

COVID-19疫情对中国城市人口迁徙的短期影响 及城市恢复力评价

童 昀¹, 马 勇², 刘海猛³

(1. 海南大学旅游学院, 海口 570228; 2. 湖北大学商学院, 武汉 430062;
3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

摘要: 新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情对中国国民经济和社会发展产生剧烈冲击。科学评价中国受新冠疫情短期影响及恢复情况并揭示其时空特征, 可为常态化疫情防控阶段的经济形势研判和城市恢复提供有力支撑。基于2020年1月13日—4月8日百度迁徙大数据, 通过构建恢复指数(RRI)和恢复缺口(RGI)等指标, 从多尺度揭示中国受COVID-19疫情短期影响的逐日特征、阶段特征以及时空格局。结果发现: ① 疫情未影响春节前返乡迁徙, 节后恢复经历恢复停滞期、快速恢复期、平稳恢复期, 全国总体恢复程度由恢复停滞期不足20%上升至快速恢复期末60%左右, 3月3日开始进入平稳恢复期, 恢复指数达70%以上, 完全恢复至历史同期水平仍需较长时间。② 疫情对周末和节假日城市间交往活动影响显著, 中部和东北地区尤为明显。③ 疫情影响的区域差异性明显, 相对恢复程度西部>东部>中部>东北地区。④ 城市间恢复程度差异显著, 节后至4月8日呈现南高北低空间格局。结合疫情程度, 广州、深圳、重庆处于高确诊高恢复聚类, 河北、天津、黑龙江、河南、安徽、湖南处于低确诊低恢复聚类。⑤ 随着疫情有效控制, 城市层面恢复缺口由京津冀、长三角、珠三角等城市群的大规模成片劳动力迁入缺口, 转变为国家中心城市和部分省会城市的点状缺口。本文研究结果表明时空大数据在重大突发公共卫生事件实时影响评价方面具有较好应用前景。

关键词: COVID-19; 城市韧性; 时空演化; 迁徙大数据; 人地关系; 中国

DOI: 10.11821/dlxb202011017

1 引言

新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情的爆发对中国国民经济和社会发展产生剧烈冲击。截止2020年6月10日, 全国(含港澳台地区)COVID-19累计确诊病例达84652例, 累计死亡病例4645例^①。根据国家统计局数据, 一季度国内生产总值按可比价格计算, 同比下降6.8%^②。疫情爆发以来, 在习近平总书记亲自指挥、亲自部署下, 全国上下展开一系列强有力疫情防控措施, 及时抑制疫情蔓延态势, 4月8日零时武汉市解除离汉离鄂通道管控措施, 以武汉为主战场的全国本土新冠疫情传播基本阻断, 疫情防控取

收稿日期: 2020-03-03; 修订日期: 2020-10-03

基金项目: 国家社会科学基金项目(19BJL036); 国家自然科学基金项目(41801164) [Foundation: National Social Science Foundation of China, No.19BJL036; National Natural Science Foundation of China, No.41801164]

作者简介: 童昀(1991-), 男, 安徽合肥人, 博士, 讲师, 研究方向为区域绿色发展与生态旅游经济。

E-mail: tongyuntour@163.com

通讯作者: 马勇(1959-), 男, 湖北武汉人, 教授, 博导, 研究方向为生态文明与区域可持续发展。

E-mail: mytcn@126.com

① 数据来源: 国家卫生健康委员会, <http://www.nhc.gov.cn/xcs/yqtb/202006/d89974801e894128b26f6ecc85481334.shtml>.

② 数据来源: 国家统计局, http://www.stats.gov.cn/tjsj/zxfb/202004/t20200417_1739602.html.

得阶段性成效。但国内仍存零星散发病例和局部爆发疫情风险,同时疫情在全球范围爆发,使中国面临较高跨境输入性风险,疫情防控进入常态化。在此阶段,回溯中国城市受新冠疫情短期影响并评估其恢复情况,对于探索疫情冲击下不同城市的经济社会韧性,研判常态化疫情防控阶段经济运行形势,为城市经济社会发展恢复提供科学决策具有重要意义。

中国城市新冠疫情影响和恢复评价的“时效性”和“差异性”是本文拟解决的两个关键科学问题,也是国务院联防联控机制“科学防治、精准施策、分区分级”的具体要求。一方面,由于疫情爆发初期和春节假期叠加,节前返乡大规模人员流动显著增加疫情防控难度,春节期间以旅游业、娱乐业为代表的消费经济受到重大冲击,节后复工受疫情影响大幅推迟,疫情对国民经济和社会发展在短期内产生显著负面效应。实时评估疫情对城市的影响,对城市精准防控和制定复工复产政策十分迫切和重要。另一方面,中国幅员辽阔,本次疫情在全国范围内的爆发程度具有显著空间差异,并且全国经济社会发展水平和区域分工也存在明显地域特征。因此,从空间异质性视角揭示疫情造成的短期影响和疫情中后期城市恢复情况显得十分必要。

随着人类干扰自然的程度日益深刻,人类面临的疫病风险逐步上升^[1],新冠疫情爆发迫使我们进一步审视人与自然关系^[2]。地理学一直将人地关系作为学科研究主线,地理时空大数据近年来也在城市研究、人与自然耦合等方面发挥越来越重要作用^[3-4],因此地理学者应发挥学科优势,主动担当疫情研究和防控。目前,地理时空大数据应用领域非常广泛^[5]。基于地理学格局—过程—机制的研究范式,相关学者利用时空大数据在城市地理^[6-7]、旅游地理^[8]、经济地理^[9]、行为地理^[10]等领域取得丰硕成果。以基于位置的服务(Location Based Services, LBS)大数据为代表的地理时空大数据,在记录数据的时间和空间信息上具有高度即时性和精确性^[11],并且数据规模巨大,覆盖地域全面。恰恰可为解决上述两个关键科学问题提供研究思路和数据支撑。

目前,时空大数据已广泛运用到流行病学和公共健康管理研究领域,特别是在各型流感、登革热、埃博拉等流行病预警与监控方面取得较多成果^[12]。较早运用时空大数据进行流行病预测是基于互联网搜索引擎数据展开的,其预测基础是流感关键词搜索与实际流感发生之间存在时空关联。Ginsberg等^[13]和Polgreen等^[14]利用不同搜索引擎数据,跟踪和预测美国流感疫情。为提高预测准确性,不同种类的时空大数据得到综合应用。瑞典卡罗林斯卡学院与美国哥伦比亚大学研究团队,利用手机通话数据监测海地地震灾难后人口流动情况,并预测随之而来霍乱疫情^[15]。加拿大Bio. Diaspora公司综合疫情、航班、人口流动、气候、城市卫生管理等多源数据,发布全球埃博拉病毒地图^[16]。Zhang等综合互联网搜索数据和社会、气候数据,预测济南百日咳流行病^[17]。李德仁认为,时空大数据是面向包括疫情防控在内很多大数据应用场景和服务的基础,并且可在疫情监测和疫情信息服务发挥重要作用^[18]。在新冠疫情科学研究和防控实践中,时空大数据发挥了关键作用。周成虎提出利用手机信令数据和社交媒体LBS数据等,对新冠病例和高风险地区停留人员进行时空轨迹溯源,实现潜在感染区和感染人群的精准判识和空间管制^[19]。Kraemer等利用实时通信数据和病例旅行史数据,回溯全国新冠疫情扩散趋势,并证实中国政府一系列管控措施的积极作用^[20],Lai等也开展了类似工作,使用海量匿名人群移动数据和日常旅行网络模拟发现,中国限制旅行和减少接触等非药物干预策略(Non-pharmaceutical Interventions, NPI)的联合使用,取得了迅速的疫情防控成效^[21]。

综上所述,目前时空大数据多集中应用于疫情预测、实时统计、轨迹识别等方面,而基于时空大数据的经济社会实时疫情影响和恢复力评估研究很少。鉴于此,本文在获

取全国各城市百度迁徙大数据基础上,首先构建新冠疫情短期影响及恢复评价指标,其次在逐日的时间尺度上分析全国及不同区域疫情的短期影响与恢复情况,然后剖析疫情对全国各城市短期影响和恢复情况的时空特征,以期为区域疫情防控与经济社会恢复发展提供科学支撑,为大数据在重大突发公共卫生事件中的应用提供方法与案例借鉴。

