

# 中国人口流动管控应对 COVID-19 疫情效应评估

赵梓渝<sup>1</sup>, 韩钟辉<sup>2</sup>, 魏 冶<sup>3</sup>, 王士君<sup>3</sup>

(1. 青岛大学旅游与地理科学学院, 青岛 266071; 2. 中国海洋大学管理学院, 青岛 266100;  
3. 东北师范大学地理科学学院, 长春 130024)

**摘要:** 中国政府通过历史罕见的人口流动管控遏制新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情爆发。人口流动管控措施对于疫情防控起到何种作用? 又如何影响中国人口流动和短期分布的地理特征? 本文通过SEIR病毒传播动力学模型评估管控措施的有效性, 利用移动定位数据追踪中国人口流动时空变化, 以回顾COVID-19重大疫情人口流动管控的正负效应: ① 人口流动管控使COVID-19疫情日新增感染曲线显著平稳化, 成为中国应对COVID-19疫情重大突发性公共卫生事件时非药物干预措施的重要组成部分。人口流动管控使中国日新增感染者波峰日推迟1.9倍到达, 当日感染人数下降63.4%。在选取的5个省份、5个湖北省城市、6个湖北外城市中, 波峰日分别推迟1.4~8倍、5.6~16.7倍和2.3~7.2倍到达, 当日感染人数分别下降56.9%~85.5%、62.2%~89.2%和67.1%~86.2%。因此, 人口流动管控为疫情防控准备争取了宝贵的缓冲时间, 极大降低了疫情集中爆发对于医疗设施的冲击; ② 人口流动管控限制人口地级流动。2020年1—4月中国人口地级行政区划之间流动强度较2019年同期日均下降40.18%, 其中, 2020年“春运”节后返工流(1月25日—2月18日)平均下降66.4%, 对社会运行与经济发展产生重大影响; ③ 人口流动管控与人们对于疫情的恐惧导致2020年中国农历春节的返乡流受到显著影响, 并短期改变中国人口时空分布的动态趋势。本文有助于理解重大突发性公共卫生事件下政府人口流动管控策略及其对人口流动与分布地理特征的影响。

**关键词:** COVID-19; 交通管制; 人口流动; SEIR模型; 人口地理学; 中国

DOI: 10.11821/dlxb202202011

## 1 引言

全球性突发疫情传播所造成的巨大危害已经在SARS、H5N1、中东呼吸综合征、埃博拉病毒等流行病得到验证<sup>[1-2]</sup>。中国经历了从人口流动管控防止疫情爆发到全面管控结束的完整周期。显然, 从中国的实证案例可以更好地理解人口流动与疫情传播的时空关系, 能够为应对突发性传染病事件制定边界控制策略提供参照。

本文关注的第一个问题是, 中国政府如何通过历史罕见的人口流动管控遏制疫情扩散。新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情作为全球突发性公共卫生事件, 截至2021年3

收稿日期: 2020-10-09; 修订日期: 2021-06-09

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(41630749, 42001176); 教育部人文社会科学研究青年基金(20YJCZH241); 山东省自然科学基金青年项目(ZR2020QD009) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41630749, No.42001176; Youth Foundation of Humanities and Social Sciences of Ministry of Education, No.20YJCZH241; Youth Foundation of Natural Science Foundation of Shandong Province, No. ZR2020QD009]

**作者简介:** 赵梓渝(1986-), 男, 吉林长春人, 博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为城市网络与人口流动。

E-mail: 171462539@qq.com

**通讯作者:** 王士君(1963-), 男, 黑龙江延寿人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事经济地理学和城市地理学研究。

E-mail: wangsj@nenu.edu.cn

月1日,全球累计确诊超过1.1亿人,累计死亡超过252万人,被称为第二次世界大战以来世界面临的最大危机<sup>[3]</sup>。病毒在人类之间传播为疫情爆发提供了条件。当传染病繁殖数量 $R_0 > 1$ 时,其在统计学上会以指数发展为流行病。国家疾控中心指出中国 COVID-19 疫情 $R_0$ 为2.2~3.77<sup>[4-5]</sup>,这就迫切需要对人口流动进行边界控制和干预措施。

已有研究通过传染病动力学模型确定病毒潜伏期、传播潜力及评估疫情感染趋势、传播模式及其影响<sup>[6-9]</sup>。在这其中建模对于预测病毒扩散,尤其是针对性提出控制策略具有重要意义。然而值得关注的是,一方面,SEIR (Susceptible Exposed Infected Recovered) 和大多数传染病感染模型是为回顾性分析而设计的。这就需要对扩散性,包括病毒扩散与易感者流动的空间扩散进行交叉回顾分析;另一方面,早期研究通过预估或以往经验参数构建传染病扩散模型,然而不同地区边界控制水平的差异将导致传染病模型部分参数存在空间异质性。空间模型参数的空间异质性也是以往研究模拟中导致误差存在的主要因素之一<sup>[10]</sup>。尤其是疫情爆发初期的模拟研究须使用数量和质量都不充分的数据建立传播模型,而多数研究所采用的最大似然估计对异常值较为敏感。

本文关注的第二个问题是交通管制对于人口流动及进一步的短期人口空间分布动态趋势影响。追踪人口流动及其边界控制已被证明是减轻流行病扩散的关键策略<sup>[11, 11-12]</sup>。政府严格的管控措施将减缓感染人口的增长速度<sup>[13-15]</sup>,然而对人类活动的强烈限制可能会破坏社会系统的稳定性,并付出重大的社会成本<sup>[2]</sup>。因此,抑制病毒大规模扩散的同时,谨慎部署控制策略,以最大限度的减少损失和提高社会系统稳定性是至关重要的<sup>[16-17]</sup>。这就需要回顾交通管制对于人口流动的实际影响。

1978年以来,中国经济跃升、区域发展差异扩大、户籍制对流动人口限制衰退和交通基础设施的高速建设,人口流动空前活跃,其时空动态性也变得更加复杂<sup>[10, 18-19]</sup>。劳动力从农村向城市大规模流动,成为农村年轻人的“成人礼”<sup>[20]</sup>。“春运”被誉为人类历史上规模最蔚为壮观的、周期性人口大流动,2019年中国“春运”全国旅客发送量达29.8亿人次。由于本次疫情早期爆发正值中国“春运”,这使得交通管制极其困难,同时也意味着若不采取人口流动管控将导致疫情的爆发式扩散,凸显出疫情初期中国人口流动管控的困难性、紧迫性和相关研究开展的重要性。然而数据的局限性意味着我们对于人类移动模式和空间过程的理解仍然存在差距<sup>[21]</sup>。一方面,中国国内流动人口的估计数量对计数方法极为敏感<sup>[22]</sup>;另一方面,由于缺乏一个相对完整时间内的人口流动动态数据,研究只能是一个时间断层或一个时间周期的累计结果<sup>[23]</sup>,而对于具体的时空过程仍缺乏深入认知。信息化社会使得基于个体粒度的海量时空轨迹获取人类移动模式成为可能,GPS、LBS等技术的发展为个体空间移动追踪提供了技术支持<sup>[24-25]</sup>。尽管人类社会活动存在显著的不确定性,但基于大范围、大样本、动态时空、关系型定位数据,巨量个体活动在整体层面仍有规律可循。这些新数据源的可靠性和准确性在近年来得到了集中评估,并在传染病相关疫情中驱动了监控人类空间移动<sup>[26]</sup>、实时疫情事态感知<sup>[27]</sup>、病毒感染模拟<sup>[28]</sup>和人口流动边界控制的策略制定<sup>[29-30]</sup>。

了解传染病的空间传播对于阐明传播机制和精准制定干预措施至关重要。本文将检视人口流动与疫情扩散的交互过程。首先,本文通过 SEIR 病毒传播动力学模型评估中国人口流动管控对于不同尺度下的防疫效果。以往文献多单独关注区域之间的宏观层面或城市内部社区之间的微观层面<sup>[11]</sup>,单独关注外部输入风险<sup>[31]</sup>或社区隔离效果<sup>[32-33]</sup>,然而传染病在空间传播过程中存在不同地理尺度下的复杂性<sup>[34]</sup>,因此本文将同时考虑以上两个层面的人口流动管控作用,即地级行政区划之间的对武汉市“封城”和所有地级行政区划内部的居家隔离、社区封闭;其次,本文将测度疫情爆发相对于人口流动的时间滞后

性。尽管从医学角度 COVID-19 平均潜伏期为 5.2 d<sup>[35]</sup>, 但是从病毒携带者的外部输入到本地确诊数量增长之间存在多长时间的“空窗期”是需要解决的问题, 同时其中是否存在不同程度的感染阶段性特征; 再次, 本文将回顾从全面实施到大规模结束的完整周期的交通管控对于中国人口流动的限制影响。在疫情传播的初期, 相关研究主要利用以往人口流动数据, 构建人口流动空间模型以估算疫情传播的规模与空间分布<sup>[36]</sup>, 然而其面临的人口流动关系误差和不确定性将可能造成低估疫情扩散的事态, 并进一步导致管控策略的效率降低<sup>[37]</sup>; 最后, 考虑到疫情对于人口流动的影响不仅限在政府管理措施, 同时其将造成民众的恐慌继而形成自发性行为变化, 本文将对 2019 年、2020 年的 1 月 3 日 (工作日) 和农历新年正月初二人口定位差异, 讨论疫情对于短期内中国人口空间分布趋势的影响, 研究有助于理解重大公共卫生事件下政府人口流动边界管控策略。

