天风险高峰期),深圳市新增确诊病例仅 2 人,而改进模型估算的高风险期新增确诊病

例达 42 人。复工期间大量的回流人口为深圳市带来一定的病毒输入风险与二次传播风险,并将病毒风险峰值提前了 1 周左右。图 4(b)展示了改进模型下的深圳市村(社区)尺度的病毒传播风险评估。复工人群聚居与具有大量聚集热点的区域相对具有更高的风险指数,需要重点关注与防控。

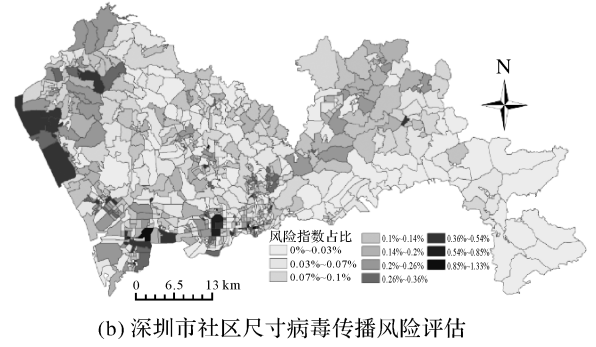
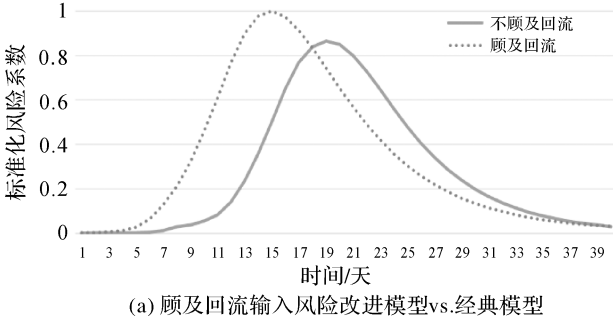


图 4 深圳市村(社区)尺度新冠病毒传播风险评估(改进模型对比经典模型)

Fig.4 Community-level COVID-19 risk assessment in Shenzhen city, China (improved model vs. classic model)

### 2.2 防疫管控实施效果模拟

各类防疫管控实施效果模拟如图 5 所示。首先,图 5(a)展示不同强度人口流动管控下,大湾区病毒风险指数在 40 天模拟周期中的变化趋势。相对于完全无管控状态下(以 2019 年大湾区春节复工后 6 周人口流动 OD 为无管控人口流动基

准, $C_p = 1$ ),管控 30%的大湾区人口流动( $C_p = 0.7$ )可大大减少病毒传播的风险指数。其中,病毒传播风险峰值减少 37.4%,均值减少 36.19%。当人口流动管控力度加大至 70%时( $C_p = 0.3$ ),病毒传播风险峰值相对无管控状态下减少 73.71%,风险均值下降 74.68%。

