

基于人口流动的广东省 COVID-19 疫情风险时空分析

叶玉瑶^{1,2}, 王长建^{1,2}, 张虹鸥^{1,2}, 杨骥^{1,2,3}, 刘郑倩^{1,2,4}, 吴康敏^{1,2}, 邓应彬^{1,2}

(1. 广东省科学院广州地理研究所广东省地理空间信息技术与应用公共实验室, 广州 510070; 2. 广东省科学院广州地理研究所广东省遥感与地理信息系统应用重点实验室, 广州 510070; 3. 南方海洋科学与工程广东省实验室, 广州 5114583; 4. 广东工业大学建筑与城市规划学院, 广州 510090)

摘要: 人口流动,特别是来自疫源区的人口输入,COVID-19 疫情传播的关键风险来源。本文以广东省为例,利用人口迁移大数据与地理空间分析技术,综合考虑人口来源地风险差异与流入地社会经济属性差异,并依据输入性病例发病的间隔时间分布引入时滞过程,构建了包含时滞效应的疫情风险时空分析模型,理论上可以根据现状人口流动研判未来一定时期的疫情风险的变化趋势及空间格局,为提前谋划和精准防控提供决策参考。分析结果表明:① 广东省新型冠状病毒肺炎疫情在2020年1月29日拐点初现,随后呈现逐步下降的趋势。② 基于输入性病例发病的时滞过程分析,输入性病例从输入到发病普遍存在间隔时间,且间隔时间为1~14 d 的病例比重较高。③ 疫情风险存在明显的空间差异,各地疫情风险依据输入风险、易感风险以及抵御风险能力的不同而存在较大的差异。④ 广东省各地市与疫源区城市之间的联系程度、人口流动规模及其交通区位因素,显著影响省内疫情风险的分级。深圳、广州等一线城市是高风险区,东莞、佛山、惠州、珠海、中山等邻近深圳和广州的珠三角城市是中风险区,珠三角城市群外围的粤东西北地区是低风险区。应根据疫情潜在风险,制定基于分区分级的防控措施,促进局地精准防控与社会整体良性运转。

关键词: 人口流动;新型冠状病毒肺炎;疫情风险;时滞过程;时空分析

DOI: 10.11821/dlxb202011018

1 引言

2019年12月,武汉华南海鲜市场出现首例不明原因肺炎症状的患者,即新型冠状病毒肺炎(COVID-19)的最初病例^[1]。截至2020年3月5日,据国家卫健委关于COVID-19通报的最新数据,全国累计确诊病例80552例,累计死亡病例3042例,成为2003年SARS以来,又一起严重的突发公共卫生事件^[2]。COVID-19爆发以来,已有一大批学者基于经典的流行病学调查开展数理统计分析,分别从病理学、流行病学、基因组学、临床医学、分子生物学等视角开展应急研究^[1,3-7],以期揭示COVID-19的基因序列、病毒源

收稿日期: 2020-03-09; 修订日期: 2020-10-26

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB2103101); 南方海洋科学与工程广东省实验室(广州)人才团队引进重大专项(GML2019ZD0301); 广东省科学院建设国内一流研究机构行动专项资金项目(2020GDASYL-20200102002, No.2020GDASYL-20200301003) [Foundation: National Key R&D Program of China, No.2019YFB2103101; Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Guangzhou) No.GML2019ZD0301; GDAS Special Project of Science and Technology Development No.2020GDASYL-20200102002, No.2020GDASYL-20200301003]

作者简介: 叶玉瑶(1980-),女,四川乐山人,博士,研究员,硕导,研究方向为城市地理。E-mail: yeyuyao@gdas.ac.cn

通信作者: 王长建(1986-),男,河南南阳人,博士,副研究员,硕导,中国地理学会会员(S110010114M),研究方向为经济地理与区域可持续发展。E-mail: wwwangcj@126.com

2521-2534 页

头、以及中间宿主,为清晰地认识COVID-19的感染风险、危害潜力、及其传播机理,进而为定制检测试剂盒和研发疫苗提供科学依据。其中,确认COVID-19存在人际传播的特征,是抗疫初期最为重要的研究发现之一^[8-10]。同时,一部分学者依据政府公开发布的COVID-19疫情数据进行疫情的建模和预测^[11-12],以及疫情对中国经济的影响分析与对策建议^[13],Guan等通过整合全球贸易及产业链数据,分不同情景评估疫情对全球140多个国家的经济影响,揭示产业链条中断和终端消费需求萎缩将使中国电子制造业的产量下降13%~15%^[14]。对于这种传播速度之快、波及范围之广的传染性疾,不管是与COVID-19同为冠状病毒感染的SARS,还是禽流感病毒感染的流感^[15],或者是虫媒病毒感染的Zika^[16],都是一系列复杂的人文因素和自然因素耦合作用的结果^[17-18],并且人口流动对于疫情传播具有较强的潜在风险^[16,19]。例如,Dalziel等揭示美国2003—2008年间流感的流行强度由城市人口规模和人口结构,以及城市湿度等因素所决定^[18]。Tian等揭示了1963—2010年间城市化进程中的城乡人口迁移对于中国华南地区的汉坦病毒(Hantavirus)传播影响显著^[19]。Zhang等通过对2013—2014年间寨卡病毒在美洲传播的研究,揭示寨卡病毒具有缓慢增长、空间和季节异质性显著等特点,且主要归因于蚊虫媒介和人口流动,并在此基础上预测未来一段时期内寨卡病毒的趋势性变化^[16]。针对当前的COVID-19疫情,周成虎等基于人口流动大数据和有限疫情实时资料的分析,揭示了迁移人群数量与发病数显著相关^[20]。鉴于COVID-19的人际传播特征,在抗病毒疫苗或药物研制成功之前,有效防控传染病的方法仍然是基于隔离感染者、追踪密切接触者、限制人群活动等传统措施^[21-22]。这种依赖于限制人群“社交距离”的防控策略^[23],在防控2003年SARS流行^[24-26]和2009年甲型H1N1流行^[15]中取得很好效果。因此,在此前针对SARS、H1N1的众多研究中,除大部分来自病理学、流行病学等主流领域的研究外,也有部分来自地理学领域的研究^[27-30]。这些研究关注到疫情传播的空间距离属性,根据感染者样本的空间地址信息,分析了疫情爆发的空间模式和时空传播规律,并认为疫情空间传播扩散与人口分布、环境、医院分布及其他各类空间因子息息相关^[15,31]。然而,这部分研究大多聚焦于受感染者样本的分析,对于当前较大的人口流动规模和较高的人口流动频次对于疫情传播、扩散的潜在影响仍缺乏足够的研究。

尽管如此,人口流动对于疫情传播的潜在风险,已经引起中国政府部门的高度重视,自2020年1月23日武汉采取“封城”措施阻断疫情传播后,湖北省的黄冈、荆门、孝感、鄂州等13个地级市也陆续实施“封城”。然而,在武汉“封城”前,已有500多万武汉居住或停留人员流出武汉,去往全国,成为潜在的病毒传播者。目前,各省发病数量均与这部分流入人口密切相关。广东是流动人口第一大省,外来务工人员达到1669万人,其中,湖北省在粤务工人员达到200多万人。截至2020年3月5日,广东省累积确诊病例1351例,确诊病例人数总量仅次于湖北省(67592例),且湖北地区输入病例占绝大部分,以家庭集聚性扩散为主。因此,外防输入、内防扩散,依然是广东目前防疫工作的基本策略。