## 2 研究数据与方法

### 2.1 研究数据

人口流动和分布数据分别来源于百度地图慧眼和腾讯位置服务。通讯是人类日常行为的基本需求, 百度地图慧眼和腾讯位置服务基于定位服务技术, 通过互联网用户的定位信息映射人口流动轨迹和空间分布状况, 日请求次数分别超过 1200 亿次和 1100 亿次。百度迁徙统计单元为地级行政区划, 因此本文研究单元统一为地级行政区划。本文通过百度人口迁徙定量测度 COVID-19 疫情下中国人口流动管控对于疫情扩散的遏制作用, 对于人口地级区划间流动的影响; 通过腾讯位置服务人口定位数据, 对比 2019 年和 2020 年中国各地级行政区划农历新年正月初二与当年公历 1 月 3 日 (工作日) 定位次数差值的平均值、标准差、中位数, 以研究短期人口分布趋势变化。COVID-19 感染者、恢复和死亡人数来源于中华人民共和国国家卫生健康委员会、中国疾病预防控制中心、各地方政府机构网站。

### 2.2 研究方法

**2.2.1 SEIR 模型** SEIR 模型是目前模拟传染病发展的最主要工具之一, 具体为:

$$S \xrightarrow{\beta} E \xrightarrow{1/T_i} I \xrightarrow{1/T_r} R, \quad \beta = np \quad (1)$$

式中:  $S$  表示易感者数量 (可能会被传染的人群);  $E$  表示潜伏者数量 (已感染但尚未发病);  $I$  表示确诊者数量 (已感染且发病);  $R$  为退出者数量 (恢复和死亡者总和);  $\beta$  为传染系数;  $n$  为每个感染者每天所接触的人数;  $p$  为接触后的传染概率;  $T_i$  为平均潜伏周期;  $T_r$  表示平均恢复周期 (从发病到恢复或死亡所用时长)。

由于一个地区的总人数可以分为被隔离的健康人口 ( $N_{isolated}$ ) 和处于传染风险中的人口 ( $N_{risk}$ ), 即,  $N_{total} = N_{isolated} + N_{risk}$ 。设: 每天存在  $I$  个感染者, 每个感染者接触到  $n$  个人, 其中是易感者的概率为  $S/N_{risk}$ , 每位易感者的被传染概率为  $p$ , 每天易感者  $S$  的减少量  $\Delta S$  即为新增感染者数量, 则:

$$\frac{dS}{dt} = -\ln \frac{S}{N_{risk}} p = -\beta I \frac{S}{N_{risk}} \quad (2)$$

每天潜伏者数量  $E$  的增加量  $\Delta E$  为每天受感染由  $S$  到  $E$  的人数与发病由  $E$  退出为  $I$  的人数的差值。由于平均潜伏周期为  $T_i$ , 则每个潜伏者每天有  $1/T_i$  的概率发病变为  $I$ , 因此:

$$\frac{dE}{dt} = \beta I \frac{S}{N_{risk}} - \frac{E}{T_i} \quad (3)$$

每天确诊者数量  $I$  的增加量  $\Delta I$  为每天发病由  $E$  退出为  $I$  的人数与恢复或死亡由  $I$  退出

为  $R$  的人数的差值。由于平均恢复周期为  $T_r$ , 则每个确诊者每天有  $I/T_r$  的概率恢复或死亡变为  $R$ , 因此:

$$\frac{dI}{dt} = \frac{E}{T_i} - \frac{I}{T_r} \quad (4)$$

$$\frac{dR}{dt} = \frac{I}{T_r} \quad (5)$$

通过求导公式可推出  $S$ 、 $E$ 、 $I$ 、 $R$  每个参数的迭代公式为:

$$S_n = S_{n-1} - \beta I \frac{S_{n-1}}{N_{risk}} \quad (6)$$

$$E_n = E_{n-1} + \beta I \frac{S_{n-1}}{N_{risk}} - \frac{E_{n-1}}{T_i} \quad (7)$$

$$I_n = I_{n-1} + \frac{E_{n-1}}{T_i} - \frac{I_{n-1}}{T_r} \quad (8)$$

$$R_n = R_{n-1} + \frac{I_{n-1}}{T_r} \quad (9)$$

实际上, 区域处于传染风险中的人口即为感染病例归零时累计感染的总人数, 即  $N_{risk} = R_{total}$ 。

**2.2.2 模型拟合** 使用2020年1月15日—3月31日逐天COVID-19新增感染者、累计康复人数和累计死亡人数数据, 获得研究地区每天确诊人数  $I$ 、恢复和死亡人数之和  $R$ 。通过  $I$  的迭代公式和实际情况拟合得到最优参数, 进而通过标定参数, 进行SEIR模型演绎。图1a、图1b分别是全国和武汉市通过实际感染者 (act  $I$ ) 时间变化数量模拟的确诊人群  $I$  曲线, 图1c、图1d是对应演绎出的SEIR模型曲线。

设  $K_1$  表示地区内部的人口活跃度参数, 通过百度交通拥挤指数来表征人口活跃度系数:  $K_1 = M_{2019}/M_{2020}$ 。其中  $M_{2019}$  和  $M_{2020}$  分别为2019年、2020年该市百度交通拥挤指数, 而2019年该地区百度交通指数代表正常状态下该地区的人口活跃度, 2020年该地区百度交通指数代表全员居家隔离状态下该地区的人口活跃度, 则不进行人员居家隔离时每个感染者每天所接触的人数即为:  $n_1 = K_1 \times n$ 。将  $n$  代入  $\beta$  表达式, 则:

$$\beta_1 = n_1 \times p = K_1 \times n \times p = K_1 \times \beta \quad (10)$$

由于武汉是中国首个发现疫情大规模爆发并采取严格管控的城市, 中国本土早期疫情传播与武汉人口流动具有较高的相关性。设  $K_2$  表示测度地区与武汉之间的人口流动强度系数:  $K_2 = W_{2019}/W_{2020}$ 。其中  $W_{2019}$  为2019年该地区与武汉之间的人口流动强度指数,  $W_{2020}$  为2020年该地区与武汉之间的人口流动强度指数。在不控制地区间人口流动时, 由于与武汉之间的人口流动强度增加到  $K_2$  倍, 则不控制地区间人口流动的感染人群增加到原来的  $K_2$  倍。与公式 (10) 同理,  $\beta_2 = K_1 \times K_2 \times \beta$ 。百度迁徙提供了2019年和2020年各地级行政区划人口流动强度指数, 作为变量  $K_2$  的计算数据。

由于SEIR模型中COVID-19感染者、恢复和死亡人数使用了2020年1月15日—3月31日计77 d数据, 考虑到发病潜伏期、病毒传染、确诊时间的推迟, 因此测度地区人口活跃度参数 ( $K_1$ ) 和测度地区与武汉之间的人口流动强度系数 ( $K_2$ ) 均使用倒推14 d (中国官方隔离天数), 即2020年为1月1日—3月17日 (己亥年腊月初七至庚子年二月廿四), 同时考虑到春节对于人口流动的重要影响, 2019年采用农历日期统计数据, 为2019年1月12日—3月29日 (戊戌年腊月初七至己亥年二月廿四)。地区人口活跃度参数 ( $K_1$ ) 和测度地区与武汉之间人口流动强度系数 ( $K_2$ ) 均为77 d数据平均值。

理论状态下, 整个地区人口均无病毒抵抗力, 故取  $N_{risk} = N_{total}$ , 将上述参数代入SEIR表达式中可得:



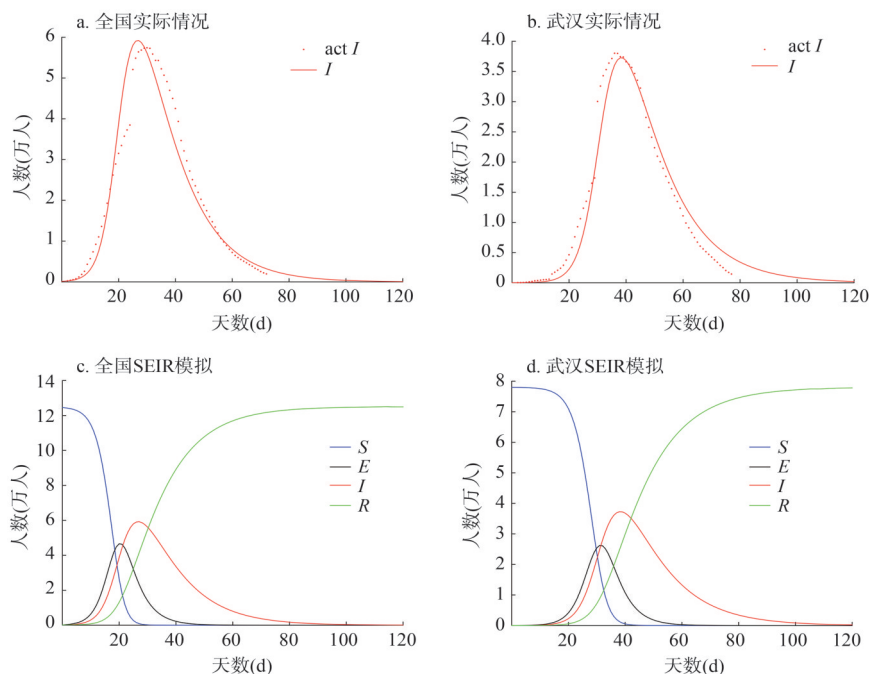


图1 基于SEIR模型的COVID-19疫情模拟

Fig. 1 COVID-19 simulation based on SEIR model

$$\frac{dS}{dt} = -K_1 \times \beta \times K_2 \times I \times \frac{S}{N_{total}} \quad (11)$$

$$\frac{dE}{dt} = K_1 \times \beta \times K_2 \times I \times \frac{S}{N_{total}} - \frac{E}{T_i} \quad (12)$$

$$\frac{dI}{dt} = \frac{E}{T_i} - \frac{K_2 \times I}{T_r} \quad (13)$$

$$\frac{dR}{dt} = \frac{K_2 \times I}{T_r} \quad (14)$$

通过求导公式, 推出不进行人口流动管控状态下  $S$  的迭代公式为:

$$S_n = S_{n-1} - K_1 \times \beta \times K_2 \times I \times \frac{S_{n-1}}{N_{total}} \quad (15)$$

进而, 求导拟合出不进行人口流动管控时的SEIR曲线。同样地, 在理论状态下, 如果控制地区间人口流动且进行人员居家隔离, 病毒同样感染整个区域人群数量时, 即取  $N_{risk} = N_{total}$  时, 可以求出相应的SEIR导数表达:

$$\frac{dS}{dt} = -\beta \times I \times \frac{S}{N_{total}} \quad (16)$$

$$\frac{dE}{dt} = \beta \times I \times \frac{S}{N_{total}} - \frac{E}{T_i} \quad (17)$$

$$\frac{dI}{dt} = \frac{E}{T_i} - \frac{I}{T_r} \quad (18)$$

$$\frac{dR}{dt} = \frac{I}{T_r} \quad (19)$$

通过求导公式, 推出控制人口流状态下  $S$  的迭代公式为:

$$S_n = S_{n-1} - \beta \times I \times \frac{S_{n-1}}{N_{total}} \quad (20)$$

### 3 人口流动管控遏制疫情爆发式增长

#### 3.1 人口流动与疫情扩散的时空相关性

在时间维度,图2检验了2020年1月19日—2月29日的42 d中,中国264个地级行政区划每日由武汉累计/新增流入人口强度汇总与全国(除武汉)累计/新增确诊数量汇总的Pearson相关性。其中,考虑到病毒传播、潜伏期、症状出现及就医确诊较传染者流动的时间滞后性,将逐日人口流依次倒推30 d进行相关性检验。结果表明,在累计统计层面,全国地级行政区划每日由武汉累计流入人口强度与全国地级行政区划(除武汉)累计确诊数量持续呈强正相关性。相关性由当天的0.686持续上升,在追溯13~27 d相关性高于0.950,其中20~23 d相关性均高于0.990,在倒推第30天的相关性仍高于0.9 (0.920);在当日新增层面,全国地级行政区划每日由武汉新增流入人口强度与新增确诊人数相关性呈抛物线特征,人口流从倒推7 d开始与单日确诊人数相关性呈正相关,并持续大幅增加至倒推第14天的0.554,在第21天前相关性达到最高0.763后持续下降。因此,由武汉累计流入的人口强度决定了一个地区疫情发展情况。结合中国政府对于隔离14 d的政策,一个可能性的推断是,流入人口中的病毒潜伏者由于出现症状在第7~14天就医并被确诊,经历新增相关性相对平稳的7 d左右周期后,在第20天开始本地受到二次传染的市民就医确诊。

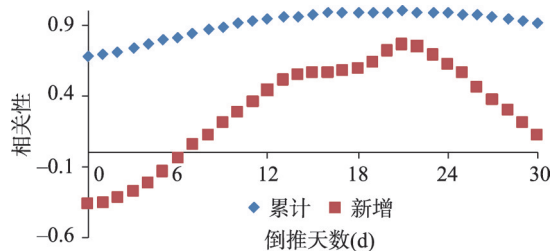


图2 由武汉累计/新增流入人口强度与累计/新增确诊数量(除武汉)相关性

Fig. 2 Correlation between cumulative/newly added inflow population intensity from Wuhan and cumulative/newly diagnosed number (Wuhan excluded)

在空间维度,当前研究仍较为缺乏针对人口流动网络中介节点对于疫情传播影响的探究,尤其是火车站、汽车站等交通枢纽在疫情爆发初期实际上成为了重要的传播空间载体。由于1月23日武汉实施了“封城”,在影响因素分析中,首先,利用百度迁徙统计在2020年1月1—25日期间321个具有武汉市直接流入人口的地级行政区划,对以上地区武汉直接流入人口强度指数( $NI_d$ )、间接流入人口强度指数( $NI_u$ ,即流出市武汉流入强度/总流入强度 $\times$ 流出市直接流入该市人口强度)进行统计;其次,使用腾讯定位数据,考察交通枢纽人口数量( $Loc$ )与疫情扩散的相关性。统计在2020年1月23日、24日期间在以上321个地级行政区划中,12736个火车站、汽车站、飞机场3类交通枢纽中的20716.402万次定位信息(定位精度100 m);最后,地理空间距离在传染病扩散中的作用已被以往研究所证实,这里通过测度该地区到武汉直线距离度量。除了以上4个自变量外,因变量为截止到2月29日该市确诊人数 $I$ (表1)。

回归结果如表2所示。首先,321个地级行政区划直接由武汉流入人口强度指数均值、标准误和中位数分别为0.46、0.10、0.08,线性回归结果中标准化系数高达0.939 ( $p < 0.01$ )。因此,由武汉直接流入人口强度直接决定了该市感染人数,继而影响了中国COVID-19疫情扩散的地理分布。这是本文研究开展的前提,也依据此,人口流动管控可以对疫情传播与扩散的控制起到根本性作用;其次,间接流入人口强度尽管影响程度较小但同样显著 ( $p < 0.01$ )。部分地级行政区划尽管直接由武汉流入人口强度较低,但例如中小城市或距离武汉较远的地区,可能通过中介的枢纽节点城市与武汉形成人口流动的网络关系,这间接影响了该地疫情的发展程度;再次,火车站、汽车站、飞机场3类交通枢纽定位次数与当地确诊人数呈显著正相关。呼吸道传染病的特点是人口众多的

中心之间迅速、分层地传播<sup>[32]</sup>，因此人口密集区域成为病毒传播网络中的枢纽节点。每天接触人数是SEIR模型中传染系数的影响因素之一，当人群中存在感染者时，易感者接触人口越多将直接导致被传染人数的增加；最后，到武汉直线距离与当地确诊人数的相关性不显著。其中可能的原因是，尽管除武汉外确诊人数较多城市主要是临近武汉的湖北省城市，但除湖北省城市以外，武汉流入人口强度与二者空间距离并非存在显著相关性，同时全国各地防疫水平存在差异。

空间分层异质性是指层内方差小于层间方差的地理现象<sup>[38-39]</sup>，地理探测器是探测分层异质性，以及揭示其背后驱动力的统计学方法和有效工具。地理探测器中所包括的分异及因子探测，可以探测变量的空间分异性，用 $q$ 值度量<sup>[38]</sup>。为进一步探究上述4个自变量对因变量确诊人数影响的地理学特征，采用地理探测器中的分异及因子探测模块对其空间分层异质性进行探讨。利用Jenks自然最佳断裂点分级法对选取的自变量进行分层，将其数据属性由数值型转为类别型。结果显示（表3）， $NI\_d$ 、 $NI\_u$ 、 $Dist$ 的 $q$ 值通过了显著性水平0.01的检验，分别为0.942、0.447、0.183，表明因武汉人口直接流入、间接流入、距离武汉的距离3个因素造成了显著的COVID-19确诊人数的空间分层异质性。其中，武汉直接流入人口强度（ $NI\_d$ ）是截止到2020年2月29日确诊人数空间分异的最重要控制因素，解释力达到了90%以上。解释力依次剩余2个变量分别为武汉间接流入人口强度和研究单位到达武汉直线距离。与回归结果相比，研究单元到武汉直线距离（ $Dist$ ）虽然不是主导确诊人数空间分异的主导因素，在此次疫情中，地理学第一定律下的空间阻尼仍影响着部分确诊人数在空间上的分布特征，这是传统回归计量所没有探究到的，证实了地理探测器在空间异质性探究的有效性。同时，空间分层异质性结果表明，武汉市直接流入、间接流入人口强度对于COVID-19疫情确诊人数空间分层异质性的影响程度远高于地理距离。其原因一方面是由于部分地区虽然距离武汉近，但其行政等级较低、人口规模小、人口流动强度较小；另一方面，“春运”被誉为人类历史上规模最蔚为壮观的、周期性人口大流动，在此期间人口空间移动的时空模式与日常阶段存在明显差异，例如欠发达地区较多人口在武汉务工、“春运”流动过程中在武汉中转等，导致人口流强度与地理空间距离并非严格的负相关。