2 数据来源与研究方法

2.1 研究数据

2.1.1 百度迁徙大数据 百度迁徙大数据于2014年春运期间上线提供服务,以实现即时动态可视化描绘春运短期人口大迁徙时空轨迹和特征为主要目标^[22]。它通过识别海量LBS服务使用者的时空位移,定义和挖掘迁徙人群,确定区域间人群迁徙特征^[23]。该数据被逐渐运用到地理学、社会学、城市规划等学科的研究中^[24-26],也被广泛应用于区域规划等政府管理和零售选址等商业活动。目前,百度迁徙大数据提供中国省域层面和城市层面,以天为单位记录的迁入指数、迁出指数(横向城市可比,纵向历史可比),以及迁入各省份、城市人群来源地占比和迁出各省份、城市人群目的地占比。

基于百度迁入指数评价区域和城市整体恢复情况的逻辑基础是:① 迁入指数能较好直接反映中国城市间人口流动情况,而人流是经济、社会、文化等诸多要素在空间上流动的载体^[27]。人的跨区域活动和流动性则成为表征区域经济社会发展活力的重要指标,城市系统活力的维持需要不断从外部汲取负熵(人员、物质和信息的流入)^[28-29]。因此可将人口流动性恢复作为经济社会恢复的重要表征。② 不同时期的城市人口迁入可以反映城市不同方面的经济社会活动。本文时间序列覆盖春运,春节前人口大规模返乡反映的是重大节日活动,春节假期内人口流动主要反映旅游、探亲等活动,节后一定时期内人口迁徙主要反映返回工作城市的复工复产情况,再往后非节假日的人口流动主要反映城市间商务往来与文化科技交流。因此,不同时期新冠疫情对城市不同活动的影响也可以用人口流动性的变化表征。综上,选取百度迁入指数作为基础数据,通过对比某个区域或城市今年与历史同期的人口迁入数量,可以间接反映该时期疫情对当地经济社会的短期影响,进而判断不同城市的恢复情况。

2.1.2 数据的时空尺度 第一,为体现研究精准性,以城市为基本研究尺度,爬取中国地级及以上行政单元和香港特别行政区、澳门特别行政区的百度迁入指数,空间单元为361个,能够基本覆盖全国地域。第二,为体现研究动态性,综合考虑新冠疫情从爆发到稳定以及春节等假期的关键时间节点,将数据时间序列设置为2020年1月13日(国家明确发布新冠病毒人传人消息前1周)—2020年4月8日(武汉市解除离汉离鄂通道管控措施),共计86 d。同时为揭示疫情的社会经济冲击,还需对比历史同期情况,考虑到春节假期和春运活动,为保证可比性,历史数据选择为2019年的农历同期数据。第三,为考察春节后城市恢复情况,从正常复工时间2020年2月1日(正月初八)开始,设置6个观测子阶段:阶段1为2月1日—8日(正月初八—元宵节),阶段2为2月9日—15日(正月十六—正月廿二),阶段3为2月16日—22日(正月廿三—正月廿九),阶段4为2月23日—29日(二月初一—二月初七),阶段5为3月1日—19日(二月初八—二月廿六),阶段6为3月20日—4月8日(二月廿七—三月十七)。划分依据是:① 保证每个阶段均大于7 d。使用阶段内总体数据可避免当期单日数据和历史同期单日数据在周末与非周末上存在错位而导致的单日差异。② 前4个阶段是节后城市恢复关键期且逐日变化较明显,因此将每个阶段跨度设置为1周。③ 随着疫情有效控制,以及历经前4个阶段的

恢复,城市恢复逐日变化趋于稳定,故将阶段5~6的时间跨度增加,设置为19 d。由于跨度增加,恰好使阶段6同时涵盖当期与历史同期的清明节,从而确保2期数据可比。

2.1.3 数据来源 迁入指数源于百度迁徙大数据网站 (<http://qianxi.baidu.com>)。行政区划底图源于国家科技基础条件平台1:400万地级及以上城市行政区划数据,并根据2019年12月31日民政部官网 (<http://xzqh.mca.gov.cn/map>) 公布的行政区划调整信息修正。

2.2 研究方法

2.2.1 数据挖掘方法 百度迁徙大数据的挖掘利用Python软件编程实现。首先查询某城市迁入指数,再利用浏览器查看该页面源代码,通过模块化选择,识别迁入数据展示模块源代码,查询其hearers参数,获得请求迁入指数的服务器地址,再批量设置数据日期Date和城市ID并构建循环语句。经过反复调试与人工查验,实现数据批量获取。

2.2.2 局部空间自相关分析

(1) 单变量局部空间自相关分析。单变量局部空间自相关检验可识别单一变量的空间聚类 and 异常值情况并划分4种聚类。其中高高和低低集聚的空间正相关聚类的识别有助于从宏观层面发现城市恢复程度的显著性热点和冷点,可为城市群和更大空间尺度探索建立疫后恢复的区域一体化统筹协调机制及其空间范围划定提供科学参考,高低和低高集聚的空间负相关聚类的识别则有利于针对区域异常单元实施精准治理,公式如下^[30]:

$$I_i = Z_i \sum_j w_{ij} Z_j \quad (1)$$

式中: I_i 为城市 i 的单变量局部 Moran's I 指数; Z_i 为通过 Z 标准化的城市恢复程度; W_{ij} 为一阶反距离空间权重矩阵,具体形式为:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1/S_{ij}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \quad (2)$$

式中: W_{ij} 为城市 i 与 j 之间空间权重; S_{ij} 为利用城市 i 与 j 质心经纬度坐标计算的欧氏距离。

(2) 双变量局部空间自相关分析。双变量空间自相关在描述两个地理要素的空间关联和依赖特征上具有良好适用性和有效性。城市新冠疫情短期影响和恢复情况与疫情严重程度密切相关,因此运用双变量局部空间自相关刻画两者之间的空间关联特征。其中高高和低低集聚为空间正相关,分别表示城市疫情严重但恢复程度较高、疫情不严重但恢复程度较低。高低和低高集聚为空间负相关,分别表示城市疫情严重且恢复程度较低、疫情不严重且恢复程度较高。公式如下^[31]:

$$\begin{aligned} I_{lm}^j &= z_m^j \sum_{i=1}^n W_{ij} z_l^i \\ z_m^j &= \frac{X_m^j - \bar{X}_m}{\sigma_m} \\ z_l^i &= \frac{X_l^i - \bar{X}_l}{\sigma_l} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: I_{lm}^j 为城市 j 的双变量局部 Moran's I 指数; X_m^j 是城市 j 累计确诊病例数值; X_l^i 是城市 i 的恢复程度; z_m^j 是城市 j 累计确诊病例数方差标准化值; z_l^i 是城市 i 恢复程度方差标准化值; σ_m 和 σ_l 分别为恢复程度和累计确诊病例数方差; \bar{X}_m 和 \bar{X}_l 分别为恢复程度和累计确诊病例数均值。

2.3 城市恢复评价指标

2.3.1 恢复指数(RRI) 构建恢复指数(Relative Recovery Index, RRI)作为衡量城市相对恢复情况的指标。其中春节后短期内人口迁入越接近历史同期水平,说明复工复产情

况越好,春节后较长时期的人口迁入越接近历史同期水平,则说明城市相对恢复情况越好。6个分级临界点90%、75%、60%、45%、30%、15%将RRI指数划分为恢复很好、恢复好、恢复较好、恢复一般、恢复较差、恢复差、恢复很差7级。

$$RRI_{i,t} = Imm_{i,t} / Imm_{i,t'} \quad (4)$$

式中: $RRI_{i,t}$ 为*i*城市*t*时间的恢复指数; $Imm_{i,t}$ 为*i*城市*t*时间的人口迁入指数; $Imm_{i,t'}$ 为*i*城市农历历史同期*t'*的人口迁入指数。

2.3.2 恢复缺口(RGI) 构建恢复缺口(Recovery Gap Index, RGI)作为衡量城市恢复绝对缺口的指标。由于百分比指标只反映城市恢复程度,无法揭示城市恢复正常水平的绝对距离。并且某些城市恢复程度较高,但绝对缺口仍然较大,距离完全恢复距离较大,安全风险较高。因此以恢复缺口作为衡量城市恢复的另一个指标。另因划分各研究阶段时间跨度不同,因此取日均缺口。

$$RGI_{i,t} = (Imm_{i,t} - Imm_{i,t'}) / T_j \quad (5)$$

式中: $RGI_{i,t}$ 为*i*城市*t*时间的恢复缺口; $Imm_{i,t}$ 为*i*城市*t*时间的人口迁入指数; $Imm_{i,t'}$ 为*i*城市农历历史同期*t'*的人口迁入指数; T_j 为*j*阶段的天数。