在互联网与移动网络的快速发展和普及的背景下,应用大数据实现突发事件态势感知与决策支持^[32],已经成为社会治理的一种有效手段。Vittoria等尝试用航空运输网络数据实现全球流行病的预测建模^[33]。耿梦杰等基于2014年6月韩国民用航空客运数据,回顾性评估了韩国来华旅客的目的地城市和可能出现输入性中东呼吸综合征疫情的相对概率^[34]。周成虎等强调GIS和空间大数据技术在抗击COVID-19疫情中发挥了重要作用^[35]。特别是,多源人口流动大数据^[36](人口迁移数据、人口迁移实时数据等),相比较以往的流行病学调查数据,在人口流动与空间分布快速估算和疫情空间风险划分与防控级别选

择等方面具有较大的优势^[35]。本文聚焦 2020 年春节期间来（返）粤人群引发的疫情风险，利用人口流动大数据与 GIS 空间分析技术，结合人口来源地风险差异与流入地社会经济属性差异，从输入与扩散角度，构建了广东省疫情风险时空分析模型，以揭示湖北省来粤人群疫情传播潜在风险的时空变化与演化趋势，旨在以广东省为例推进疫情分区分级防控，为中国 COVID-19 应急防控提供决策参考。

2 数据来源与研究方法

2.1 研究框架

基于“外防输入、内防扩散”基本防控策略，本文从输入和扩散角度，搭建本文的模型分析框架：① 利用人口迁移大数据，借助地理学的空间分析方法，系统引入输入风险和扩散风险指标体系，构建广东省 COVID-19 疫情风险时空分析模型；② 根据输入性病例发病的间隔时间分布，在模型中进一步引入时滞过程，构建了包含时滞效应的疫情风险时空分析模型，力求能够分析预测疫情风险的变化趋势和时空格局（图 1）。

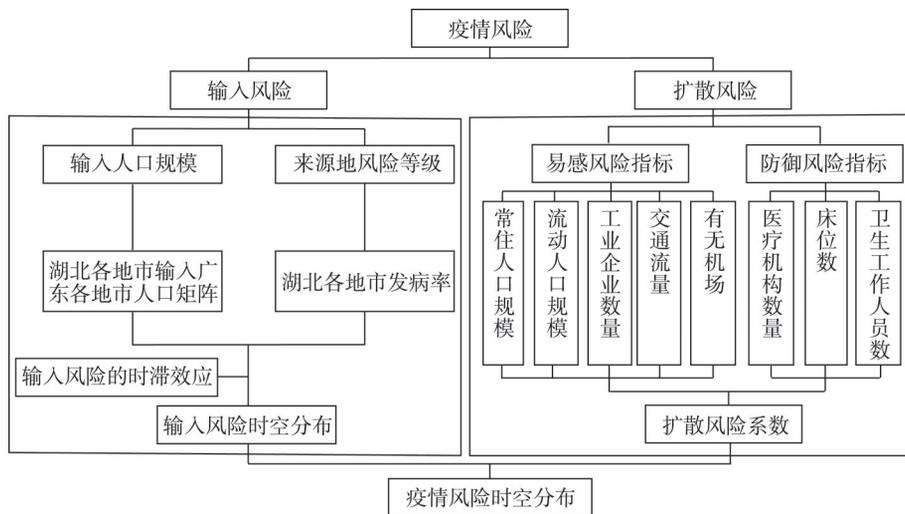


图 1 研究框架图

Fig. 1 Research framework

2.2 数据来源

湖北各地市输入广东各地市人口矩阵数据来源于手机运营商提供的手机信令数据，通过追踪湖北籍手机号码的流动来追踪湖北流入广东各地市的人口数量；湖北各地市发病率来源于国家卫健委公布的每日湖北省各地市发病人数与发病率；常住人口规模、流动人口规模、医疗机构数量、床位数、卫生工作人员数、执业医师数量来源于广东省各地市统计年鉴；工业企数量来源于中国工业企业数据库，通过空间地理编码得到企业的空间分布情况；交通流量数据来源于高速公路联网收费实时数据。病例流行病学调查数据来源于深圳市卫生健康委员会（以下简称深圳市卫健委）截至 2020 年 3 月 5 日公布的 416 例新型冠状病毒感染者信息，包含每位感染者的来深日期及发病日期等信息。

2.3 研究方法

2.3.1 输入风险 在输入人口规模上和来源地风险等级上，本文分别选取了湖北各地市输

入广东各地市人口矩阵与湖北各地市发病率作为评价因子。其中，湖北作为全国最严重的疫源地，将来自湖北的流入人口视为是输入风险，同时，考虑到湖北内各地市疫情的空间异质性，将各地市的发病率视为是输入风险的加权重。图1中的输入风险主要考虑春节前后，即从2020年1月1日—2020年2月29日，从疫源地湖北地区来（返）粤人口带来的输入性风险（ $Risk_{input}$ ）。利用人口流动数据构建湖北各地市流入广东各地市的人口矩阵，综合考虑疫源地风险等级，即湖北各地市发病率，形成湖北各地市对广东省各地市的输入风险矩阵。

$$Risk_{input} = P \times \alpha_j = \begin{pmatrix} P_{11} & \dots & P_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{i1} & \dots & P_{ij} \end{pmatrix} \times \alpha_j \quad (1)$$

式中： P 表示包含 P_{ij} 的湖北各地市每日输入广东各地市的人口规模（人）矩阵，其中， $i=1, 2, \dots, 21$ 表示广东省21个地级市， $j=1, 2, \dots, 17$ 表示湖北省17个地级市。 α_j 为 $j \times 1$ 的列向量，表示湖北各地市的发病率，利用全国各级卫生健康委员会公开的数据和疫情相关信息，可以首先确定湖北省各地市的发病率。完成输入风险的确定才是广东省实现外防输入的关键。

2.3.2 输入风险的时滞效应 特别重要的是，此次新型冠状病毒可在潜伏期传播的特性，新增确诊人数与新增感染人数存在一定的关联^[37]。因此，在确定输入风险的时候，需要具有时滞效应的参数来更恰当地描述广东省COVID-19疫情风险传播的时空规律。所以，通过部分城市实时公布的病例流行病学调查数据，特别是在广东省具有代表性的深圳市的病例数据（表1），对深圳市所有输入病例从输入广东到发病的时间间隔进行概率统计，可以挖掘确诊病例从输入到发病的间隔时间分布，再次反演和调试输入风险模型的参数，以期有效地模拟目前疫情的发展，并预测疫情未来的趋势。确诊病例从输入到发病的间隔时间用 $f(t)$ 表征，那么 t 时刻之前的发病病例均来自于 $t-f(t)$ 之前的感染者^[38]。间隔时间 $f(t)$ 的概率分布用 $q_{f(t)}$ 表征。最终实现各地疫情输入风险，叠加各地扩散风险影响，在空间维度上可以得到各地疫情爆发的风险值，在时间维度上可以得到各地疫情风险随时间变化的情况。即：

$$Risk_{input} = \begin{pmatrix} P_{11} & \dots & P_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{i1} & \dots & P_{ij} \end{pmatrix} \times \alpha_j \times q_{f(t)} \quad (2)$$