3.2 SEIR模拟结果

利用动力学模型对人口流动管控防止疫情扩散的效果进行模拟，对选取的4组17个空间单元分别拟合出管控与未管控人口流动状态下的每日易感者人数 $S_{control}$ 与 $S_{uncontrol}$ 曲线（图3）。分别为组1：全国（截至2020年3月31日累计确诊80443人，后同）；组2为确诊人数最多的5个省份：湖北（67096人）、广东（1494人）、河南（1268人）、浙江（1182

表 1 回归变量及预期效应

Tab. 1 Regression variables and expected effects

变量名称	变量含义	预期效应
$NI\_d$	武汉直接流入人口强度	+
$NI\_u$	武汉间接流入人口强度	+
$Loc$	交通枢纽定位次数	+
$Dist$	到武汉直线距离	-

表 2 确诊人数影响因素回归结果

Tab. 2 Regression analysis of the influencing factors of the number of confirmed cases

	未标准化系数	标准误差	标准化系数	VIF
(常量)	-9.203	8.880		
$NI\_d$	1.634	0.026	0.939***	1.757
$NI\_u$	0.600	0.164	0.069***	2.792
$Loc$	0.127	0.071	0.025*	1.512
$Dist$	0.007	0.007	0.012	1.384

注：\*\*\*和\*分别代表 $p < 1\%$ 和 $p < 10\%$ 。

表 3 空间分层异质性回归结果

Tab. 3 Regression results of spatial stratified heterogeneity

	$NI\_d$	$NI\_u$	$Loc$	$Dist$
$q$ 统计	0.942	0.447	0.019	0.183
$p$ 值	0.000	0.000	0.514	0.000

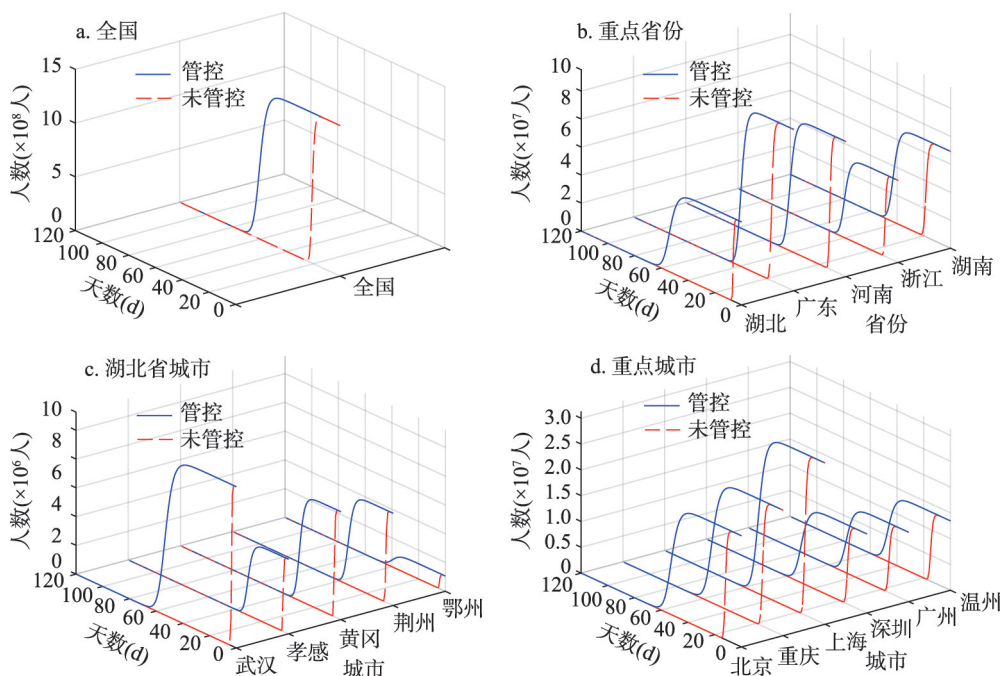


图3 易感者(S)数量变化曲线模拟

Fig. 3 Simulation of variation curve of susceptible persons (S)

人)和湖南省(1018人);组3为湖北省确诊人数最多的5个城市:武汉(50006人)、孝感(3518人)、黄冈(2907人)、荆州(1580人)和鄂州市(1394人);组4为6个重点城市:北京(580人)、重庆(579人)、上海(516人)、温州(504人)、深圳(450人)和广州(435人)。

进一步,对在控制人口流状态下每日新增感染者数量 $\Delta S_{control}$ 和不控制人口流状态下每日新增感染者数量 $\Delta S_{uncontrol}$ 进行拟合(图4)。直观上,人口流动管控使感染曲线显著平稳化。就全国而言,若不进行人口流动管控且无其他防疫措施情况下,在第1位感染者被感染后的第21天迎来每日新增的感染者峰值37367万人(表4),而不进行其他防疫措施仅采取人口流动管控情况下,每日新增的感染者峰值到达天数将被推迟至第60天,且感染者数量被控制在13660万人。因此,中国仅通过人口流动管控这一措施,就减少了63.4%的每日新增感染者峰值人数,同时将峰值到达天数推迟1.9倍。

同样地,忽略其他疫情防控措施条件下,在选取研究单元中的省级行政区划层面,仅在人口流动管控状态下,每日新增的感染者在第1位感染者被感染后的第39(广东省)~54天(湖北省)迎来单日新增感染者人数的波峰,当日新增感染者区间为541万(湖北省)~1507万人(广东省);而不进行人口流动管控,每日新增的感染者在第1位感染者被感染后的第6(湖北省)~18天(湖南省)中迎来单日新增的感染者人数的峰值,当日新增感染者人数为1867万(湖南省)~3729万人(湖北省)。因此,在截至2020年3月31日累计确诊人数最多的5个重点省份湖北、广东、河南、浙江、湖南中,仅人口流动管控这一措施,使日新增感染者的波峰日分别延长8.0倍、1.4倍、2.5倍、3.4倍、1.4倍到达,同时使峰值日受感染者数量分别降低85.5%、56.9%、68.2%、70.2%、57.2%。

在研究选取的截至2020年3月31日累计确诊人数最多的5个湖北省城市中,当人口流动管控状态下,每日新增的感染者在第1位感染者被感染后的第30(孝感市)~53天



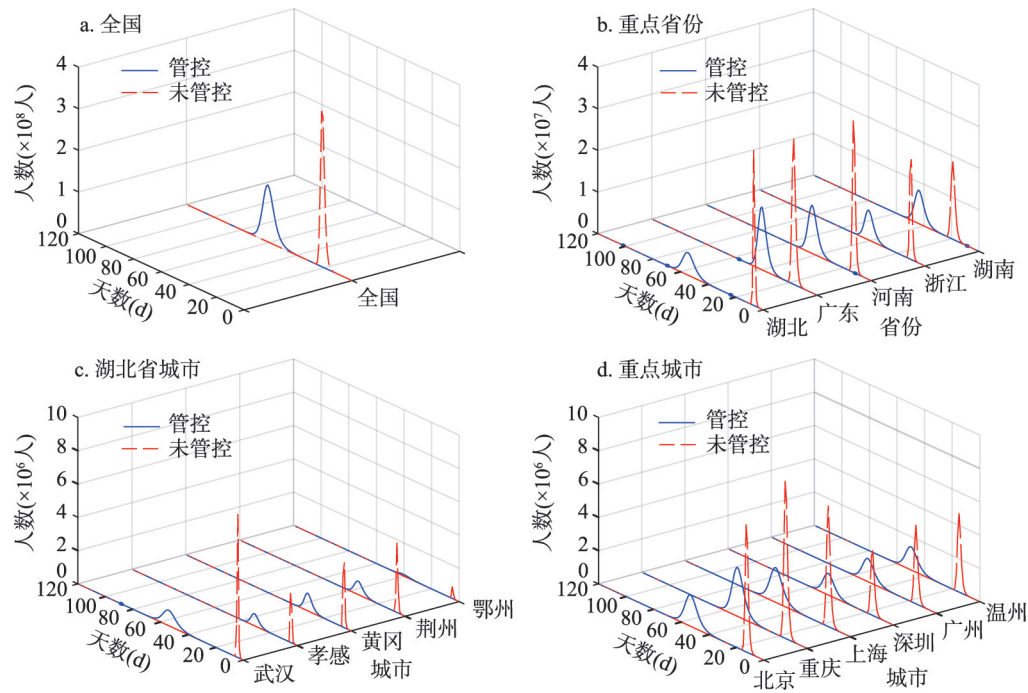


图4 每日新增感染者数量模拟

Fig. 4 Simulation of the number of new infections per day

表4 新增传染人数波峰到达天数与当日感染人数模拟

Tab. 4 Simulation of the peak arrival days and number of infected persons on the same day