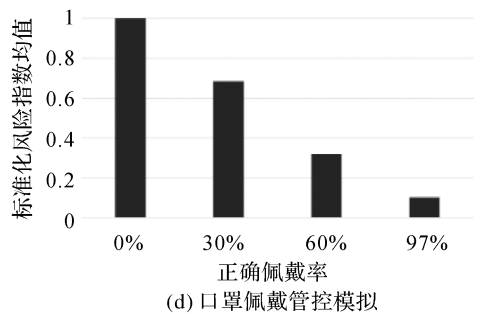
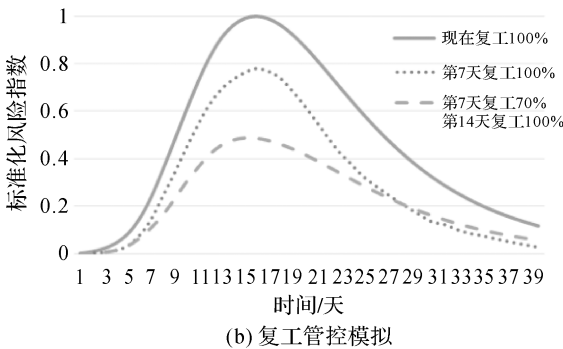
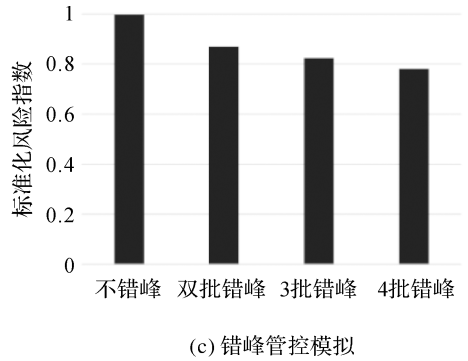
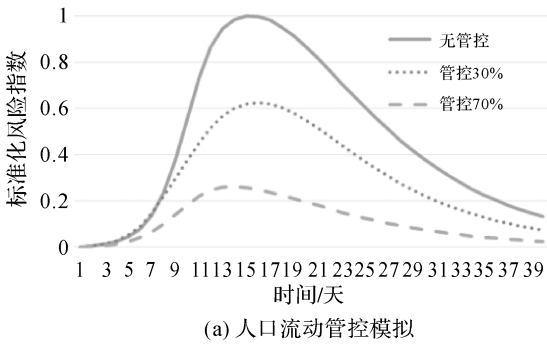


图 5 各类防疫管控措施效果模拟

Fig.5 Simulation of various epidemic prevention and control measures

复工比例管控实施效果模拟如图 5(b)所示。模拟区域与周期为大湾区 9 个城市 40 天,模拟时间起点为 2 月 3 日(大湾区规定复工日前 1 周),模拟分为全面复工、7 天后全面复工与陆续复工共 3 个场景。7 天后全面复工场景下(1—7 天,  $C_f=0.3$ ; 7—40 天,  $C_f=1$ ),相对“现在全面复工”(1—40 天,  $C_f=1$ )降低病毒传播风险约 20.8%。陆续复工(1—7 天,  $C_f=0.3$ ; 7—14 天,  $C_f=0.7$ ; 14—40 天,  $C_f=1$ )进一步降低传播风险,但同时造成病毒传播周期略微增加。

图 5(c)对比了深圳市内运用 3 类不同错峰管控下风险传播模拟效果。随着错峰批次增加,风险指标降低,依次为 13.03%、17.46%、21.86%。图 5(d)对比了不同口罩佩戴管控下的效果,与人口流动管控、复工管控、错峰管控等措施相比,若阻断概率正确<sup>[32-33]</sup>,提高正确佩戴口罩的人群比例是最有效的措施。本文模拟中采用 97%正确佩戴口罩比率,结果显示可降低风险均值近 90%。

### 2.3 讨论、建议与模型局限

基于大湾区多源城市时空大数据和改进模型的评估结果,大湾区整体传播风险程度较高,在具有大量外来输入病例潜在威胁的同时,也具有高强度的城市内部和城市间的人口流动,相对容易带来病毒扩散风险。其中,广州、深圳、佛山与珠海的市中心区域有相对较高的风险值。深圳市村(社区)尺度的模拟结果显示,回流人群聚居、聚集热点与交通枢纽区域具有较高风险指数,需要重点关注防控。

然而,防疫管控实施的模拟结果表明,各类防疫措施可有效降低大湾区病毒传播风险。其中人口流动管控模拟结果显示,在我国 2020 年新冠病毒防疫的第 1 阶段工作中,对人口流动进行全面控制与阻断是有效且必要的,病毒传播风险得到了全面下降。但全面的人流管控措施对经济发展、中小企业生存与居民日常生活等方面也造成了巨大的影响。随着防疫第 2 阶段工作的到来,如何在降低病毒传播风险的同时,进行科学合理的复工复产仍是重大的挑战。