3 结果分析

3.1 全国及区域层面的整体分析

3.1.1 疫情对全国及四大区域短期影响的时序分析 将所有城市划分为东部、中部、西部、东北^③四个区域,以2020年1月13日为起点,4月8日为截止日期,绘制全国和东部、中部、西部、东北地区人口迁入指数变化曲线,同时设置相关时间节点参考线(图1)。

按照时序分析:①1月20日国家明确证实新冠病毒人传人之前,当期全国和各区域人口迁入指数,在绝对数值以及波动情况上,与历史同期数据具有明显耦合性。说明两期数据具有可比性。该阶段各城市人口迁入数量稳步上升,表明春运返乡高峰逐步到来。②1月20日—1月24日(除夕),各区域当期人口迁入数据与历史同期仍然保持耦合性,意味着新冠病毒人传人消息虽然一定程度上促使人们形成了对病毒危害严重性的认识,但并未抑制春运返乡行为。同时人口迁入指数在除夕降至低位,说明大部分人群已于除夕前返乡。③1月25日(正月初一)—1月31日(正月初七),此为春节假期。很明显地发现,由于疫情影响和强有力疫情防控举措实施,该阶段今年全国和各区域人口迁入指数迅速跌落,并在整个春节假期持续低位。相反,历史同期数据则处于激增态势,这一阶段人口迁入恰好反映春节黄金周全国各地的旅游与探亲访友活动^④。说明受到疫情影响,2020年春节旅游活动几近停滞。④2月1日(正月初八)—2月8日(元宵节),春节假期已过,节后复工返回工作地增多,表现为历史同期数据显示人口迁入指数不断下降。但疫情影响下,全国和各区域人口迁入指数徘徊低位,基本处于静止状态。表明节后复工复产受到极大影响。⑤2月9日(正月十六)—3月22日,正常情况下此阶段已处于平日状态,历史同期数据显示了城市间商务、工作、旅游等活动形成的正常人口迁徙规模,且每周平均人口迁徙规模保持稳定水平,并呈现以周为单位的周期波动,即周末人口迁徙规模增加形成波峰。但受疫情影响,周末波峰被明显削弱。随着疫情有效控

③ 东部地区包括京、津、冀、沪、苏、浙、闽、鲁、粤和琼等省区和港、澳;中部地区包括晋、皖、赣、豫、鄂和湘等省区;西部地区包括蒙、桂、渝、川、贵、滇、藏、陕、甘、青、宁和新等省区;东北地区包括辽、吉和黑等3个省区。

④ 根据中国旅游研究院数据,2019年春节假期全国旅游接待总人数达到4.15亿人次。

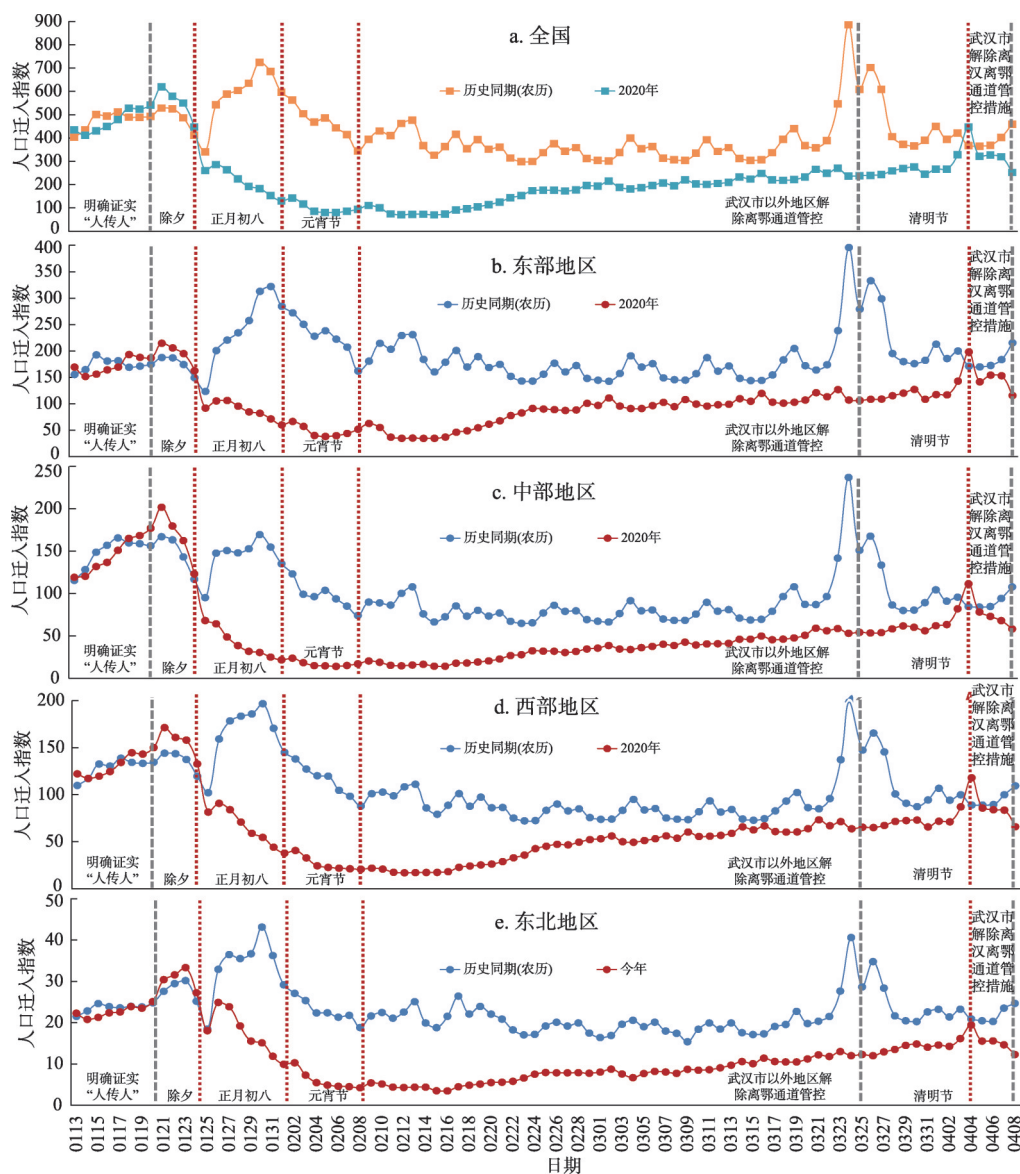


图1 新冠疫情对全国及4大区域短期影响的时序特征

Fig. 1 Time series characteristics of the short-term impact of the COVID-19 epidemics on China

制, 全国和各区域当期人口迁入规模出现稳步提升, 不断接近历史同期水平, 表明城市正持续复苏和恢复正常。从时间趋势上看, 西部地区复苏更为迅速, 东北地区复苏则更为缓慢。⑥ 3月23日—4月8日, 该阶段存在2个特殊时点, 其一为3月25日武汉市以外地区解除离鄂通道管控, 图像显示这并未加快全国和各区域人口迁入规模恢复速度。其二为清明节假期, 全国和各区域历史同期曲线在清明节(2019年4月5—7日)出现波峰, 反映祭祀活动和旅游活动形成大规模人口迁徙, 注意到当期曲线在清明节(2020年4月4—6日)也形成波峰, 但受疫情影响波峰强度远低于去年水平^⑤。⑦ 图1显示3月23

⑤ 根据中国旅游研究院数据, 2019年清明假期全国国内旅游接待总人数1.12亿人次, 2020年清明假期全国国内旅游接待总人数4325.4万人次, 同比减少61.4%, 与曲线反映情况吻合。

日之后全国和各区域经济社会联系已逐渐接近历史同期水平,但周末和节假日相比正常时期周末的人口迁徙波峰明显降低或消失。表明跨城市商务、旅游、探亲等活动仍然被显著抑制,相比东部和西部地区,中部和东北地区的这种现象尤为明显。

3.1.2 疫情影响下全国及四大区域恢复情况的时序分析 进一步绘制全国和东部、中部、西部、东北地区恢复指数和恢复缺口变化情况,重点分析春节假期末2月1日(正月初八)—4月8日的恢复情况,结果见图2。