分组	单元	新增传染人数峰值到达天数(d)				新增传染人数峰值(万人)			
		管控	不管控	差值	倍数	管控	不管控	差值	百分比(%)
全国	全国	60	21	39	1.9	13660	37367	-23707	-63.4
重点省份	湖北	54	6	48	8.0	541	3729	-3188	-85.5
	广东	39	16	23	1.4	1507	3497	-1990	-56.9
	河南	42	12	30	2.5	1159	3649	-2490	-68.2
	浙江	40	9	31	3.4	719	2410	-1691	-70.2
	湖南	43	18	25	1.4	799	1867	-1069	-57.2
湖北城市	武汉	53	3	50	16.7	93	863	-770	-89.2
	孝感	30	4	26	6.5	73	297	-224	-75.4
	黄冈	31	4	27	6.8	105	392	-287	-73.2
	荆州	33	5	28	5.6	81	419	-338	-80.6
	鄂州	39	3	36	12.0	10	26	-16	-62.2
重点城市	北京	52	12	40	3.3	188	766	-578	-75.5
	重庆	50	15	35	2.3	293	944	-651	-69.0
	上海	53	15	38	2.5	209	727	-518	-71.3
	深圳	46	14	32	2.3	129	391	-262	-67.1
	广州	49	14	35	2.5	139	474	-334	-70.6
	温州	49	6	43	7.2	82	595	-513	-86.2

(武汉市)迎来单日新增的感染者人数的高峰,感染者区间为10万(鄂州市)~105万人(黄冈市);而不进行人口流动管控,每日新增的感染者在第1位感染者被感染后的第3(鄂州市、武汉市)~5天(荆州市)中迎来单日新增的感染者人数的峰值,感染者人数为26万(鄂州市)~863万人(武汉市)。因此,在考察的武汉、孝感、黄冈、荆州、鄂州5个湖北省城市中,仅人口流动管控这一措施,使日新增感染者的波峰日到达期分别延长16.7倍、6.5倍、6.8倍、5.6倍、12.0倍,同时使峰值日新增感染者数量分别降低89.2%、75.4%、73.2%、80.6%、62.2%。

在研究选取的截至2020年3月31日除湖北省累计确诊人数最多的6个城市中,仅考虑人口流动管控,每日新增感染者波峰在第1位感染者后的第46(深圳市)~53天(上海市)出现,当日感染者数量区间为82万(温州市)~293万人(重庆市);而不采取任何防控措施,每日新增感染者波峰在第6(温州市)~15天(重庆市、上海)到达,当日感染者人数为391万(深圳市)~944万人(重庆市)。因此,就北京、重庆、上海、深圳、广州、温州6个城市而言,仅人口流动管控使日新增感染者的波峰到达日分别延长3.3倍、2.3倍、2.5倍、2.3倍、2.5倍、7.2倍,同时当日新增感染者数量分别降低75.5%、69.0%、71.3%、67.1%、70.6%、86.2%。

因此,人口流动管控政策使感染人数曲线平稳化,延长了波峰阶段的时间期。其直接反映在,感染者波峰日到达时间的大幅推迟和当日感染人数的显著下降。就防疫工作而言,人口流动管控为政府防控疫情尤其是医疗系统赢得了宝贵的准备时间,降低了医疗设施所需求的容纳量、缓解了医疗设施在疫情爆发期的峰值压力,使受感染者能够获得相对更为充足的医疗资源,以提高治愈率、降低死亡率。

## 4 交通管控影响人口流动及其空间分布

### 4.1 人口流动变化

受到交通管制影响,2020年1—4月中国人口地级流动强度较2019年同期日均下降40.18%。从2020年1月25日至4月30日,除了4月4日清明节外,人口流动指数均显著低于去年同期。因此,重大疫情管控政策对于人口流动影响是持续性的。即使交通管控政策已经解除,但人口流动依然受其持续性影响。其中清明节是由于较长时间疫情隔离导致市民的出行旅游休闲需求在清明节得以释放,大规模出游推高了人口出行指数。考虑到春节和“春运”在不同年份日期差异对于人口流动的影响,分时段下比较:① 尽管2020年1月3—13日、1月18—24日人口流动指数高于去年同期(图5a),但其中存在2020年春节和启动“春运”早于2019年公历的影响,因此提前返乡流也早于2019年启动。就“春运”返乡流15 d而言,2020年(1月10—24日)人口日均流动指数较2019年(1月21日—2月4日)下降7.2%。尽管2020年1月25日开始全国交通管制,但实际上疫情的爆发已经对人口的自发性移动行为产生影响;② 在“春运”返工流的25 d中,2020年(1月25日—2月18日)人口日均流动指数较2019年(2月5日—3月1日)下降66.4%;③ 从返工流至3月末,2020年(2月19日—3月31日)人口日均流动指数较2019年(3月2—31日)下降48.8%。这一部分既包括返工流,也包括人口的日常商务、流动行为;④ 2020年4月人口日均流动指数较2019年同期下降39.8%。这一时间段主要反映了地级行政区划之间的日常通勤。直至2020年4月30日当日,中国人口流动强度较2019年同日仍下降近1/4(24.4%)。同时,不同地级行政区划人口流动影响存在明显差异,如毕节市在2月23日—3月16日中呈现出持续的人口流动强度高于去年的特征。

## 4.2 人口净流入变化

根据人口流动的方向性,“春运”人口流动可分为春节前返乡流和春节后返工流。节前返乡流期间,人口流动的主导方向是由东部向中西部地区扩散<sup>[40]</sup>,节后返工流期间人口流动的主导方向大体较节前相反。以北京、上海、深圳、广州、赣州和武汉为例(图5b),其中,上海、广州、深圳等地在第3周(1月14—20日)已经完成了人口返乡流,而北京、武汉返乡流仍持续了一周。以北京、上海、广州、深圳为代表的人口流入地受到疫情人口流动管控影响,截至4月30日,较1月1日的人口净流入均为负值,即返工流仍未抵消返乡流的人口流出规模,表明复工均未达到疫情前水平;以赣州为代表的人口流出地,人口总计指数仍为正值,即相当规模流动人口仍停留在当地而非流出返工。

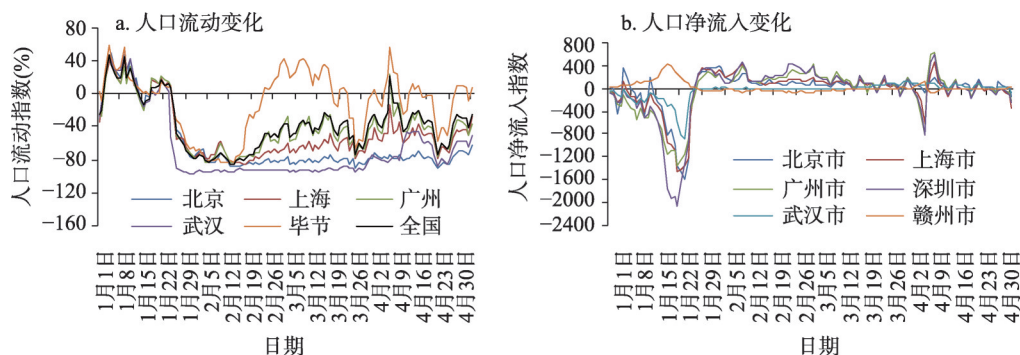


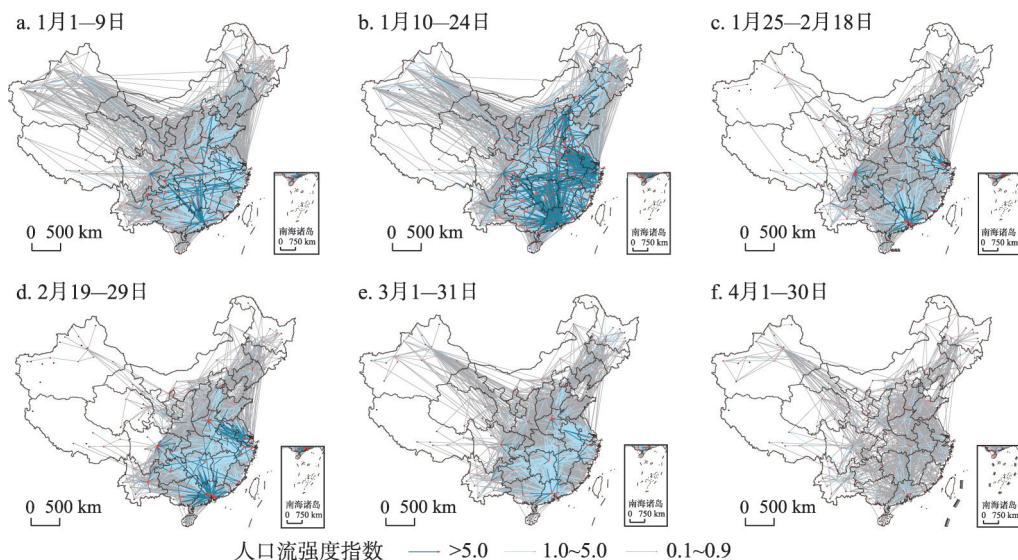
图5 2020年较2019年同期百度迁徙人口流动指数变化(a)、2020年1—4月部分城市百度迁徙人口净流入指数变化(b)