式中： P_{ij} 和 α_j 的含义与公式（1）相同； $q_{f(t)}$ 表示确诊病例从输入到发病的间隔时间的概率分布。

表1 病例数据的部分变量说明
Tab. 1 Explanation of some variables in cases

变量名	说明	取值范围
病例号	由深圳市卫健委公布	
性别	患者性别	男/女
年龄	患者年龄	整型, 0~100
居住地	省份—城市名, 如: 广东省深圳市	
在武汉时间	时间区间, YYYY/MM/DD—YYYY/MM/DD	日期区间型
来深圳时间	YYYY/MM/DD 格式	日期型
发病时间	YYYY/MM/DD 格式	日期型
染病原因	0: 有武汉旅居史; 1: 有湖北非武汉旅居史; 2: 密切接触湖北旅居史人员, 无湖北旅居史; 3: 密切接触确诊患者, 无湖北旅居史; NA: 不明	0/1/2/3/NA

2.3.3 扩散风险 关于扩散风险 ($Risk_{diffusion}^i$), 本文考虑了各地市的扩散本底条件, 将扩散风险整体划分为易感风险与防御风险两个方面。

$$Risk_{diffusion}^i = Risk_{input}^i \times \beta_{diffusion}^i \quad (3)$$

式中: $Risk_{diffusion}^i$ 表示 COVID-19 在广东省 i 市的可能扩散人数规模 (人); $Risk_{input}^i$ 表示湖北省来 (返) 粤人群中 COVID-19 对广东省 i 市的输入风险 (人); $\beta_{diffusion}^i$ 表示广东省 i 市的扩散风险系数。

$$\beta_{diffusion}^i = \beta_{diffusion-1}^i - \beta_{diffusion-2}^i \quad (4)$$

式中: $\beta_{diffusion-1}^i$ 表示广东省 i 市的易感风险系数, $\beta_{diffusion-2}^i$ 表示广东省 i 市的抵御风险系数。基于已有的研究成果, 选取易感指标和防御指标 (表 2)。易感指标更多地关注与人口流动性相关的因素。较大的人口规模和较强的人口流动性会增强人与人之间的接触机会^[39]。交通网络和交通流量能够进一步提升传染性疾病的快速传播^[33-34]。本文进一步纳入工业企业数量, 深入考虑作为全国加工制造业基地的珠三角, 复工复产对于疫情传播的影响。易感指标包括本地人口规模、流动人口规模、工业企业数量、交通流量和有无机场等, 对疫情扩散产生正向影响。防御指标更多地考虑医疗基础设施。防御指标包括医疗机构数量、床位数、执业医师数量, 代表防御疫情的能力, 对疫情扩散产生负向影响。 $\beta_{diffusion-1}^i$ 和 $\beta_{diffusion-2}^i$ 是易感指标和防御指标进行标准化处理之后的相对系数。

表 2 指标数据的统计性分析

Tab. 2 Statistical analysis of variable indicators

指标	单位	最小值	最大值	均值	标准差
常住人口规模	万人	189.11	1490.44	540.29	340.70
流动人口规模	万人	15.56	875.46	155.52	233.02
医疗机构数量	个	838.00	4598.00	2453.67	1067.63
床位数	张	6682.00	95134.00	24617.76	19017.78
卫生工作人员数	人	13666.00	188695.00	43890.62	40236.02
工业企业数量	个	244.00	7937.00	2328.71	2600.56
有无机场	/	0.00	1.00	0.38	0.50
交通流量	万辆	2189.95	107122.22	18495.64	27728.31

2.3.4 疫情风险 疫情风险的计算公式如下:

$$Risk^i = Risk_{input}^i + Risk_{diffusion}^i = Risk_{input}^i + Risk_{input}^i \times \beta_{diffusion}^i = Risk_{input}^i \times (1 + \beta_{diffusion}^i) \quad (5)$$

式中: $Risk^i$ 即为综合考虑输入风险和扩散风险的广东省 i 市的疫情风险; 其他变量同前。

3 广东省 COVID-19 疫情风险时空分析

3.1 输入性病例发病的时滞过程

由于此次新型冠状病毒可在潜伏期传播的特性。因此, 当确定输入风险之后, 需要具有时滞效应的参数来调整广东省 COVID-19 疫情风险传播的时间分布。通过对深圳市输入性病例的整体观察, 我们发现输入性病例从输入到发病普遍存在间隔时间。因此, 本文考察每例输入性病例从来深到发病的间隔时间, 统计间隔时间的概率分布 (图 2), 发现输入性病例中, 间隔时间为 0 的病例 (来深圳前或当天已发病), 占输入性病例总数的 30.45%, 来深圳时及时发现并隔离可以有效控制这一部分病例对疫情的扩散作用; 发病间隔时间 1~14 d 的病例共计占比 65.38%, 按规定隔离 14 d 也可以较好阻断这一部分病

例向外扩散疫情；其余小部分病例发病间隔时间在15 d以上，最长可达21 d，尽管这部分病例仅占输入性病例的4.17%，但从目前全国各地普遍实施的对外来人员14 d隔离的措施来看，显然不足以控制这类人群的疫情扩散，应该引起足够的重视。

3.2 输入风险时空分布特征

综合考虑输入性病例的发病间隔时间，由公式(1)首先计算广东省各地市当日输入风险状况，以深圳市输入性病例发病间隔时间的概率分布作为加权，由公式(2)重新调整广东省各地市当日输入风险，可得到图3所示结果。基于人口输入的整体情况分析，在病毒传播初期，春节期间从湖北流出到广东省各地市的人口规模与历史区际人口流动规模大致相当，并且各省病例数与武汉流入人口数量呈较强正相关性^[20]。依据湖北省流出人员的具体流向，湖北省来粤人群中主要来源地为武汉、荆州、黄冈、襄阳，目的地主要是深圳、广州、东莞、佛山和惠州，输入性病例主要集中分布在珠三角城市群的核心城市。

疫情当日输入风险可以大致分为3个演变阶段：①1月1日至1月10日，当日输入风险呈现快速增长趋势，尤其是深圳和广州两市。②1月10日至1月23日，当日输入风险呈现波动下降趋势。③1月23日以来，当日输入风险呈现快速下降趋势。在病毒爆发时期，尤其是1月23日“封城”前后的对比分析，可以直观判断“封城”这一强制性的限制人口流动的管控措施，发挥了显著的阻断传播作用。

考虑持续累积风险的输入风险分析，如图4所示。广东省各地市的累积输入风险主要由深圳和广州2市组成，其原因就是深圳和广州两市较大的每日输入风险。广东省各地市累积输入风险的变化趋势主要分为两个阶段：①1月1日至1月29日，累积输入风险呈现快速增长趋势；②累积输入风险在1月29日之后，明显处于缓慢增长状态。自湖北1月23日实施“封城”以来，理论上累积输入风险在1月29日达到拐点，是防控疫情输入性爆发的关键窗口期。