从恢复指数看,节后恢复过程可划分为3个阶段,第1阶段为恢复停滞期(2月1日—2月15日),全国和各地区恢复指数均在20%左右低位徘徊,城市尚未开始复苏。第2阶段为快速恢复期(2月16日—3月2日),该阶段春节后复工复产快速推进,全国整体恢复指数由不足20%,快速恢复至60%左右,但由于历史同期数据已完全度过春运返程,因此总体情况而言全国复苏程度应低于60%水平。分地区看,东部地区恢复程度最高,3月2日已达77%,西部次之为75%,而中部和东北恢复程度则较低,分别仅为55%、51%。第3阶段为平稳恢复期(3月3日—4月8日),该阶段全国和各地区城市恢复速率均放缓,剔除涉及当期与历史同期清明节错位的阶段,恢复指数达到70%左右。其中3月16日全国恢复指数达到81%,此时西部地区恢复指数(89%)超过东部(83%),东北恢复程度最低仅为66%。

3月3日进入平稳恢复期后,整体恢复缺口呈现微弱缩小态势,此阶段人口迁徙缺口主要是城市间商务、旅游、探亲等活动减少导致。其中,中部缺口缩小态势微弱于其他3个地区。东部恢复绝对缺口较大,西部恢复绝对缺口略低于东部、中部。虽然东北复苏程度最低,但其绝对缺口最小。随着国内疫情防控工作重点转移为“外防输入、内防反弹”,以及实施常态化疫情防控举措,预期未来较长一段时期内,全国和各地区恢复缺口仍然存在,但“健康码”等精准防控政策的实施将会推动缺口逐步缩小。

3.2 城市尺度的分析

3.2.1 春节后城市恢复的空间分异特征 基于城市尺度分析恢复指数、恢复缺口2个指标在春节假期末2月1日(正月初八)—4月8日恢复情况空间特征,并在0.01显著性水平下完成单变量空间局部自相关分析,结果见图3、图4。进一步在0.01显著性水平下对恢复指数与累计确诊病例进行双变量空间局部自相关分析,结果见图5。

(1) 恢复指数(RRI)分析。图3a表明,截至4月8日全国各城市恢复程度总体上呈现南高北低空间格局,其中长江以南大部分省份(云南、贵州、湖南、广西、广东、福建等)复苏程度较高,但西北地区青海、甘肃和内蒙古西部等也恢复较好;而湖北、黑龙江等省份和京津冀城市群复苏程度较低。全国不同城市之间的恢复程度差异显著,最高为77%,最小仅为12%。图3b表明,高高集聚主要集中于云南、贵州、四川、广西的大部分城市,以及广东、湖南、青海、甘肃的部分城市。低低集聚则形成3大板块,分别为京津冀城市群、湖北大部与河南部分地域、黑龙江。空间离群值方面,湖南岳阳、常德、益阳、安徽亳州、河南周口等少数城市为高低集聚,是区域内恢复力较强城市。云南丽江、广西桂林、四川阿坝藏族羌族自治州为低高集聚,3个城市均为旅游目的地因此恢复程度不高,但低高聚类意味着其周围城市恢复程度已较高。

从累计确诊病例与恢复指数的双变量空间局部自相关聚类看(图5b),高高集聚包括重庆、广州、深圳3个城市,高确诊但高恢复,展现良好的城市韧性。低低集聚涉及黑龙江、京津冀地区,以及河南、安徽、湖南等与湖北较为接近的城市,低确诊但低恢复,说明上述地区在疫情冲击下恢复力相对较差。低高集聚地域面积最大,包括甘肃、陕西、四川、云南、贵州、广西、广东等省份的城市,低确诊且高恢复,说明受疫情冲击较小,因此恢复也较快。高低集聚主要为湖北地区城市,疫情严重导致城市恢复较慢。

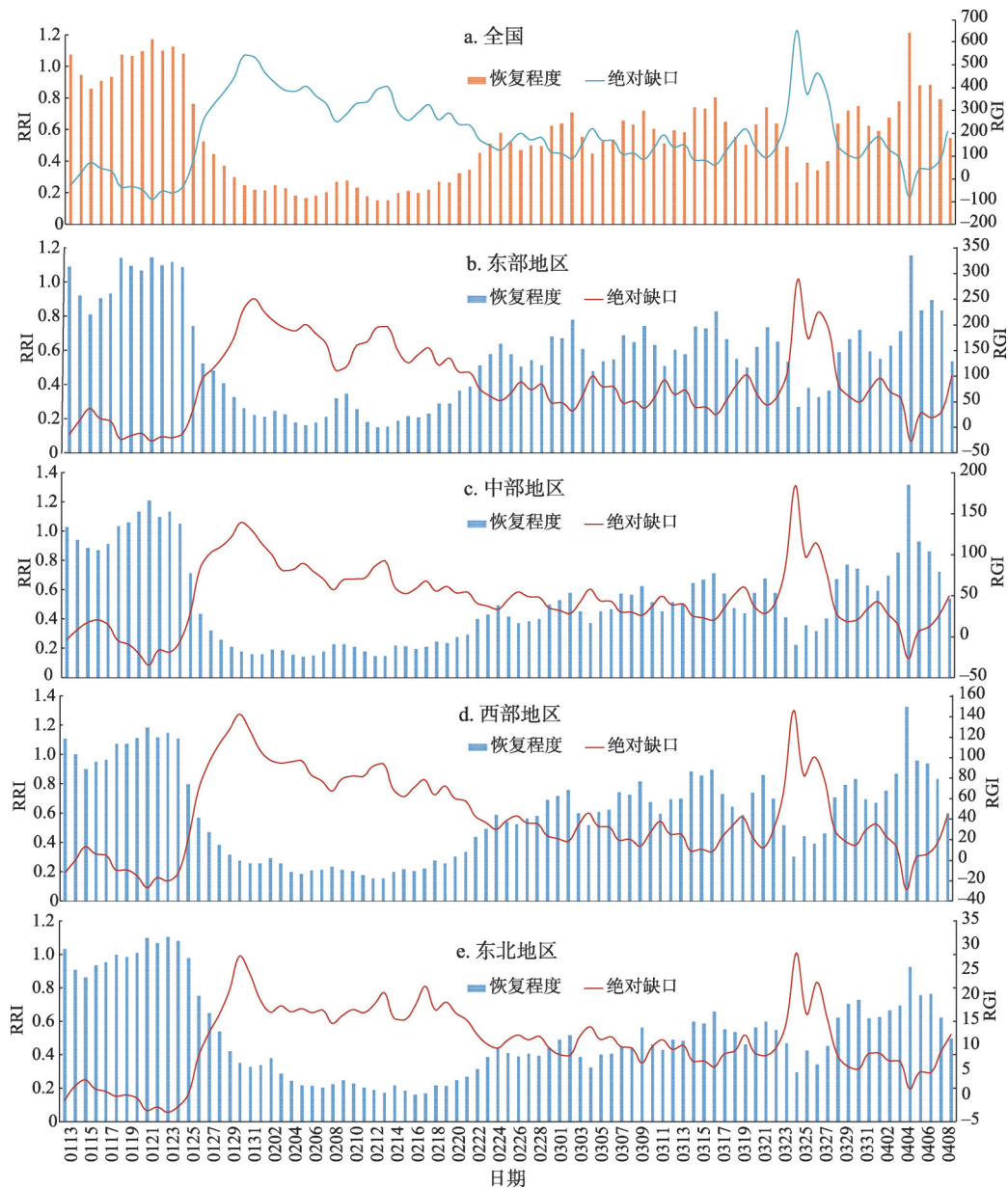


图2 疫情影响下全国及4大区域恢复情况的时序特征

Fig. 2 Time series characteristics of the recovery in China under the influence of the COVID-19 epidemics

(2) 恢复缺口 (RGI) 分析。如图4所示, 全国各城市恢复缺口大致以胡焕庸线为界, 呈现东南高、西北低的空间格局。这主要与中国人口和经济社会发展空间格局相关。从局部空间自相关聚类看, 空间正相关区域只显示高高集聚, 主要涉及京津冀 (北京、天津、石家庄、廊坊、保定、沧州), 长三角 (上海、杭州、南京、宁波、苏州、无锡、常州、宁波、绍兴、舟山、合肥), 珠三角 (广州、深圳、珠海、佛山、惠州、中山) 等3大国家级城市群的城市。显而易见, 作为全国经济发展引擎, 距离完全恢复仍然具有较大缺口。迁入指数缺口一方面意味上述城市劳动力未完全回流, 另一方面也说明以上述城市群为中心的全国各地经济交往活动没有完全恢复。同时注意到, 上述城市