Fig. 5 Variation of population flow index in 2020 compared with 2019 (a), variation of population net inflow index of some cities from January to April 2020 (b), source from Baidu migration

图6为2020年1—4月中国人口流动的方向性与强度变化。① 1月1—9日返乡流已经启动,全国日均人口流动指数391.53。人口净流入高强度路径如武汉→黄冈、广州→湛江、郑州→周口等;② 1月10—24日为官方定义“春运”节前返乡流高峰期,全国日均人口流动指数490.92,强度达到2020年“春运”顶峰。人口净流入高强度路径除前述外如昆明→曲靖、西安→咸阳、成都→南充等;③ 1月25日—2月18日节后返工流受到人口流动管控影响,全国日均人口流动指数大幅下降至128.45。人口净流入高强度路径如成都→南充、北京→保定、昆明→曲靖等;④ 2月19—29日通常情况下人口流动将持续返工流的空间指向性,强度明显低于节后返工流的25 d。但在2020年“春运”后的11 d中,人口流动强度百度指数日均155.71超过“春运”返工流;⑤ 3月份仍持续了返工流的空间特征,全国人口流动指数日均225.69;⑥ 4月份全国人口流动指数持续恢复,日均274.98。

## 4.3 人口分布变化

人口流动管控直接影响了人口的空间分布。基于腾讯定位数据交叉对比了2019年、2020年1月3日为代表的工作日和农历新年正月初二(2019年2月6日、2020年1月26日)全国用户定位次数,间接考察人口空间分布的变化差异。采集时间为当日9—17时整时,计9次/日。在代表工作日的两天中,2019年和2020年1月3日分别采集定位次数3371.16万次、3753.14万次;在两个年份的农历正月初二,2019年2月6日和2020年1月26日分别采集定位次数2964.9万次、3744.9万次。直观上,疫情影响增加了人之间的联系频率。互联网通讯服务既是人与人之间感情联络的工具,同时承担一部分工作联络职能,



注: 基于自然资源部标准地图服务网站GS(2019)1831号的标准地图制作, 底图边界无修改。

图6 2020年1—4月百度迁徙人口净流入强度变化

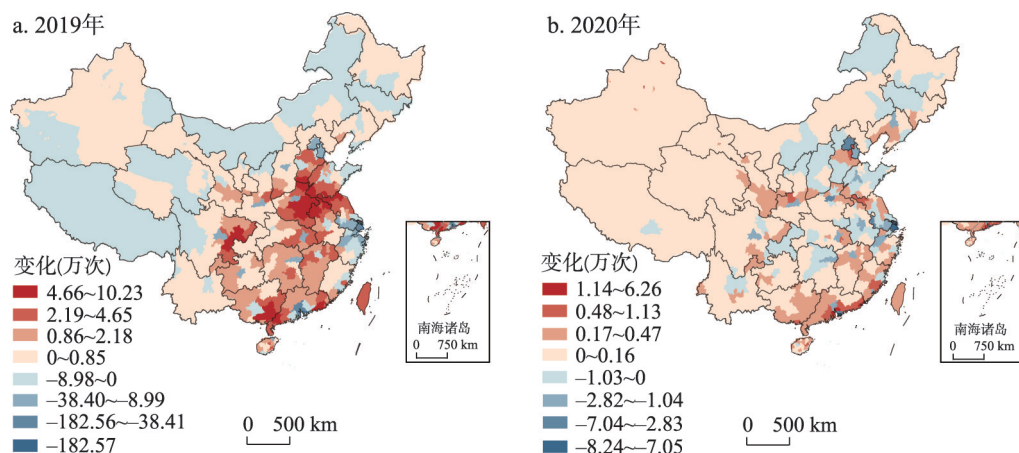
Fig. 6 Intensity change of net inflow between January and April 2020 (source from Baidu migration)

因此2019年春节正月初二较同年1月3日工作日定位次数下降12.05%, 然而2020年受到疫情的影响, 正月初二当日较同年1月3日仅下降0.22%。其原因是疫情的严重性, 使人们增加了相互联络, 例如沟通健康状况、当地疫情发展情况等信息。

利用定位数据的人口分布变化分析与前文中2020年“春运”返乡流人口日均流动指数较2019年返乡流下降7.2%的人口流动结果一致表明, 人口流动管控与人们对于疫情的恐惧导致春节返乡流受到显著影响, 并短期改变中国人口时空分布的动态趋势。中国各地级行政区划2019年、2020年的春节(正月初二)与工作日(1月3日)移动定位次数差值的值域分别为-1825698~102267、-82426~62594, 2019年差值的平均值、标准差、中位数分别是2020年的49.4倍、12.5倍和8.3倍。表明2019年春节返乡人口变化量的波动强度显著高于2020年, 地区间差异更大。考虑到全国范围的交通管制是在除夕后实施, 因此大量流动人口实际上并未返乡团聚。其中的一个突出原因在于, 社会经济相对发达的大城市的医疗水平远高于欠发达地区。在重大公共卫生安全事件下, 不返乡显然是更为合理的选择。

2019年春节人口返乡空间特征明显(图7)。较1月3日工作日, 正月初二当日京津、长三角、珠三角和部分省会城市定位次数明显减少, 99个定位次数减少地级行政区划共计减少883.38万次。定位次数减少值前10位依次为深圳、东莞、中山、厦门、广州、上海、佛山、北京、郑州、苏州, 值域为-182.57万~-20.87万次; 中西部地区人口增加明显, 272个定位次数增加地级行政区划共计增加477.14万次。定位次数增加值前10位依次为濮阳、周口、菏泽、玉林、开封、商丘、贵港、阜阳、邯郸、广安, 值域为10.23万~6.96万次。对比之下, 2020年人口变化量明显低于2019年, 102个定位次数减少地级行政区划共计减少70.60万次。定位次数减少值前10位依次为: 澳门、香港、上海、北京、郑州、南京、深圳、武汉、无锡、济南, 值域为-8.24万~-1.93万次; 269个定位次数增加地级行政区划共计增加62.37万次, 定位次数增加值前10位依次为: 东莞、汕头、中山、潮州、佛山、揭阳、珠海、惠州、莆田、泉州, 值域为6.26万~0.84万次。





注：基于自然资源部标准地图服务网站GS(2019)1831号的标准地图制作，底图边界无修改。

图7 中国地级行政单元下春节较工作日腾讯定位次数变化

Fig. 7 Changes of positioning times between Spring Festival and weekdays in administrative units at prefecture level (10000 times, source from Tencent positioning service)

## 5 结论与讨论

### 5.1 结论

(1) 作为评估遏制疫情爆发的效果，中国人口流动管控措施使COVID-19感染人数曲线显著平稳化。本文基于中国国家卫生健康委员会、中国疾病预防控制中心等COVID-19疫情数据和百度人口迁徙数据，利用SEIR传染病模型模拟结果表明，中国2020年1月1日至3月17日人口流动管控策略使同年1月15日至3月31日COVID-19疫情日新增感染者波峰日推迟1.9倍到达，当日感染人数下降63.4%。在选取的截至2020年3月31日确诊人数最高的5个省份、5个湖北省城市、6个湖北外城市中，波峰日分别推迟1.4~8倍、5.6~16.7倍和2.3~7.2倍到达，当日感染人数分别下降56.9%~85.5%、62.2%~89.2%和67.1%~86.2%。中国通过人口流动管控平稳化感染人数曲线，显著推迟了疫情爆发的来临时间，减少日新增波峰日感染人数，为疫情防控准备争取了宝贵的缓冲时间，同时极大降低疫情集中爆发对于医疗设施所造成的冲击，成为中国应对COVID-19疫情重大突发性公共卫生事件时非药物干预中的重要组成部分。