复工管控模拟中,推迟全面复工对病毒传播风险有一定的抑制作用,但仍会具有较高的风险指数;陆续分批地进行复工可进一步降低传播风险指数,但同时造成传播周期略微增加。错峰管控在不改变每日的人口流动总数的同时,对病毒

传播风险有一定的抑制作用,其中双批错峰带来的风险指数下降最明显。相对各类管控措施,全体居民正确地佩戴口罩是最直接有效的管控措施。本文改进模型是在与本地防疫部门防控需求对接的过程中不断迭代完成的,对新冠病毒评估与预警有重要参考意义,防疫部门与大湾区各大媒体在新闻报道中肯定了本文相关工作在防疫中的积极作用。

截至 3 月底,新冠病毒在韩国、伊朗、意大利、美国等国家相继爆发,如何平衡经济生产与防疫力度是各国所面临的重要难题。根据本国人口流动特征、病例分布现状以及具体国情等要素,模型仍然可以进一步优化和改进。

本文提出的评估模型仍有若干问题和局限性:①评估模型以经典流行病动力学 SEIR 模型为基础,将大湾区人口分为 4 个特征人群,但仍然有人群划分与动力学模拟不够精细的问题(如无法精细区分卫健委提出的“疫情 4 类人员”)。随着人类对新冠病毒理解的不断加深,许多现阶段难以确定的参数将会有更为系统科学的估算方法,并进一步发展出更为精细的动力学模型,为更好地对接防控决策提供技术支持。②本文基于联通手机信令数据和其在大湾区市场渗透率估算大湾区内人口流动指标,存在采样偏差问题。笔者计划与相关部门对接,并整合移动和电信数据,更全面地分析大湾区人口流动,进而获得更精确的风险评估结果。③本文基于手机数据进行人口流动提取,暂时无法对个体的具体出行方式进行区分。然而不同的出行方式(如私家车、地铁、步行等)暴露在新冠病毒下的风险有显著差别。计划融合更多种类的出行大数据,提高评估精度并针对不同出行方式进行风险制图。④基于现有时空大数据,本文模型评估的最小尺度为“村(社区)”级。然而,科学复工复产迫切需要建筑(企业)尺度的精细风险评估。笔者计划结合建筑信息化模型(BIM)、建筑(企业)人口统计、建筑内监控等大数据,构建建筑(企业)尺度的风险评估模型,进一步支撑防疫决策。

### 3 结论

本文在传统流行病传播物理模型的基础上,融合动态城市多源时空大数据,引入防疫管控措施、动态复工回流人口、聚集热点区域与新冠病毒的传播参数,构建新冠病毒风险评估的改进模型,



并实现粤港澳大湾区9个城市的多尺度病毒传播风险评估。模拟结果表明,相对经典SEIR模型,改进模型对大湾区的病毒传播风险评估有更好的适宜性;防疫部门所采取的人口流动限制等管控措施,对新冠病毒在大湾区的传播具有较强的抑制作用。

## 参考文献:

[1] O'NEILL P D. A tutorial introduction to Bayesian inference for stochastic epidemic models using Markov chain Monte Carlo Methods[J]. *Mathematical Biosciences*, 2002, 180(1-2): 103-114.

[2] BETTENCORT L M A, RIBEIRO R M. Real time Bayesian estimation of the epidemic potential of emerging infectious diseases[J]. *PLoS One*, 2008, 3(5): e2185.

[3] MCKINLEY T J, ROSS J V, DEARDON R, et al. Simulation-based Bayesian inference for epidemic models[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2014, 71: 434-447.

[4] YOON H, PARK C K, NAM H M, et al. Virus spread pattern within infected chicken farms using regression model: the 2003—2004 HPAI epidemic in the Republic of Korea[J]. *Journal of Veterinary Medicine Series B*, 2005, 52(10): 428-431.

[5] SIRAKOULIS G C, KARAFYLLIDIS I, THANAILAKIS A. A cellular automaton model for the effects of population movement and vaccination on epidemic propagation[J]. *Ecological Modelling*, 2000, 133(3): 209-223.