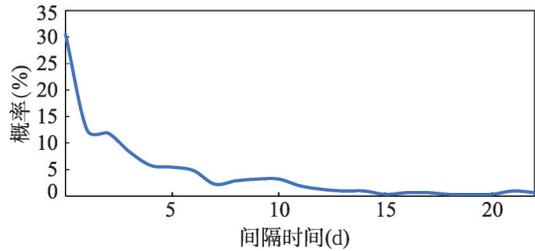


图2 深圳市输入性病例发病间隔时间的概率分布
Fig. 2 Probability distribution of q_{t_0} of imported COVID-19 cases in Shenzhen

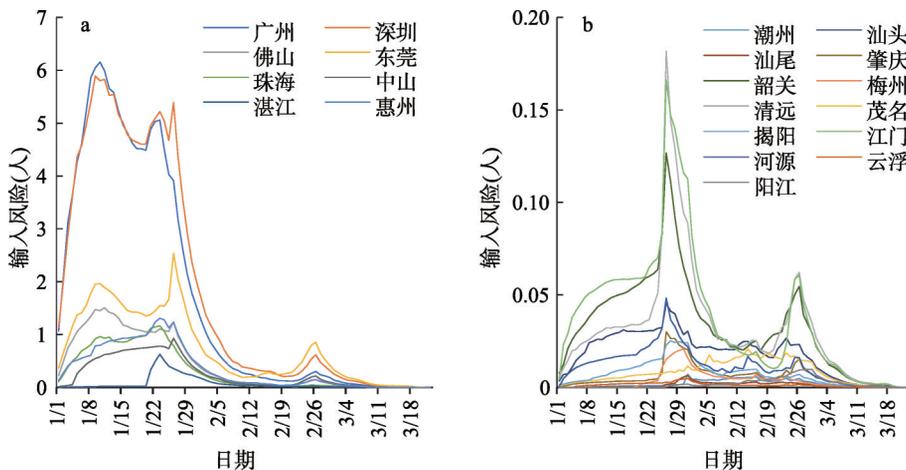


图3 广东省各地市疫情当日输入风险($Risk_{input}$)演变趋势

Fig. 3 Trends of input risk ($Risk_{input}$) on the day of epidemics in prefecture-level cities in Guangdong Province

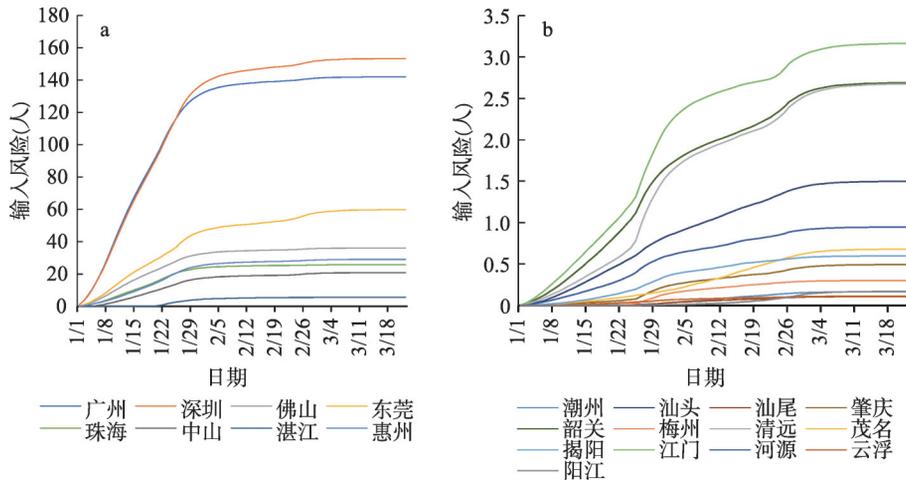


图4 广东省各地市累积输入风险($Risk_{input}$)状况

Fig. 4 Cumulative input risk ($Risk_{input}$) of prefecture-level cities in Guangdong Province

基于疫情输入风险的空间分析，结果如图5所示。高输入风险区域集中分布在深圳和广州等城市，这些城市常驻人口规模在1000万人以上，春节前后从湖北流入的人口较多，输入风险较高。中输入风险区域包括东莞、佛山、惠州、珠海、中山等城市，主要分布在珠三角城市群，这些城市无论人口中规模还是经济规模都属于珠三角城市群第二梯队城市。低输入风险区域包括江门、湛江、韶关、清远、潮州、汕头、汕尾、肇庆、梅州、茂名、揭阳、河源、云浮、阳江等城市，主要分布在珠三角城市群外围的粤东、西、北地区，人口集聚能力和经济活力都明显低于珠三角地区，输入风险也较低。

3.3 扩散风险系数

基于易感指标和防疫指标的空间分析，无论是易感指标，还是防御指标，都存在显著的空间差异性。易感指标的空间差异性主要体现在，常住人口规模主要集聚在珠三角

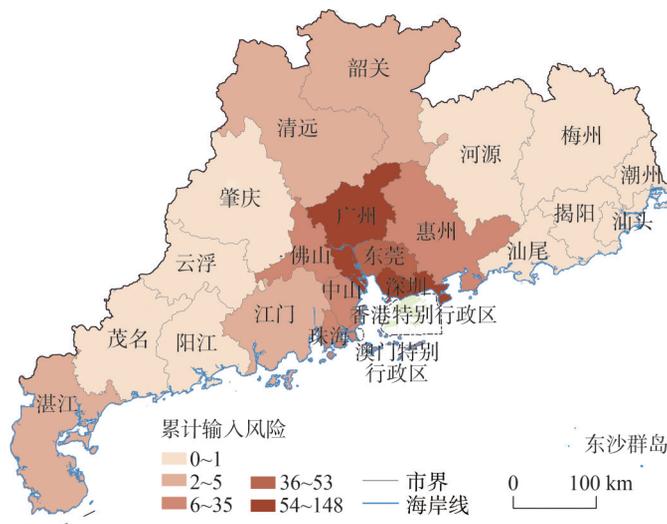


图5 广东省各地市累积输入风险($Risk_{input}$)空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of cumulative input risk ($Risk_{input}$) at prefecture-level cities in Guangdong Province

城市群和粤东、粤西的核心城市；流动人口规模主要以深圳、广州和东莞为代表城市；工业企业数量显著集聚于环珠江口的珠三角城市群核心城市，交通流量明显集聚在珠三角城市群。防御指标的空间差异性主要体现在，卫生工作人员数量明显集聚在珠三角城市群，尤其是广州、深圳、佛山和东莞；医疗机构和床位数的空间差异相对较小。

基于广东省各地市的易感风险系数和防御风险系数的分析，依据公式（4），以期较为准确地测算广东省各地市的扩散风险系数。易感风险系数和防御风险系数都相对较高的深圳、广州、佛山和东莞，都呈现出较高的扩散风险系数，这些城市全部集聚在珠三角城市群。非珠三角城市群的粤东、粤西和粤北城市，呈现相对较低的扩散风险系数。扩散风险系数因其各地市的人口、产业、交通等因素，呈现显著的空间差异，结果如图6所示。利用探索性空间数据分析法进行空间自相关数据分析，探讨广东省各地市扩散风险系数在空间上的集聚与离散特征。全局Moran's *I*分析扩散风险系数的整体分布状况，扩散风险系数的全局Moran's *I*指数为正值， $I = 0.6363$ ，对应的标准化统计量 $Z = 5.2026$ ，显著性水平 $P < 0.0001$ ，说明扩散风险系数呈现明显的空间集聚状态。