(2) 作为评估管控政策对于人口流动的影响，人口流动管控大幅限制中国人口地级流动。基于百度人口迁徙数据统计，2020年1—4月中国人口地级行政区划之间流动强度较2019年同期日均下降40.18%。从1月25日直至4月30日，除了4月4日清明节外，人口流动指数均显著低于去年同期。因此，重大疫情管控政策对于人口流动影响是持续性的。其中，节后返工流较2019年下降66.4%，同时延长返工流持续时间。仅本文采用的百度迁徙数据表明，人口流动的返工流空间特征覆盖至2020年3月份。

(3) 作为评估管控政策对于短期人口分布变化的影响，人口流动管控与人们对于疫情的恐惧导致春节返乡流受到显著影响，并短期改变中国人口时空分布的动态趋势。基于腾讯定位数据定量分析表明，中国地级行政区划2019年农历新年正月初二与当年公历1月3日（工作日）移动定位次数差值的平均值、标准差、中位数分别是2020年的49.4倍、12.5倍和8.3倍，因此大量流动人口实际上并未返乡团聚。尽管中国全面的交通管制

起始于2020年1月25日,但实际上受到疫情影响,以流动人口为主的返乡行为在交通管制前已经产生变化。这也是返工流显著下降的情况下各地能够迅速复产复工的原因之一。

(4) 武汉流入人口直接影响地区疫情发展程度,进一步验证了人口流动对于传染病跨区域传播影响的认知和人口流动边界控制对于流行病爆发传播的遏制作用。在空间维度,线性回归与地理探测器分析一致表明,由武汉直接、间接流入人口强度对于地区确诊人数及其分布的空间分层异质性产生显著影响。其中,直接流入人口强度在线性回归模型的标准化系数和空间分层异质性的 $q$ 值均高达0.930以上( $p < 0.01$ )。因此,人口流动管控可以对疫情扩散起到根本性作用。在时间维度,全国地级行政区划每日由武汉累计流入人口强度与全国地级行政区划(除武汉)累计确诊数量持续呈强正相关性。在追朔13~27 d相关性高于0.950;全国地级行政区划每日由武汉新增流入人口强度与新增确诊人数相关性呈抛物线特征,人口流从倒推7 d开始与单日确诊人数相关性呈正相关,并持续大幅增加至倒推第14天的0.554进入平稳期,因此由武汉流入人口规模与当地确诊人数之间存在14 d的时间滞后性。

## 5.2 讨论

非药物干预是应对 COVID-19 疫情突发性公共卫生事件措施的主要组成部分<sup>[41]</sup>,同时被证明有效控制中国疫情的发展<sup>[42]</sup>。由于不同干预措施的效果各不相同<sup>[43]</sup>,因此需要定量研究以评估非药物干预措施的效果及其时机。以往研究一致表明,边界隔离、社区隔离等限制人际接触的干预措施是防止地区流行病指数级增长的有效策略<sup>[42-43]</sup>。中国通过人口流动管控有效遏制 COVID-19 疫情爆发,成为抗击疫情中非药物干预的主要措施之一。首先,本文回顾疫情防控措施的有效性有助于评估防控措施程度、效果及其成本之间的关系,同时作为一个基于移动定位数据分析人口流动和公共卫生事件关系的研究案例。由于仅考虑了武汉“封城”对于人口流入的影响和地级行政区划内部交通拥堵指数的差异,可以预见,中国采取的全国层面的交通管制对于疫情的控制作用将高于以上结果,因此这是一个保守估计;其次,SEIR模型的参数设定对于结果将产生一定影响。模型中,COVID-19感染者、恢复和死亡人数使用了2020年1月15日—3月31日计77 d数据,同时考虑到发病潜伏期、病毒传染、确诊时间的推迟,测度地区人口活跃度参数( $K_1$ )和测度地区与武汉之间的人口流动强度系数( $K_2$ )均使用倒推14 d,即2020年1月1日—3月17日的77 d数据。不同时间段数据的选取、选取数据时间的缩短或延长,将对计算结果产生一定影响。例如若将人口流动与确诊人数数据选取为1月1日—2月29日,则人口流动对于疫情防控的效果将进一步提高;最后,尽管百度迁徙无法识别人口二次移动行为,仅能显示加权结果,但二次移动同时也增加了病毒传播和受到感染的额外风险。同时采用互联网移动数据对于人口覆盖率可能存在偏差。例如国内仍然有部分移动用户尚未接入百度或腾讯服务,并非所有社会群体都使用智能手机或互联网服务,尤其是老年人或儿童,所以这部分群体的空间流动无法被识别。在这种全球范围的突发性重大卫生安全事件下,政府需要寻找创新的方法来监测和控制流行病<sup>[44-45]</sup>。以互联网数据为代表的实时人口监控能够为疫情控制做出贡献,并且能够实施实时的可量化验证的疫情控制政策<sup>[46]</sup>。

就人口流动管控而言,高速城镇化和转型期中国的大规模人口流动使传染病流行的预防与控制面临新的挑战。尽管回顾人口流动管控只是量化流行病对经济社会影响中众多维度之一,但人口流动是市场经济条件下人力资本合理配置的有效方式,人口流动的规模和频率是经济发展活力的重要表现,其背后承载其他的社会、经济要素的流动。2019年“春运”期间,中国铁路、道路、水路、民航累计发送旅客29.8亿人次。人口密

集型社会活动的限制可能会破坏人类社会系统的功能<sup>[17]</sup>。尽管人口流动强度的大幅下降意味着对社会经济发展产生显著负向影响,然而其对于疫情爆发式增长和扩散的控制作用也是显而易见的<sup>[15]</sup>。因此,在应对重大公共卫生事件时,政府必须谨慎地部署非药物干预措施的控制策略,同时最大限度地提高社会与经济系统弹性与韧性。

### 参考文献(References)

- [1] Wang L, Wu J T. Characterizing the dynamics underlying global spread of epidemics. *Nature Communications*, 2018, 9: 218. DOI: 10.1038/s41467-017-02344-z.
- [2] Massaro E, Ganin A, Perra N, et al. Resilience management during large-scale epidemic outbreaks. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 1859. DOI: 10.1038/s41598-018-19706-2.
- [3] Liu Weidong. The impacts of COVID-19 pandemic on the development of economic globalization. *Geographical Research*, 2020, 39(7): 1439-1449. [刘卫东. 新冠肺炎疫情对经济全球化的影响分析. *地理研究*, 2020, 39(7): 1439-1449.]
- [4] Li Q, Guan X, Wu P, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia. *The New England Journal of Medicine*, 2020, 382(13): 1199-1207.
- [5] Yang Y, Lu Q B, Liu M J, et al. Epidemiological and clinical features of the 2019 novel coronavirus outbreak in China. *Med Rxiv*, 2020. DOI: 10.1101/2020.02.10.20021675.
- [6] 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 modelling study. *Lancet*, 2020, 395(10225): 689-697.
- [7] Wang H W, Wang Z Z, Dong Y Q et al. Phase-adjusted estimation of the number of coronavirus disease 2019 cases in Wuhan, China. *Cell Discovery*, 2020, 6(10). DOI: 10.1038/s41421-020-0148-0.
- [8] Wang Y, Ma J L, Cao J D, et al. Edge-based epidemic spreading in degree-correlated complex networks. *Journal of Theoretical Biology*, 2018, 454: 164-181.
- [9] Sun G Q, Jusup M, Jin Z, et al. Pattern transitions in spatial epidemics: Mechanisms and emergent properties. *Physics of Life Reviews*, 2016, 19: 43-73.
- [10] Zhao Ziyu, Wei Ye, Yang Ran, et al. Gravity model coefficient calibration and error estimation: Based on Chinese interprovincial population flow. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(2): 203-221. [赵梓渝, 魏冶, 杨冉, 等. 中国人口省际流动重力模型的参数标定与误差估算. *地理学报*, 2019, 74(2): 203-221.]
- [11] Charu V, Zeger S, Gog J, et al. Human mobility and the spatial transmission of influenza in the United States. *Plos Computational Biology*, 2017, 13(2): e1005382. DOI: 10.1371/journal.pcbi.1005382.
- [12] Brockmann D, Helbing D. The hidden geometry of complex, network-driven contagion phenomena. *Science*, 2013, 342(6164): 1337-1342.
- [13] 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 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与区域防控政策建议. *中国科学院院刊*, 2020, 35(2): 200-203.]
- [14] Wang Jiaoe, Du Delin, Wei Ye, et al. The development of COVID-19 in China: Spatial diffusion and geographical pattern. *Geographical Research*, 2020, 39(7): 1450-1462. [王姣娥, 杜德林, 魏冶, 等. 新冠肺炎疫情的空间扩散过程与模式研究. *地理研究*, 2020, 39(7): 1450-1462.]
- [15] Fang Y Q, Nie Y T, Penny M. Transmission dynamics of the COVID-19 outbreak and effectiveness of government interventions: A data-riven analysis. *Journal of Medical Virology*, 2020, 92(6): 645-659.
- [16] Ruktanonchai N W, Floyd J R, Lai S J, et al. Assessing the impact of coordinated COVID-19 exit strategies across Europe. *Science*, 2020, 369(6510): 1465-1470.
- [17] Weng W G, Ni S J. Evaluation of containment and mitigation strategies for an influenza A pandemic in China. *Simulation*, 2015, 91(5): 407-416.
- [18] Zhu Yu, Ding Jinhong, Wang Guixin, et al. Research progress on population geography in China in recent 40 years: A cross-disciplinary perspective. *Progress in Geography*, 2017, 36(4): 466-482. [朱宇, 丁金宏, 王桂新, 等. 近40年来的中国人口地理学: 一个跨学科研究领域的进展. *地理科学进展*, 2017, 36(4): 466-482.]
- [19] Zhao Ziyu, Wei Ye, Pang Ruiqiu, et al. Spatiotemporal and structural characteristics of interprovincial population flow during the 2015 Spring Festival Travel Rush. *Progress in Geography*, 2017, 36(8): 952-964. [赵梓渝, 魏冶, 庞瑞秋, 等. 中国春运人口省际流动的时空与结构特征. *地理科学进展*, 2017, 36(8): 952-964.]