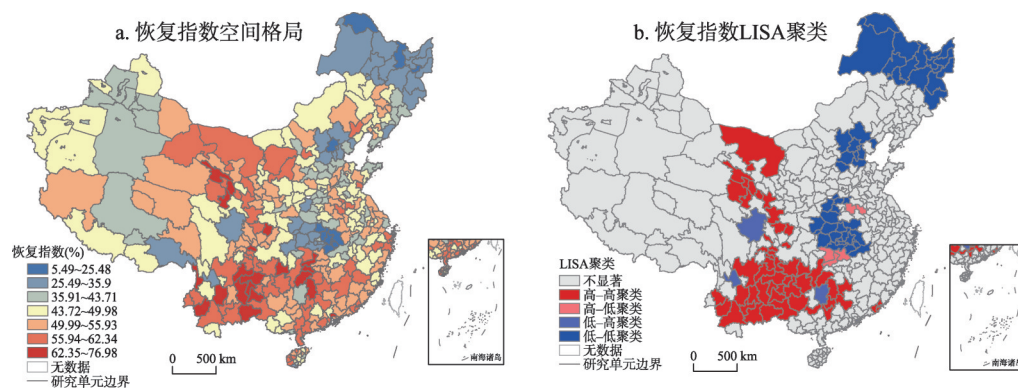


图3 中国城市恢复指数的空间特征(数据截至2020年4月8日)

Fig. 3 Spatial features of the RRI in China (as of April 8, 2020)

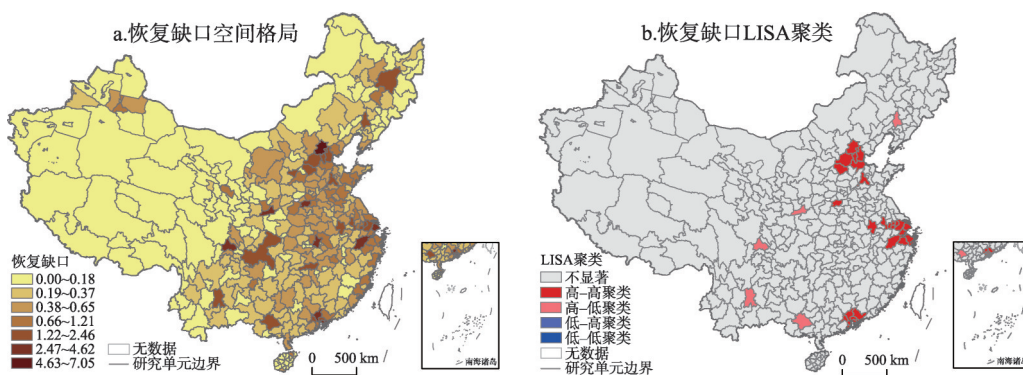


图4 中国城市恢复缺口的空间特征(数据截至2020年4月8日)

Fig. 4 Spatial characteristics of RGI in China (as of April 8, 2020)

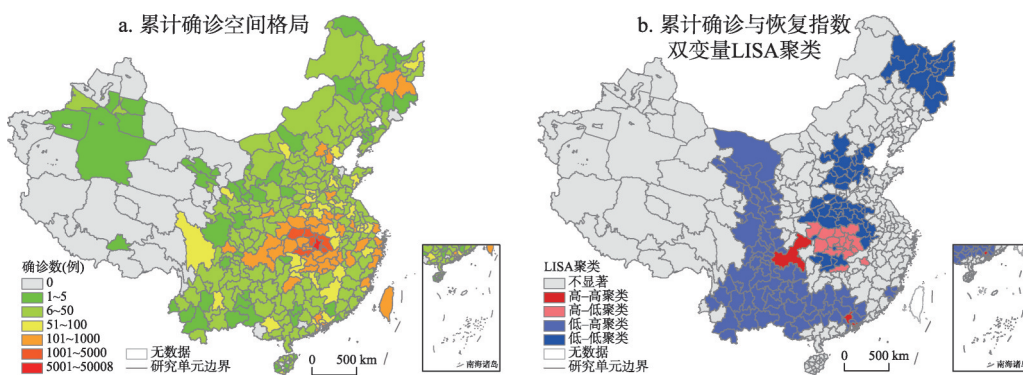


图5 中国累计确诊新冠病例与恢复指数的空间关联(数据截至2020年4月8日)

Fig. 5 Spatial correlation between confirmed COVID-19 cases and RRI in China (as of April 8, 2020)

中北京、上海、广州等作为主要入境口岸,目前面临较高输入性病例风险,因此在相应城市群尚存较大恢复缺口情况下,更应重视其与城市群内其他城市之间人员流动风险并做好防控措施。空间离群值方面,只显示高低集聚地区,包括成都、西安、昆明、南宁、沈阳等城市,这些城市作为区域经济增长极,同样恢复缺口较大。

3.2.2 春节后城市恢复的阶段演化特征

(1) 恢复指数 (RRI) 分析。如图 6 所示: 阶段 1 (2 月 1—8 日), 春节假期后第一周, 所有省份均启动突发公共卫生事件一级响应, 全国大部分城市恢复指数处于恢复差等级 (15%~30% 区间)。阶段 2 (2 月 9—15 日), 元宵节后第一周, 恢复很差等级城市数量有增多趋势。源于此阶段已出元宵节, 往年大量务工人员返回城市, 人口迁移基数较阶段一更高, 因此造成部分城市恢复指数下降。此阶段积极变化有两个, 一是湖南绝大部分地市进入恢复较差及以上等级, 其中永州和益阳恢复指数超过 45%, 进入恢复一般等级, 为全国最高。二是新冠疫情中心省份湖北的十堰、荆州、荆门、恩施、神农架、仙桃等城市上升至恢复差等级。阶段 3 (2 月 16—22 日), 疫情有效遏制, 全国各城市恢