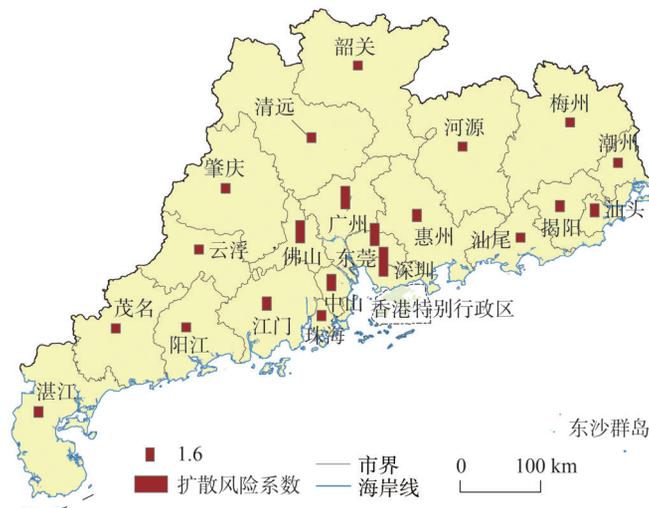


图6 广东省各地市扩散风险系数的时空分布

Fig. 6 Spatiotemporal distribution of diffusion risk coefficients in cities across Guangdong

3.4 疫情风险时空演化分析

依据公式（5）和输入性病例的发病时滞过程，广东省各地市的当日扩散风险如图7所示。当日扩散风险的演变趋势与当日输入风险的演变趋势呈现大致相似的变化趋势，大致呈现3个阶段。广东省的当日扩散风险同样主要由深圳市和广州市的当日扩散风险组成，当日扩散风险在1月26日之后，全部呈现快速下降趋势。

扩散风险与输入风险呈现显著的空间差异性，具体来看，广东省各地市疫情增长模拟过程亦存在时序差异。在疫情扩散初期，人口流动规模较大且工业企业集聚地区的病例数量增长率较高，例如，1月1日以来广州和深圳的每日扩散风险增长，在1月9日后呈现波动下降趋势，中后期之后呈现迅速降低趋势。说明这些城市面临着较高的前期疫情风险，同样这些城市又具备较高的抵御风险系数，仍能通过有效的防疫措施减少输入性病患。佛山、东莞和珠海与深圳和广州的变化趋势大致相似。惠州和中山等城市的输

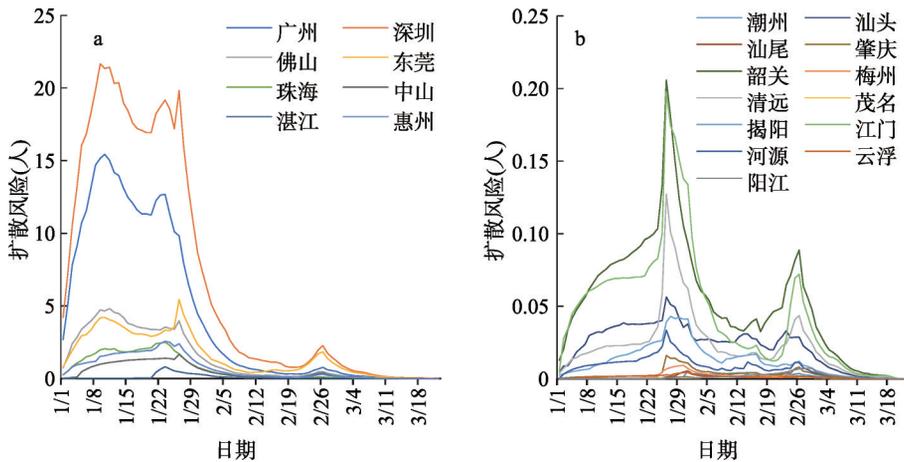


图7 广东省各地市的每日扩散风险($Risk_{diffusion}$)演变图

Fig. 7 Daily diffusion risk ($Risk_{diffusion}$) of prefecture-level cities across Guangdong Province

入性病例在初期数量较低，增幅不明显，但进入疫情传播中期反而呈现显著的增长趋势，表明这些城市在疫情发展的中期阶段具有较高的扩散风险。其他城市的输入性病例在初期数量较低，在疫情发展过程中，并未出现过快的增长趋势，主要是因为这些城市呈现较低的扩散风险系数。

基于广东省各地市的每日扩散风险，计算各地市的累积扩散风险，结果如图8和图9所示。基于扩散风险数值模拟的总体分析，理论上广东省 COVID-19 疫情可能已经越过拐点，在1月29日，广东省各地市的累积扩散风险达到理论拐点。累积扩散风险主要集聚在珠三角城市群，尤其以深圳、广州、东莞、佛山、珠海和惠州为主。但是，基于广东省尤其是珠三角地区工业企业集聚的考虑，仍然存在复工带来的湖北返粤人群的二次扩散风险，特别是在疫情发展时期呈现高扩散风险的城市。

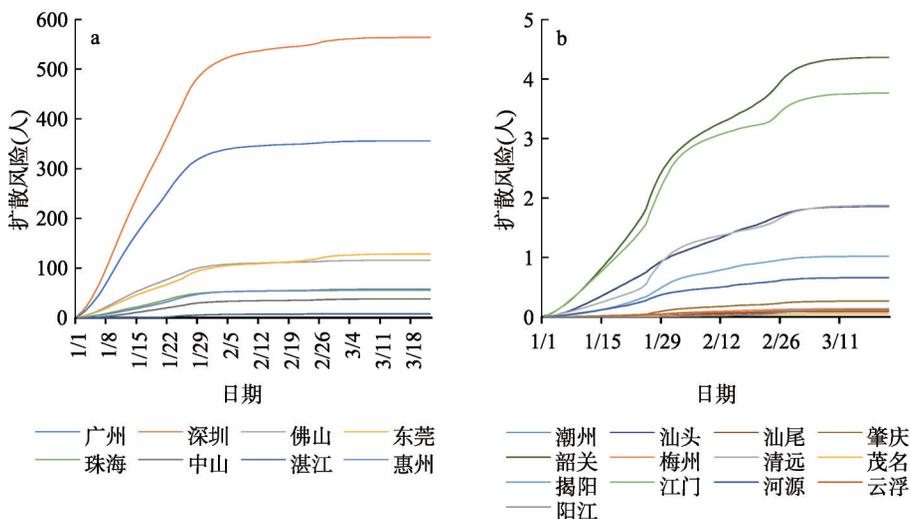


图8 广东省各地市累积扩散风险($Risk_{diffusion}$)状况

Fig. 8 Cumulative diffusion risk ($Risk_{diffusion}$) status in prefecture-level cities across Guangdong Province