- [20] Ye J Z. Stayers in China's "hollowed-out" villages: A counter narrative on massive rural-urban migration. *Population Space and Place*, 2017, 24(4): e2128. DOI: 10.1002/psp.2128.
- [21] Ernten A, Mccollum D, Feng Z Q, et al. Using linked administrative and census data for migration research. *Population Studies*, 2018, 72(3): 357-367.
- [22] Ebenstein A, Zhao Y H. Tracking rural-to-urban migration in China: Lessons from the 2005 inter-census population survey. *Population Studies*, 2015, 69(3): 337-353.
- [23] Zhu Y, Chen W. The settlement intention of China's floating population in the cities: Recent changes and multifaceted individual level determinants. *Population Space & Place*, 2010, 16(4): 253-267.
- [24] Lu Y M, Liu Y. Pervasive location acquisition technologies: Opportunities and challenges for geospatial studies. *Computers Environment & Urban Systems*, 2012, 36(2): 105-108.
- [25] Liu Y, Liu X, Gao S, et al. Social sensing: A new approach to understanding our socioeconomic environments. *Annals of the Association of American Geographers*, 2015, 105(3): 512-530.
- [26] Wang Xia, Tang Sanyi, Chen Yong, et al. When will be the resumption of work in Wuhan and its surrounding areas during COVID-19 epidemic? A data-driven network modeling analysis. *Scientia Sinica (Mathematica)*, 2020, 50(7): 969-978. [王霞, 唐三一, 陈勇, 等. 新型冠状病毒肺炎疫情下武汉及周边地区何时复工? 数据驱动的网络模型分析. *中国科学: 数学*, 2020, 50(7): 969-978.]
- [27] Riley S. Large-scale spatial-transmission models of infectious disease. *Science*, 2007, 316(5829): 1298-1301.
- [28] Wang L, Li X. Spatial epidemiology of networked metapopulation: An overview. *Chinese Science Bulletin*, 2014, 59(28): 3511-3522.
- [29] Wu J T, Riley S, Fraser C, et al. Reducing the impact of the next influenza pandemic using household-based public health interventions. *PLoS Medicine*, 2006, 3(9): e361. DOI: 10.1371/journal.pmed.0030361.
- [30] Ferguson N M, Keeling M J, Edmunds W J, et al. Planning for smallpox outbreaks. *Nature*, 2003, 425(6959): 681-685.
- [31] Epstein J M, Goedecke D M, Yu F, et al. Controlling pandemic flu: The value of international air travel restrictions. *PLOS ONE*, 2007, 2(5): e401. DOI: 10.1371/journal.pone.0000401.
- [32] Viboud C, Børnstad O N, Smith D L, et al. Synchrony, waves, and spatial hierarchies in the spread of influenza. *Science*, 2006, 312(5772): 447-451.
- [33] Kerkhove M D V, Ferguson N M. Epidemic and intervention modelling: A scientific rationale for policy decisions? Lessons from the 2009 influenza pandemic. *Bull World Health Organ*, 2012, 90(4): 306-310.
- [34] Viboud C, Nelson M I, Tan Y, et al. Contrasting the epidemiological and evolutionary dynamics of influenza spatial transmission. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B: Biological Sciences*, 2013, 368(1614): 83-89.
- [35] Li Q, Guan X, Wu P, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia. *The New England Journal of Medicine*, 2020, 382(13): 1199-1207.
- [36] Wu J T, Leung K, Bushman M, et al. Estimating clinical severity of COVID-19 from the transmission dynamics in Wuhan, China. *Nature Medicine*, 2020, 26: 506-510.
- [37] Jia J S, Lu X, Yuan Y, et al. Population flow drives spatio-temporal distribution of COVID-19 in China. *Nature*, 2020, 582: 389-394.
- [38] 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.]
- [39] Wang J F, Zhang T L, Fu B J. A measure of spatial stratified heterogeneity. *Ecological Indicators*, 2016, 67: 250-256.
- [40] Zhao Ziyu, Wang Shijun. A study of inter-provincial population flow spatial-temporal pattern during Chinese Spring Festival Travel Rush. *Population Research*, 2017, 41(3): 101-112. [赵梓渝, 王士君. 2015 年我国春运人口省际流动的时空格局. *人口研究*, 2017, 41(3): 101-112.]
- [41] Fong M W, Gao H Z, Wong J Y, et al. Nonpharmaceutical measures for pandemic influenza in nonhealthcare settings-social distancing measures. *Emerging Infectious Diseases*, 2020, 26(5): 976-984.
- [42] Epidemiology Working Group for NCIP Epidemic Response, Chinese Center for Disease Control and Prevention. The epidemiological characteristics of an outbreak of 2019 novel coronavirus diseases (COVID-19) in China. *Chinese Journal of Epidemiology*, 2020, 41(2): 145-151.
- [43] Lai S, Ruktanonchai N W, Zhou L, et al. Effect of non-pharmaceutical interventions to contain COVID-19 in China. *Nature*, 2020, 585(7825): 410-413.
- [44] Massaro E, Kondor D, Ratti C. Assessing the interplay between human mobility and mosquito borne diseases in urban



environments. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 16911. DOI: 10.1038/s41598-019-53127-z.

- [45] Lindsay S W, Wilson A, Golding N, et al. Improving the built environment in urban areas to control *Aedes aegypti*-borne diseases. *Bulletin of the World Health Organization*, 2017, 95(8): 607-608.
- [46] Zlojutro A, Rey D, Gardner L. A decision-support framework to optimize border control for global outbreak mitigation. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 2216. DOI: 10.1038/s41598-019-38665-w.

## Effect of population flow control in restraining COVID-19 in China

ZHAO Ziyu<sup>1</sup>, HAN Zhonghui<sup>2</sup>, WEI Ye<sup>3</sup>, WANG Shijun<sup>3</sup>

(1. School of Tourism and Geography Science, Qingdao University, Qingdao 266071, Shandong, China;

2. School of Management, Ocean University of China, Qingdao 266100, Shandong, China;

3. School of Geographical Sciences, Northeast Normal University, Changchun 130024, China)

**Abstract:** The Chinese government has curbed the rapid transmission of COVID-19 through a population flow control rarely seen in history. What is the effect of population flow control on pandemic prevention and control? How does it affect China's population mobility and short-term population distribution? In this paper, an SEIR model of virus transmission dynamics is used to evaluate the effectiveness of the control measures, and mobile location data are employed to track the temporal and spatial changes of population mobility in China, in order to review the positive and negative effects of population flow control during the major outbreaks of COVID-19: (1) Population flow control has significantly stabilized the daily new infection, serving as an essential part of China's non-pharmacological intervention measures in response to major public emergencies of COVID-19. Population flow control postponed the arrival of the peak day of daily new infections in China by 1.9 times, and reduced the number of newly infected people on that day by 63.4%. In the selected 5 provinces, 5 cities in Hubei, and 6 cities outside Hubei, the peak days were postponed by 1.4-8 times, 5.6-16.7 times, and 2.3-7.2 times, respectively, and the number of newly infected people on that day was reduced by 56.9%-85.5%, 62.2%-89.2%, and 67.1%-86.2%, respectively. Therefore, population flow control bought valuable buffer time for the prevention and control of the pandemic, and greatly weakened the impact of concentrated transmissions on medical facilities. (2) Population flow control limited intercity population flow. From January to April 2020, the average daily population flow intensity in China decreased by 40.18% compared with the same period in 2019. In particular, the coming-back-to-work flow after the Spring Festival travel rush in 2020 (from January 25 to February 18) decreased by 66.4% on average. (3) Population flow control and people's fear of the pandemic greatly affected the Spring Festival travel rush in 2020, and the spatial and temporal and distribution of China's population was changed for a short period. This paper helps the understanding of the impact of the population flow control strategy introduced by the government on major public emergencies, as well as the influences of geographical characteristics upon on the population flow and distribution.

**Keywords:** COVID-19; traffic control; population flow; SEIR model; population geography; China