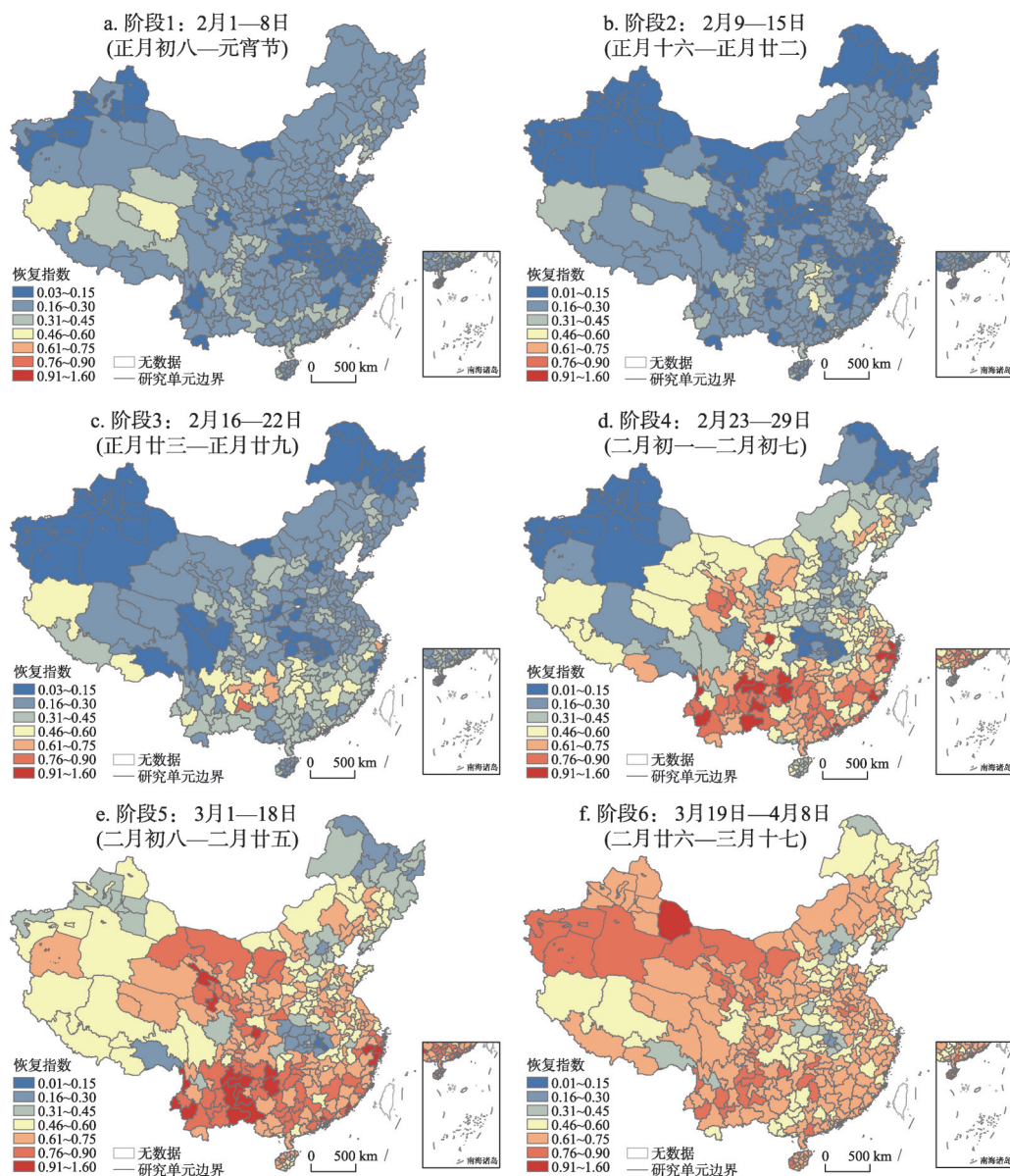


图6 中国城市恢复指数的阶段演化特征

Fig. 6 Evolutionary characteristics of RRI in China

复局面向好。恢复很差等级城市的地域面积缩小,宁波、毕节、铜仁、黔东南、黔西南5个城市突破进入恢复较好等级(61%~75%区间),为全国最高。此外,长江经济带沿线各省(除湖北)以及福建、广东、广西等省份的城市恢复程度较前期相比又明显提升,恢复一般等级(46%~60%区间)城市数量明显增多。阶段4(2月23—29日),全国城市复苏速度明显加快。长江以南省份的绝大部分城市进入恢复较好及以上等级,其中东南沿海地区(宁波、金华、台州、温州、泉州、汕头、潮州、东莞、佛山)和西南内陆地区(昭通、毕节、黔西南、黔东南、文山、临沧、怒江、铜仁)等城市进入恢复很好等级(90%以上区间),基本恢复去年同期水平。阶段5(3月1—19日),全国城市继续复苏,一是恢复较好及以上等级城市地域范围持续扩大,具体表现为青海、甘肃、陕西、重庆、江苏、河南、山东等省份大部分城市由恢复较差和一般进入恢复较好及以上等级。二是除武汉及其周边鄂州、黄石外,全国城市均退出恢复很差等级,具体表现为前一阶段新疆、湖北、黑龙江等省份恢复很差等级城市进入恢复较差及以上等级。阶段6(3月20日—4月8日),全国绝大地域进入恢复一般及以上等级,仅北京、武汉、孝感3市处于恢复较差等级。

(2) 恢复缺口(RGI)分析。如图7所示:阶段1,全国人口迁入缺口较大的城市集中于胡焕庸线的东南侧,此阶段全国经济社会复苏基本停滞。阶段2,人口迁入缺口率先缩小城市是胡焕庸线以东各省份的非省会地级市。恢复缺口较高及以上($RGI > 1.5$)城市集聚在京津冀、长三角、珠三角、成渝四个国家级城市群,表明较历史同期,承载中国经济增长的关键区域存在大规模劳动力缺口,成为该阶段最突出矛盾,进而延缓全国整体经济复苏进程。阶段3,整体而言,一方面非区域增长极城市人口绝对缺口持续缩小,另一方面恢复缺口较高城市在长江以北的华中、华北、辽东等区域形成连片集群。长江以南省份城市缺口恢复速度较快,并进入恢复缺口最低区间($RGI < 0.5$)。阶段4,恢复缺口较高城市进一步向华中、华北辽东地区汇集。积极变化是,长三角和珠三角大部分城市恢复缺口明显缩小进入低区间。恢复缺口高值区间($RGI > 3$)在空间上由面状集聚改善为零星点状分布,为北京、上海、广州、武汉、郑州、西安等国家中心城市。上述城市也是高校高度集中的城市^⑥,由于在校大学生此时均未返校,可能放大了实际恢复缺口。恢复缺口较高区间($1.5 < RGI < 3$)则包括重庆、天津等直辖市,成都、杭州、苏州、南京、合肥、哈尔滨、石家庄、济南、太原等省会城市,以及廊坊、保定、咸阳等非省会地级市。阶段5,与前一阶段相比,恢复缺口空间结构保持基本稳定,即国家中心城市和省会城市仍存较大恢复缺口。但各城市恢复缺口数值进一步下降,且绝大部分非省会地级市恢复缺口已处于最低区间。阶段6,国家中心城市和省会城市恢复缺口有所扩大,缺口程度超过阶段四。但这一现象主要源于清明节影响,如若不受小长假因素冲击,该阶段恢复缺口应当优于阶段5。

4 结论与启示

4.1 研究结论

本文基于百度迁徙大数据和空间数据挖掘及处理技术,通过构建评价中国受新冠疫情短期影响和城市恢复评价指标,分别从全国或区域层面逐日揭示受新冠疫情短期影响及恢复情况的时序特征,从城市尺度分阶段分析春节后城市恢复情况的时空演化特征。

⑥ 统计数据显示,2018年包括本专科和研究生在内的高校在校人数:北京91.7万、上海67.63万、广州118.75万、武汉110.7万、郑州102.32万、西安83.09万。

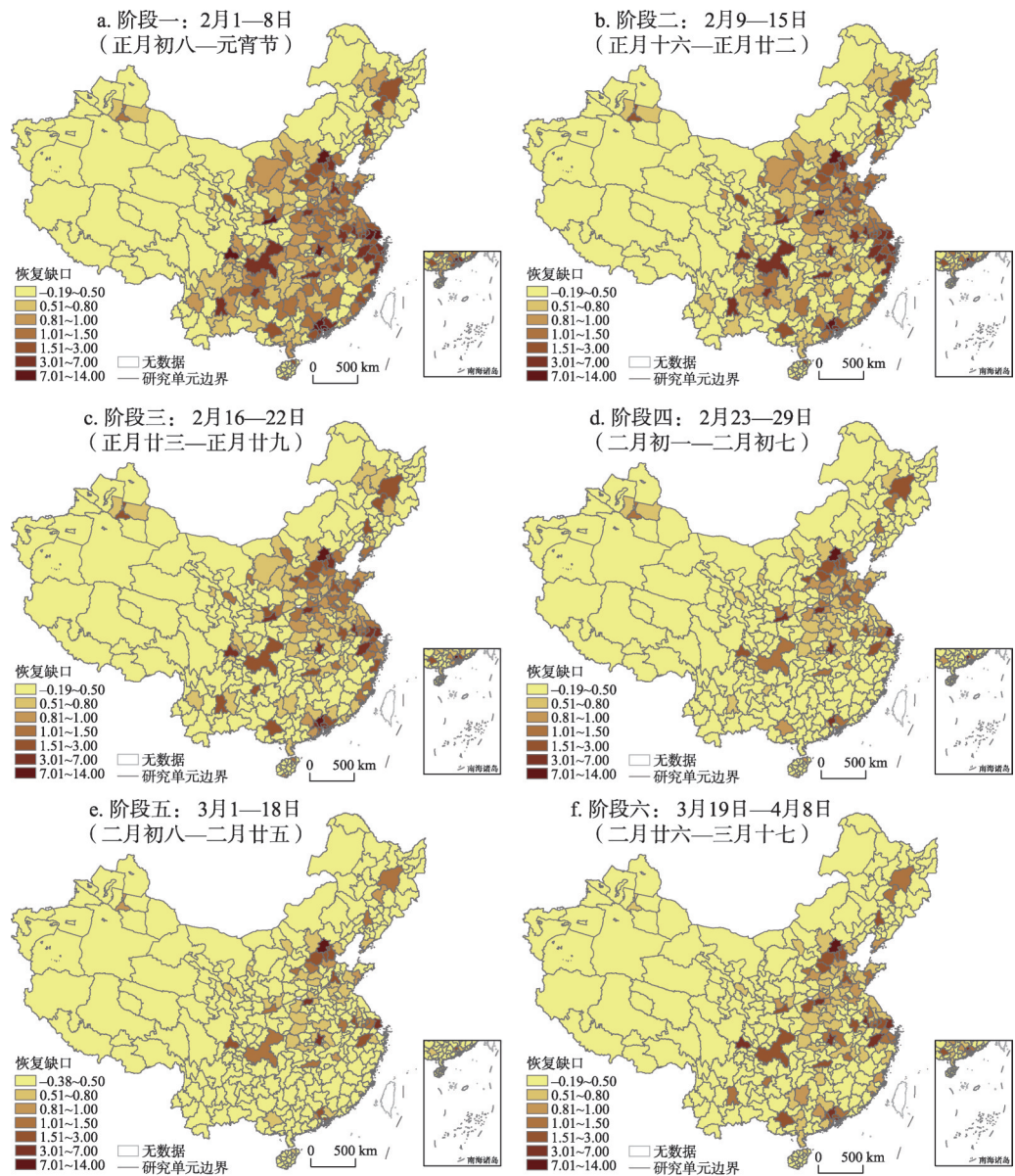


图7 中国城市恢复缺口的阶段演化特征
Fig. 7 Evolutionary characteristics of RGI in China

实现了面对重大突发公共卫生事件现代地理学研究的时效性与精准性，发挥地理学区域差异和时空综合学科特长，从人口迁徙视角揭示了疫情爆发以来对中国城市影响的时空格局，对今后常态化疫情防控阶段，城市经济社会发展恢复提供决策参考，结论如下：