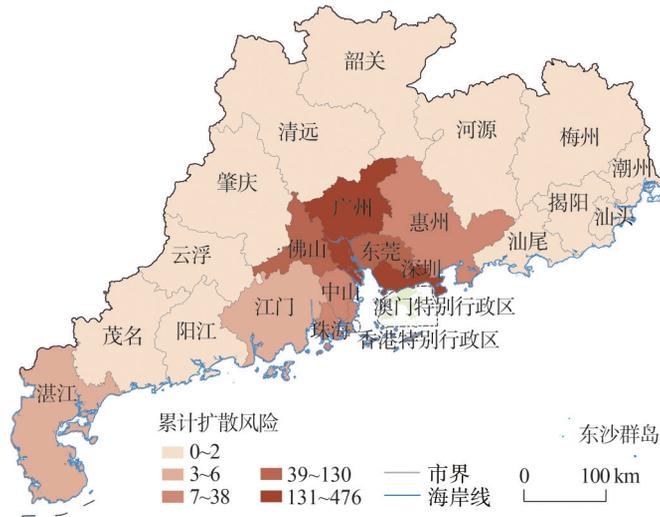


图9 广东省各地市累积扩散风险($Risk_{diffusion}$)的时空分布

Fig.9 Spatiotemporal distribution of cumulative diffusion risk ($Risk_{diffusion}$) across prefecture-level cities in Guangdong Province

4 结论与讨论

4.1 结论

人口流动,特别是来自疫源区的人口输入,是COVID-19疫情传播的关键风险来源。因此,本文聚焦来粤人群带来的疫情风险,利用人口迁移大数据与空间分析技术,综合人口来源地风险差异与流入地社会经济属性差异,从输入风险与扩散风险角度,构建广东省疫情风险时空分析模型,同时根据输入性病例发病的间隔时间,在模型中进一步引入时滞过程,构建了包含时滞效应的疫情风险时空分析模型,可以根据现状人口流动研判未来一定时期的疫情风险的变化趋势及空间格局,一定时期是以确诊病例从输入到发病的间隔时间的概率分布为依据,为提前谋划、精准防控提供决策参考。

从输入风险和扩散风险数值模拟的结果来看,广东省COVID-19疫情在2020年1月29日已经越过拐点趋于平缓。从输入性病例发病间隔时间的概率分布结果来看,目前,全国各地普遍实施的对外来人员14 d隔离的措施,对于绝大多数病例或病毒携带者是有效的,但仍有少部分病例或携带者可以突破14 d限制,应考虑适当延长隔离时间。从输入风险与扩散风险模拟的结果来看,广东省COVID-19疫情风险存在明显的空间差异,各地疫情风险依据输入风险、易感风险以及抵御风险能力的不同而存在较大的差距。其中,深圳、广州一线城市是高风险区,东莞、佛山、惠州、珠海、中山等珠三角城市是中风险区,珠三角外围的粤东西北地区是低风险区。

4.2 讨论

新发突发传染病流行时,特异性疫苗与根本性治疗方法一般需要很长时间,此时,直接有效的应急防控措施仍然是基于限制人口流动的隔离防控策略。田怀玉等进一步揭示中国COVID-19疫情开始的前50 d,期间武汉和其它省市采取的限制人口流动的防控措施在一定程度上通过中断全国范围的传播,预防了超过70万例感染病例,尤其是武汉市的封城措施使疫情传播到其他城市的速度降低了2.91 d^[40]。虽然,外防输入和内防扩散取得阶段性的显著成效,但是,仍然应该充分认识疫情传播的传播机理与影响因素的复

杂性,随着各地开工潮的到来,人口流动将日益频繁,外防输入和内防扩散都将面临巨大的挑战,疫情扩散亦存在由目前以家庭聚集性扩散为主向工作场所转移的风险,防控难度加大。

同时,限制人口流动对生产、生活、经济带来的负面影响也是不容忽视的。因此,迫切需要及时有效地把握疫情传播的时空规律,按照疫情风险的空间差异,实施分级防控,以实现局部精准防控与整体社会良性运转。目前,在COVID-19疫情风险分析中最为常用的是SEIR模型^[12,22],其主要思想在于将人群划分为怀疑高风险人群、暴露人群、感染人群、治愈人群,并通过某一人群转移至另一人群的传播学机制揭示疫情传播的规律,对于模型参数的要求较高。本文在研究过程中只考虑了暴露人群和感染人群,这是本文的局限性所在:一方面是现有可获得数据的不足;另一方面,本文以实现“疫情空间风险划分与防控级别选择”为目标导向开展应急研究,重点关注感染人群这一评估疫情形势的重要指标。在此基础上,本文引入湖北省各地市发病率的准确数据、引入输入性病例发病的时滞过程、考虑人口来源地风险差异与流入地社会经济属性差异,以此弥补疫情风险分析中的不足。同时,本文未考虑未被记录的感染者的潜在影响,这类大量未记录的无症状有感染性的超级传播者可能会促进新型冠状病毒快速传播^[41]。未记录病例对于全面了解COVID-19疫情的总体发病率至关重要,这需要从根本上加强对于新型冠状病毒检测鉴定的技术方法,加大对于无症状感染病例的检测范围。再者,由于受数据限制,本文仅在地级市尺度开展研究。当前的研究结果更多地反映广东省各地市疫情风险的平面上的信息,接下来的研究应深入挖掘广东省各地市COVID-19传播扩散在时空上的立体信息,并且对于易感指标和防御指标,及其构建的扩散风险系数的空间信息充分挖掘,对其空间分异性进行地理探测^[42-43],进而对这些指标随时间的变化进行流行病学解释。事实上,利用互联网和手机信令近乎百分之百的覆盖优势,完全可能通过地理信息手段,精准挖掘重点人群活动轨迹以及活动热点,以社区、企事业单位为单元加强返(来)粤人群疫情风险分级防控,减少面上过度防控造成的经济和社会损失。因此,未来在严格保护隐私、遵循保密制度的前提下,充分利用手机信令等空间大数据手段和提升无症状感染病例的检测水平,实施精准防控的方法和制度值得探讨。

总之,对于新型冠状病毒肺炎突发流行的重大公共卫生危机事件,其应急管理与控制往往需要病理学、流行病学、地理信息科学、心理与行为学等多学科交叉研究。本文将流行病学与地理信息技术相结合,在疫情风险时空建模方面进行了初步的有益尝试。当前,COVID-19疫情已经呈现全球流行态势。统筹、分类、协作的系统方案^[44]和GIS及空间大数据的科技保障^[35],使得中国抗击新型冠状病毒肺炎疫情取得巨大成效。中国抗击新型冠状病毒肺炎疫情的防控策略和地方实践值得全球借鉴。

参考文献(References)

- [1] Li Qun, Guan Xuhua, Wu Peng, et al. Early transmission dynamics in wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia. *New England Journal of Medicine*, 2020, 382(13): 1199-1207.
- [2] Wang Chen, Horby P W, Hayden F G, et al. A novel coronavirus outbreak of global health concern. *The Lancet*, 2020, 395(10223): 470-473.
- [3] Wu Fan, Zhao Su, Yu Bin, et al. A new coronavirus associated with human respiratory disease in China. *Nature*, 2020, 579(7798): 265-269.
- [4] Zhou Peng, Yang Xinglou, Wang Xianguang, et al. A pneumonia outbreak associated with a new coronavirus of probable bat origin. *Nature*, 2020, 579(7798): 270-273.
- [5] Shi Heshui, Han Xiaoyu, Fan Yanqing, et al. Radiologic features of patients with 2019-nCoV infection. *Journal of Clinical Radiology*, 2020, 39(1): 8-11. [史河水, 韩小雨, 樊艳青, 等. 新型冠状病毒(2019-nCoV)感染的肺炎临床特征