[6] WILLOX R, GRAMMATICOS B, CARSTEA A S, et al. Epidemic dynamics: discrete-time and cellular automaton models[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2003, 328(1-2): 13-22.

[7] 于鑫,段晓东,刘向东,等.基于元胞自动机的流行病传播模型及模拟[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(2): 205-209.

YU Xing, DUAN Xiaodong, LIU Xiangdong, et al. Cellular automata model to simulate the infect of the epidemic diseases[J]. *Computer Engineering and Applications*, 41(2): 205-209.

[8] FRIAS-MARTINEZ E, WILLIAMSON G, FRIAS-MARTINEZ V. An agent-based model of epidemic spread using human mobility and social network information[C]//*Proceedings of 2011 IEEE 3rd International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE 3rd International Conference on Social Computing*. Boston, MA, USA: IEEE, 2011: 57-64.

[9] CARPENTER C, SATTENSPIEL L. The design and use of an agent-based model to simulate the 1918 influenza epidemic at Norway House, Manitoba[J]. *American Journal of Human Biology*, 2009, 21(3): 290-300.

[10] 程勋杰,陈田木,成佩霞,等.主体建模方法介绍及其在

医学应用的实例[J]. *中华疾病控制杂志*, 2017, 21(2): 192-195,214.

CHENG Xunjie, CHEN Tianmu, CHENG Peixia, et al. Introduction of agent-based model and an example in medical application[J]. *Chinese Journal of Disease Control & Prevention*, 2017, 21(2):192-195,214.

- [11] SHULGIN B, STONE L, AGUR Z. Pulse vaccination strategy in the SIR epidemic model[J]. *Bulletin of Mathematical Biology*, 1998, 60(6): 1123-1148.
- [12] HILKER F M, LANGLAIS M, PETROVSKII S V, et al. A diffusive SI model with Allee effect and application to FIV[J]. *Mathematical Biosciences*, 2007, 206(1): 61-80.
- [13] LÓPEZ R, KUANG Yang, TRIDANE A. A simple SI model with two age groups and its application to us HIV epidemics: to treat or not to treat? [J]. *Journal of Biological Systems*, 2007, 15(2): 169-184.
- [14] GRAY A, GREENHALGH D, HU Liangjian, et al. A stochastic differential equation SIS epidemic model[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2011, 71(3): 876-902.
- [15] VAN MIEGHEM P. The N-intertwined SIS epidemic network model[J]. *Computing*, 2011, 93(2-4): 147-169.
- [16] MENG Xinzhu, ZHAO Shengnan, FENG Tao, et al. Dynamics of a novel nonlinear stochastic SIS epidemic model with double epidemic hypothesis[J]. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 2016, 433(1): 227-242.
- [17] 颜刚. 流行病 SIR 模型的进一步研究[J]. *第一军医大学学报*, 2001, 21(2): 141-142.
- YAN Gang. Further study of SIR epidemic model[J]. *Journal of First Military Medical University*, 2001, 21(2): 141-142.
- [18] BJØRNSTAD O N, FINKENSTÄDT B F, GRENFELL B T. Dynamics of measles epidemics: estimating scaling of transmission rates using a time series sir model[J]. *Ecological Monographs*, 2002, 72(2): 169-184.
- [19] 黄德生,关鹏,周宝森. SIR 模型对北京市 SARS 疫情流行规律的拟合研究[J]. *疾病控制杂志*, 2004, 8(5): 398-401.
- HUANG Desheng, GUAN Peng, ZHOU Baosen. Research on fitting of SIR model on prevalence of SARS in Beijing city [J]. *Chinese Journal of Disease Control and Prevention*, 2004, 8(5): 398-401.
- [20] 谭旭辉,柳青,何剑峰,等.广东省 SARS 传播模型实证研究[J]. *疾病控制杂志*, 2006, 10(6): 560-563.
- TAN Xuhui, LIU Qing, HE Jianfeng, et al. A study on the transmission dynamic model of SARS in Guangdong province[J]. *Chinese Journal of Disease Control & Prevention*, 2006, 10(6): 560-563.
- [21] WE 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 modelling study[J]. *The Lancet*, 2020, 395(10225):