第一，全国和区域尺度来看，疫情未影响中国春节前返乡迁徙。春节后恢复先后经历恢复停滞期、快速恢复期、平稳恢复期，全国总体恢复程度由停滞期的不足20%上升至快速恢复期末的60%左右，随着疫情趋于平稳，3月3日开始进入平稳恢复期，恢复指数达到70%左右，即仍有30%的城市间迁徙受阻，境外疫情的长期影响充满不确定性，全国完全恢复到历史同期水平仍需较长时间。疫情对周末和节假日的城市间交往活动影

响显著,中部和东北地区的这种现象尤为明显。疫情影响的区域差异性明显,恢复程度东部地区>西部地区>中部地区>东北地区。

第二,春节后至4月8日,全国各城市恢复程度明显呈现南高北低的空间格局,全国不同城市之间的恢复程度差异显著。高高集聚地区主要集中在云南、贵州、四川、广西的大部分城市,以及广东、湖南、青海、甘肃的部分城市。考虑疫情严重程度,重庆、广州、深圳,高确诊但高恢复,展现良好城市韧性。河北、天津、黑龙江、河南、安徽、湖南,低确诊但低恢复,在疫情冲击下恢复力较差。分阶段看,阶段1整体处于恢复差等级(16%~30%区间);阶段2湖南和湖北很多城市恢复指数有明显上升;阶段3长江经济带沿线各省(除湖北)以及福建、广东、广西等省城市恢复程度明显提升,恢复指数46%~60%区间城市数量明显增多;阶段4长江以南省份的绝大部分城市进入61%以上区间;阶段5全国城市进一步复苏;阶段6全国绝大城市进入恢复一般及以上等级。

第三,春节后至4月8日整个阶段,京津冀、长三角、珠三角等三大国家级城市群是恢复缺口高高集聚区,成都、西安、昆明、南宁、沈阳等区域中心城市呈现高低集聚。分阶段看,随着疫情得到有效控制,恢复缺口高值区空间形态由大面积片状向小面积片状再向点状过渡。城市层面恢复缺口由京津冀、长三角、珠三角等城市群的大规模成片劳动力迁入缺口,转变为国家中心城市和部分省会城市的点状缺口。

4.2 讨论

目前评估疫情影响主要基于宏观统计数据、企业调研和大数据3类。宏观统计数据包括政府统计部门逐月发布的工业增加值、服务业生产指数、采购经理指数(PMI)、道路运输、发电量、耗煤量等宏观经济指标;大数据主要包含移动定位数据、线上消费数据、遥感数据等。将本文结果与相关成果进行对比:交通运输部统计数据显示,3月中国运输生产指数为121.2,同比下降28.5%^⑦,本文人口迁徙指数3月份同比下降37.4%,可见人口流动比货物流动受疫情影响更大;2月下旬企业调研数据显示,制造业上市公司复工率为50%~60%,服务业复工率为40%~50%^⑧,本文2月下旬城市恢复指数均值为47.7%,与企业调研数据比较吻合;新华社卫星新闻实验室利用夜间灯光遥感数据分析了节后四周内长三角、珠三角、京津冀城市群经济社会恢复情况^⑨,发现北京、天津3月13日夜间接灯光指数比2月20日前后分别提升约10%和20%,本文恢复指数同期分别提升19%和25%,原因是夜间灯光主要反映城市夜间照明、夜间生产消费和生活用电等,与城市实际经济社会恢复有较大偏差,但两者反映趋势一致。

通过与上述研究对比,认为本文结果具有较高可信度。然而本文仍存局限性和不确定性:①百度迁徙指数反映城市间人口流动,无法测度城市内部人口经济社会活动,因此更加适合测度全国和区域层面的影响,对于单个城市评估主要从春节后复工复产以及城市系统对外交流活力视角考虑;②假设去年同期是城市恢复的标准参照,在某些地方存在较大风险,比如去年某城市节后出台吸引就业与落户政策,则计算恢复指数时可能导致指数偏低;③在分析城市复工复产时,没有考虑城市复工复产人员是当地还是外来为主,相对恢复指数回避了这个问题,但恢复缺口数依然存在不确定性。尽管存在不足,相比宏观统计数据或企业调研,基于百度迁徙大数据开展全国范围内城市尺度的研究,能够较好解决疫情短期影响和城市恢复力的逐日研判和时空精度问题,体现了地理时空大数据对疫情实时影响评价的现实需求与应用前景。

⑦ 数据来源:<http://www.chinahighway.com/article/65382711.html>。

⑧ 数据来源:<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1660244577254284021&wfr=spider&for=pc>。

⑨ 数据来源:http://www.xinhuanet.com/politics/2020-03/20/c_1125739706.htm。

由于经济社会影响评价的复杂性和单一类型大数据的局限性,未来应尽可能融合更多的表征区域发展情况并且具有高时空分辨率的代理指标。将城市人口迁徙数据与内部出行强度数据、热力图数据、灯光指数等能实时反映城市发展活力的大数据进行整合,基于本文构建的研究框架和技术路径,建立常态化疫情防控下城市实时精准恢复和风险预警平台,持续动态监测并发布新冠疫情的城市影响指数和恢复指数,绘制实时风险地图,对宏观统计数据形成有效补充。除此之外,在技术层面充分挖掘所获数据价值也十分必要,根据王劲峰提出的地理学时空数据分析7个层次方法^[32],本文尚停留于可视化和异常探测等层面,未来可深入开展时空回归与建模等机理研究,增强后疫情时代对城市恢复和转型的指导作用^[33]。

参考文献(References)