- 及影像学表现. 临床放射学杂志, 2020, 39(1): 8-11.]
- [6] Huang Chaolin, Wang Yeming, Li Xingwang, et al. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. *The Lancet*, 2020, 395(10223): 497-506.
- [7] Song Gao, Cheng Mengqun, Wei Xianwen. Research progress on novel coronavirus (2019-nCoV) related drugs in vitro/vivo. *Chinese Journal of Virology*, 2020, 36(2): 300-305. [宋杲, 成梦群, 魏贤文. 新型冠状病毒(2019-nCoV)治疗药物体内外研究及药物研发进展. *病毒学报*, 2020, 36(2): 300-305.]
- [8] Guan Weijie, Ni Zhengyi, Hu Yu, et al. Clinical characteristics of coronavirus disease 2019 in China. *New England Journal of Medicine*, 2020, 382(18): 1708-1720.
- [9] Chen Nanshan, Zhou Min, Dong Xuan, et al. Epidemiological and clinical characteristics of 99 cases of 2019 novel coronavirus pneumonia in Wuhan, China: A descriptive study. *The Lancet*, 2020, 395(10223): 507-513.
- [10] Chan Jasper Fuk-Woo, Yuan Shuofeng, Kok Kin-Hang, et al. A familial cluster of pneumonia associated with the 2019 novel coronavirus indicating person-to-person transmission: A study of a family cluster. *The Lancet*, 2020, 395(10223): 514-523.
- [11] Wang Yingjian, Zhang Na, Lv Hanlu, et al. Preliminary analysis on the incidence trend of novel coronavirus pneumonia in Shanghai. *Shanghai Journal of Preventive Medicine*, 2020, 32(2): 142-146. [王英鉴, 张娜, 吕涵路, 等. 上海市新型冠状病毒肺炎发病趋势初步分析. *上海预防医学*, 2020, 32(2): 142-146.]
- [12] Yan Yue, Chen Yu, Liu Keji, et al. Modeling and prediction for the trend of outbreak of NCP based on a time-delay dynamic system. *Scientia Sinica: Mathematica*, 2020, 50(3): 385-392. [严阅, 陈瑜, 刘可伋, 等. 基于一类时滞动力学系统对新型冠状病毒肺炎疫情的建模和预测. *中国科学: 数学*, 2020, 50(3): 385-392.]
- [13] Duan Hongbo, Wang Shouyang, Yang Cuihong. Coronavirus: limit short-term economic damage. *Nature*, 2020, 578(7796): 515.
- [14] Guan Dabo, Wang Daoping, Hallegatte Stephane, et al. Global supply-chain effects of COVID-19 control measures. *Nature Human Behaviour*, 2020, 4(6): 577-587.
- [15] Cao Zhidong, Zeng Dajun, Wang Quanyi, et al. Epidemiological features and spatio-temporal evolution in the early phase of the Beijing H1N1 epidemic. *Acta Geographica Sinica*, 2010, 65(3): 361-368. [曹志冬, 曾大军, 王全意, 等. 北京市甲型H1N1早期流行的特征与时空演变模式. *地理学报*, 2010, 65(3): 361-368.]
- [16] Zhang Qian, Sun Kaiyuan, Chinazzi Matteo, et al. Spread of Zika virus in the Americas. *PNAS*, 2017, 114(22): 4334-4343.
- [17] Cao Zhidong, Zeng Dajun, Zheng Xiaolong, et al. Spatio-temporal evolution of Beijing 2003 SARS epidemic. *Scientia Sinica: Terrae*, 2010, 40(6): 776-788. [曹志冬, 曾大军, 郑晓龙, 等. 北京市SARS流行的特征与时空传播规律. *中国科学: 地球科学*, 2010, 40(6): 776-788.]
- [18] Dalziel B D, Kissler S, Gog J R, et al. Urbanization and humidity shape the intensity of influenza epidemics in U.S. cities. *Science*, 2018, 362(6410): 75-79.
- [19] Tian Huaiyu, Hu Shixiong, Cazelles B, et al. Urbanization prolongs hantavirus epidemics in cities. *PNAS*, 2018, 115(18): 4707-4712.
- [20] Zhou Chenghu, Pei Tao, Du Yunyan, et al. Big data analysis on COVID-19 epidemic and suggestions on regional prevention and control policy. *Bulletin of the Chinese Academy of Sciences*, 2020, 35(2): 200-203. [周成虎, 裴韬, 杜云艳, 等. 新冠肺炎疫情大数据分析 with 区域防控政策建议. *中国科学院院刊*, 2020, 35(2): 200-203.]
- [21] Chinazzi M, Davis J T, Ajelli M, et al. The effect of travel restrictions on the spread of the 2019 novel coronavirus (COVID-19) outbreak. *Science*, 2020, 368(6489): 395-400.
- [22] Yang Zifeng, Zeng Zhiqi, Wang Ke, et al. Modified SEIR and AI prediction of the epidemics trend of COVID-19 in China under public health interventions. *Journal of Thoracic Disease*, 2020, 12(3): 165-174.
- [23] Shetty P. Preparation for a pandemic: Influenza A H1N1. *The Lancet Infectious Diseases*, 2009, 9(6): 339-340.
- [24] Meng B, Wang J, Liu J, et al. Understanding the spatial diffusion process of severe acute respiratory syndrome in Beijing. *Public Health*, 2005, 119(12): 1080-1087.
- [25] Twu S J, Chen T J, Chen C J, et al. Control measures for severe acute respiratory syndrome (SARS) in Taiwan. *Emerging Infectious Disease*, 2003, 9(6): 718-720.
- [26] Peng P W H, Wong D T, Bevan D, et al. Infection control and anesthesia: Lessons learned from the Toronto SARS outbreak. *Canadian Journal of Anesthesia*, 2003, 50(10): 989-997.
- [27] Ding Sibao, Zhao Wei, Xiang Wei. Analyzing SARS: Geographical diffusion and hindrance in China. *Human Geography*, 2004, 19(2): 74-78. [丁四保, 赵伟, 相伟. 分析SARS: 在我国的地理扩散和地理障碍. *人文地理*, 2004, 19