- 689-697.
- [22] TANG Biao, WANG Xia, LI Qian, et al. Estimation of the transmission risk of the 2019-nCoV and its implication for public health interventions [J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2020, 9(2): 462.
- [23] ZHOU Tao, LIU Quanhui, YANG Zimo, et al. Preliminary prediction of the basic reproduction number of the Wuhan novel coronavirus 2019-nCoV [J]. *Journal of Evidence-Based Medicine*, 2020, 13(1): 3-7.
- [24] 李清泉, 李德仁. 大数据 GIS[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2014, 39(6): 641-644, 666.  
LI Qingquan, LI Deren. Big data GIS[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(6): 641-644, 666.
- [25] 李德仁, 李熙. 论夜光遥感数据挖掘[J]. *测绘学报*, 2015, 44(6): 591-601. DOI:10.11947/j. AGCS.2015.20150149.  
LI Deren, LI Xi. An overview on data mining of nighttime light remote sensing[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(6): 591-601. DOI: 10.11947/j. AGCS.2015.20150149.
- [26] 王家耀. 时空大数据时代的地图学[J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1226-1237. DOI: 10.11947/j. AGCS.2017.20170308.  
WANG Jiayao. Cartography in the age of spatio-temporal big data [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1226-1237. DOI: 10.11947/j. AGCS.2017.20170308.
- [27] 朱庆, 付萧. 多模态时空大数据可视分析方法综述[J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1672-1677. DOI: 10.11947/j. AGCS.2017.20170286.  
ZHU Qing, FU Xiao. The review of visual analysis methods of multi-modal spatio-temporal big data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1672-1677. DOI: 10.11947/j. AGCS.2017.20170286.
- [28] 屈晓晖, 袁武, 袁文, 等. 时空大数据分析技术在传染病预测预警中的应用[J]. *中国数字医学*, 2015, 10(8): 36-39.  
QU Xiaohui, YUAN Wu, YUAN Wen, et al. Application of spatio-temporal big data analysis technologies in forecasting and early warning of infectious diseases[J]. *China Digital Medicine*, 2015, 10(8): 36-39.
- [29] WEISS H. The SIR model and the foundations of public health[J]. *Materials Mathematics*, 2013(3): 1-17.
- [30] YE Yang, ZHENG Yu, CHEN Yukun, et al. Mining individual life pattern based on location history[C] // *Proceedings of 2009 International Conference on Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware*. Taipei, China: IEEE, 2009: 1-10.
- [31] LI Qun, GUAN Xuhua, WU Peng, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia[J]. *The New England Journal of Medicine*, 2020, 382: 1199-1207.
- [32] MACINTYRE C R, DWYER D, SEALE H, et al. The first randomized, controlled clinical trial of mask use in households to prevent respiratory virus transmission[J]. *International Journal of Infectious Diseases*, 2008, 12(S1): e328.
- [33] COWLING B J, CHAN KH, FANG V J, et al. Facemasks and hand hygiene to prevent influenza transmission in households: a cluster randomized trial [J]. *Annals of Internal Medicine*, 2009, 151(7): 437-446.

(责任编辑:张燕燕)

收稿日期: 2020-03-05

修回日期: 2020-04-09

第一作者简介: 夏吉喆(1987—), 男, 博士, 助理教授, 研究方向为时空数据结构、计算、建模与智慧城市的应用。

**First author:** XIA Jizhe (1987—), male, PhD, assistant professor, majors in spatiotemporal data structure, computing, modelling and their application in smart city.

**E-mail:** xiajizhe@szu.edu.cn

**通信作者:** 李清泉

**Corresponding author:** LI Qingquan

**E-mail:** liqq@szu.edu.cn