- (2): 74-78.]
- [28] Han Weiguo, Wang Jinfeng, Liu Xuhua. Back analyzing parameters and parameters and predicting trend of SARS transmission. *Advances in Earth Science*, 2004, 19(6): 925-930. [韩卫国, 王劲峰, 刘旭华. SARS 传播时间过程的参数反演和趋势预测. *地球科学进展*, 2004, 19(6): 925-930.]
- [29] Wang Zheng, Cai Di, Li Shan, et al. On season risk of the prevalence of SARS in China. *Geographical Research*, 2003, 22(5): 541-550. [王铮, 蔡砥, 李山, 等. 中国 SARS 流行的季节性风险探讨. *地理研究*, 2003, 22(5): 541-550.]
- [30] Zong Yueguang, Wang Li, Qu Xiuli. Monte-Carlo simulation based approach for the study of SARS' s spatial-temporal scenarios in Beijing. *Geographical Research*, 2004, 23(6): 815-824. [宗跃光, 王莉, 曲秀丽. 基于蒙特卡罗模拟法的北京地区非典时空变化特征. *地理研究*, 2004, 23(6): 815-824.]
- [31] Cao Zhidong, Wang Jinfeng, Gao Yige, et al. Risk factors and autocorrelation characteristics on severe acute respiratory syndrome in Guangzhou. *Acta Geographica Sinica*, 2008, 63(9): 981-993. [曹志冬, 王劲峰, 高一鹤, 等. 广州 SARS 流行的空间风险因子与空间相关性特征. *地理学报*, 2008, 63(9): 981-993.]
- [32] Zeng Dajun, Cao Zhidong. Big data solution for emergency situation awareness and decision support. *China Emergency Management*, 2013, (11): 15-23. [曾大军, 曹志冬. 突发事件态势感知与决策支持的大数据解决方案. *中国应急管理*, 2013, (11): 15-23.]
- [33] Colizza V, Barrat A, Barthélemy M, et al. The role of the airline transportation network in the prediction and predictability of global epidemics. *PNAS*, 2006, 103(7): 2015-2020.
- [34] Geng Mengjie, Khan K, Ren Xiang, et al. Assessing the risk of MERS importation from South Korea into cities of China: A retrospective study. *Chinese Science Bulletin*, 2016, 61(9): 1016-1024. [耿梦杰, Kamran KHAN, 任翔, 等. 中东呼吸综合征疫情由韩国传入中国不同城市风险的回顾性评估与探讨. *科学通报*, 2016, 61(9): 1016-1024.]
- [35] Zhou Chenghu, Su Fenzhen, Pei Tao, et al. COVID-19: Challenges to GIS with big data. *Geography and Sustainability*, 2020, 1(1): 77-87.
- [36] Buckee C O, Balsari S, Chan J, et al. Aggregated mobility data could help fight COVID-19. *Science*, 2020, 368(6487): 145-146.
- [37] Ding Zhiwei, Liu Yanyun, Kong Jing, et al. A probability model for estimating the expected number of the newly infected and predicting the trend of the diagnosed. *Operations Research Transactions*, 2020, 24(1): 1-12. [丁志伟, 刘艳云, 孔京, 等. 感染人数期望值估计及新增确诊人数趋势预测的概率模型. *运筹学学报*, 2020, 24(1): 1-12.]
- [38] Luo Xinyue, Shao Nian, Cheng Jin, et al. Modeling the trend of outbreak of COVID-19 in the diamond princess cruise ship based on a time-delay dynamic system. *Mathematical Modeling and Its Applications*, 2020, 9(1):15-22, 79. [罗心悦, 邵年, 程晋, 等. 基于时滞动力学模型对钻石公主号邮轮疫情的分析. *数学建模及其应用*, 2020, 9(1):15-22, 79.]
- [39] Zhao Xumao, Li Xinhai, Nie Changhong. Backtracking transmission of COVID-19 in China based on big data source, and effect of strict pandemic control policy. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2020, 35(3): 248-255. [赵序茅, 李欣海, 聂常虹. 基于大数据回溯新冠肺炎的扩散趋势及中国对疫情的控制研究. *中国科学院院刊*, 2020, 35(3): 248-255.]
- [40] Tian Huaiyu, Liu Yonghong, Li Yidan, et al. An investigation of transmission control measures during the first 50 days of the COVID-19 epidemic in China. *Science*, 2020, 368(6491): 638-642.
- [41] Li Ruiyun, Pei Sen, Chen Bin, et al. Substantial undocumented infection facilitates the rapid dissemination of novel coronavirus (SARS-CoV-2). *Science*, 2020, 368(6490): 489-493.
- [42] Wang Jinfeng, Ge Yong, Li Lianfa, et al. Spatiotemporal data analysis in geography. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(9):1326-1345. [王劲峰, 葛咏, 李连发, 等. 地理学时空数据分析方法. *地理学报*, 2014, 69(9): 1326-1345.]
- [43] Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 116-134. [王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134.]
- [44] Zhao Wenwu, Zhang Junze, Meadows M E, et al. A systematic approach is needed to contain COVID-19 globally. *Science Bulletin*, 2020, 65(11): 876-878.

Spatio-temporal analysis of COVID-19 epidemic risk in Guangdong Province based on population migration

YE Yuyao^{1,2}, WANG Changjian^{1,2}, ZHANG Hong'ou^{1,2}, YANG Ji^{1,2,3},
LIU Zhengqian^{1,2,4}, WU Kangmin^{1,2}, DENG Yingbin^{1,2}

(1. Guangdong Open Laboratory of Geospatial Information Technology and Application, Guangzhou Institute of Geography, Guangdong Academy of Sciences, Guangzhou 510070, China; 2. Key Lab of Guangdong for Utilization of Remote Sensing and Geographical Information System, Guangzhou Institute of Geography, Guangdong Academy of Sciences, Guangzhou 510070, China; 3. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory, Guangzhou 511458, China; 4. School of Architecture and Urban Planning, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510090, China)

Abstract: Population migration, especially population input from epidemic area, is a key source of the risk related to the COVID-19 epidemic. Taking Guangdong Province as an example, this paper utilizes big data on population migration and the geospatial analysis technique to develop a model to conduct spatiotemporal analysis of COVID-19 risk. The model considers the risk differences among the source cities of population migration as well as the heterogeneity in the socioeconomic characteristics of the destination cities. It further incorporates a time-lag process based on the time distribution of the onset of the imported cases. The model can predict the evolutionary trend and spatial distribution of the COVID-19 risk for a certain time period in the future and support the future planning and targeted prevention measures. The research findings indicate that: (1) The COVID-19 epidemic in Guangdong reached a inflection point on January 29, 2020, and then it showed a gradual decline. (2) Based on the time-lag analysis of the onset of the imported cases, there is a time interval between the case importation and the illness onset, and the cases with an interval of 1-14 days account for a high proportion. (3) There are obvious spatial differences in the risk of epidemics, based on their imported risk, susceptibility risk, and risk resisting ability. (4) The connection and the scale of population migration as well as the transportation and location factors of the cities in Guangdong's prefecture-level cities and the source regions of the epidemic, all have significant impacts on the risk classification of the cities in the province. The first-tier cities such as Shenzhen and Guangzhou are the high-risk areas. The cities in the Pearl River Delta that are adjacent to Shenzhen and Guangzhou, including Dongguan, Foshan, Huizhou, Zhuhai and Zhongshan, are the medium-risk cities. The eastern, northern, and western parts of Guangdong, which are outside the metropolitan areas of the Pearl River Delta, are classed into low-risk areas. Therefore, the government should take targeted prevention and control measures in different regions based on local conditions and risk classification so as to ensure people's daily life and wellbeing to the greatest possible extent.

Keywords: population migration; COVID-19; epidemic risk; time delay process; spatiotemporal analysis