- [1] Gong Shengsheng, Xie Haichao, Chen Fahu. Spatiotemporal change of epidemics and its relationship with human living environments in China over the past 2200 years. *Scientia Sinica: Terrae*, 2020, 50(5): 719-722. [龚胜生, 谢海超, 陈发虎. 2200年来我国瘟疫灾害的时空变化及其与生存环境的关系. *中国科学: 地球科学*, 2020, 50(5): 719-722.]
- [2] Zhang Yunfei. To promote coordination of the construction between "Beautiful China" and "Healthy China". *Journal of Fujian Normal University (Philosophy and Social Sciences Edition)*, 2020(2): 21-26, 167. [张云飞. 统筹推进“美丽中国”建设和“健康中国”建设: 基于防控新型冠状病毒感染肺炎疫情阻击战的思考. *福建师范大学学报(哲学社会科学版)*, 2020(2): 21-26, 167.]
- [3] Liu H M, Fang C L, Fang K. Coupled human and natural cube: A novel framework for analyzing the multiple interactions between humans and nature. *Journal of Geographical Sciences*, 2020, 30(3): 355-377.
- [4] Zhen Feng, Wang Bo. Rethinking human geography in the age of big data. *Geographical Research*, 2015, 34(5): 803-811. [甄峰, 王波. “大数据”热潮下人文地理学研究的再思考. *地理研究*, 2015, 34(5): 803-811.]
- [5] Cheng Changxiu, Shi Peijun, Song Changqing, et al. Geographic big-data: A new opportunity for geography complexity study. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(8): 1397-1406. [程昌秀, 史培军, 宋长青, 等. 地理大数据为地理复杂性研究提供新机遇. *地理学报*, 2018, 73(8): 1397-1406.]
- [6] Yi Jiawei, Wang Nan, Qianjiale, et al. Spatio-temporal responses of urban road traffic and human activities in an extreme rainfall event using big data. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(3): 497-508. [易嘉伟, 王楠, 千家乐, 等. 基于大数据的极端暴雨事件下城市道路交通及人群活动时空响应. *地理学报*, 2020, 75(3): 497-508.]
- [7] Long Yan, Mao Mingrui, Mao Qizhi, et al. Fine-scale urban modeling and its opportunities in the "Big Data" era: Methods, data and empirical studies. *Human Geography*, 2014, 29(3): 7-13. [龙瀛, 茅明睿, 毛其智, 等. 大数据时代的精细化城市模拟: 方法、数据和案例. *人文地理*, 2014, 29(3): 7-13.]
- [8] Tong Yun, Ma Yong, Liu Jun, et al. Evolution and prediction of the spatial pattern of hotel industry supported by big data: A case study of Wuhan. *Tourism Tribune*, 2018, 33(12): 76-87. [童昀, 马勇, 刘军, 等. 大数据支持下的酒店业空间格局演进与预测: 武汉案例. *旅游学刊*, 2018, 33(12): 76-87.]
- [9] Deng Chuxiong, Song Xiongwei, Xie Binggeng, et al. City network link analysis of urban agglomeration in the middle Yangtze River basin based on the Baidu Post Bar data. *Geographical Research*, 2018, 37(6): 1181-1192. [邓楚雄, 宋雄伟, 谢炳庚, 等. 基于百度贴吧数据的长江中游城市群城市网络联系分析. *地理研究*, 2018, 37(6): 1181-1192.]
- [10] Zhong Weijing, Wang De. Urban space study based on the temporal characteristics of residents' behavior. *Progress in Geography*, 2018, 37(8): 1106-1118. [钟炜菁, 王德. 基于居民行为周期特征的城市空间研究. *地理科学进展*, 2018, 37(8): 1106-1118.]
- [11] Pei Tao, Liu Yaxi, Guo Sihui, et al. Principle of big geodata mining. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(3): 586-598. [裴韬, 刘亚溪, 郭思慧, 等. 地理大数据挖掘的本质. *地理学报*, 2019, 74(3): 586-598.]
- [12] Zhu Binghua, Wang Ligui, Sun Yansong, et al. Progress in researches on surveillance and early warning of infectious diseases based on big data. *Chinese Journal of Public Health*, 2016, 32(9): 1276-1279. [祝丙华, 王立贵, 孙岩松, 等. 基于大数据传染病监测预警研究进展. *中国公共卫生*, 2016, 32(9): 1276-1279.]
- [13] Ginsberg J, Mohebbi M H, Patel R S, et al. Detecting influenza epidemics using search engine query data. *Nature*, 2009, 457(7232): 1012-1014.
- [14] Polgreen P M, Chen Y L, Pennock D M, et al. Using internet searches for influenza surveillance. *Clinical Infectious Diseases*, 2008, 47(11): 1443-1448.
- [15] Matthew W. Ebola: Can big data analytics help contain its spread? 2014-10-15. <http://www.bbc.com/news/business->

- 29627831.
- [16] Xin Yan, Bio Diaspora. Epidemic spread prediction based on big data. *New Economy Weekly*, 2014(11): 44-49. [辛妍, Bio Diaspora. 基于大数据的疫情扩散预测. *新经济导刊*, 2014(11): 44-49.]
- [17] Zhang Y Z, Bambrick H, Mengersen K, et al. Using big data to predict pertussis infections in Jinan city, China: A time series analysis. *International Journal of Biometeorology*, 2020, 64(1): 95-104.
- [18] Li Deren, Shao Zhenfeng, Yu Wenbo, et al. Public epidemic prevention and control services based on big data of spatiotemporal location make cities more smart. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(4): 475-487, 556. [李德仁, 邵振峰, 于文博, 等. 基于时空位置大数据的公共疫情防控服务让城市更智慧. *武汉大学学报·信息科学版*, 2020, 45(4): 475-487, 556.]
- [19] 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与区域防控政策建议. *中国科学院院刊*, 2020, 35(2): 200-203.]
- [20] Kraemer M U G, Yang C H, Gutierrez B, et al. The effect of human mobility and control measures on the COVID-19 Epidemic in China. *Science*, 2020, 368(6490): 493-497.
- [21] Lai S, Ruktanonchai N W, Zhou L, et al. Effect of non-pharmaceutical interventions to contain COVID-19 in China. *Nature*, 2020, 585: 410-413.
- [22] Zhao Ziyu, Wei Ye, Wang Shijun, et al. Measurement of directed alternative centrality and power of directed weighted urban network: A case of population flow network of China during "Chunyun" period. *Geographical Research*, 2017, 36(4): 647-660. [赵梓渝, 魏冶, 王士君, 等. 有向加权城市网络的转变中心性与控制力测度: 以中国春运人口流动网络为例. *地理研究*, 2017, 36(4): 647-660.]
- [23] Feng Zhangxian, Zhang Yu, Wei Ye, et al. Spatial-temporal pattern and dynamic mechanism of population flow of Changchun city during Chunyun period based on Baidu migration data. *Economic Geography*, 2019, 39(5): 101-109. [冯章献, 张瑜, 魏冶, 等. 基于百度迁徙数据的长春市春运人口流动时空格局与动力机制. *经济地理*, 2019, 39(5): 101-109.]
- [24] Xu Teng, Yao Yang. Urban population migration and housing price fluctuation: An empirical research based on the census data and Baidu migration data. *Journal of Jiangxi University of Finance and Economics*, 2018(1): 11-19. [徐腾, 姚洋. 城际人口迁移与房价变动: 基于人口普查与百度迁徙数据的实证研究. *江西财经大学学报*, 2018(1): 11-19.]
- [25] Ye Qiang, Zhang Lixuan, Peng Peng, et al. The network characteristics of urban agglomerations in the middle reaches of the Yangtze River based on Baidu migration data. *Economic Geography*, 2017, 37(8): 53-59. [叶强, 张丽璇, 彭鹏, 等. 基于百度迁徙数据的长江中游城市群网络特征研究. *经济地理*, 2017, 37(8): 53-59.]
- [26] Jiang Xiaorong, Wang Shenglan. Research on China's urban population mobility network: Based on Baidu migration big data. *Chinese Journal of Population Science*, 2017(2): 35-46, 127. [蒋小荣, 汪胜兰. 中国地级以上城市人口流动网络研究: 基于百度迁徙大数据的分析. *中国人口科学*, 2017(2): 35-46, 127.]
- [27] Lai Jianbo, Pan Jinghu. Spatial pattern of population flow among cities in china during the Spring Festival travel rush based on "Tencent Migration" data. *Human Geography*, 2019, 34(3): 108-117. [赖建波, 潘竞虎. 基于腾讯迁徙数据的中国“春运”城市间人口流动空间格局. *人文地理*, 2019, 34(3): 108-117.]
- [28] Liu Wangbao, Shi Enming. Spatial pattern of population daily flow among cities based on ICT: A case study of "Baidu Migration". *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(10): 1667-1679. [刘望保, 石恩名. 基于 ICT 的中国城市间人口日常流动空间格局: 以百度迁徙为例. *地理学报*, 2016, 71(10): 1667-1679.]
- [29] Ta Na, Zeng Yutian, Zhu Qiuyu, et al. Relationship between built environment and urban vitality in Shanghai downtown area based on big data. *Scientia Geographica Sinica*, 2020, 40(1): 60-68. [塔娜, 曾屿恬, 朱秋宇, 等. 基于大数据的上海中心城区建成环境与城市活力关系分析. *地理科学*, 2020, 40(1): 60-68.]
- [30] Anselin L. Local indicators of spatial association: LISA. *Geographical Analysis*, 1995, 27(2): 93-115.
- [31] Xu Dong, Huang Zhenfang, Huang Rui. The spatial effects of haze on tourism flows of Chinese cities: Empirical research based on the spatial panel econometric model. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(4): 814-830. [徐冬, 黄震方, 黄睿. 基于空间面板计量模型的雾霾对中国城市旅游流影响的空间效应. *地理学报*, 2019, 74(4): 814-830.]
- [32] 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.]
- [33] Liu Haimeng. The "change" and "unchanged" of urban development path in the post-epidemic era. *China Development Observation*, 2020(Z7): 123-125. [刘海猛. 后疫情时代城市发展路径的“变”与“不变”. *中国发展观察*, 2020(Z7): 123-125.]

The short-term impact of COVID-19 epidemic on the migration of Chinese urban population and the evaluation of Chinese urban resilience

TONG Yun¹, MA Yong², LIU Haimeng³

(1. Tourism College of Hainan University, Haikou 570228, China;

2. Business School of Hubei University, Wuhan 430062, China;

3. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: The COVID-19 epidemic in 2020 has a severe impact on China's national economic and social development. Evaluating the short-term impact of the COVID-19 epidemic and the recovery of China's economy and society, as well as revealing its spatiotemporal characteristics, can provide a strong support for the economic situation research and urban restoration of the normalized epidemic prevention and control stage. Based on Baidu migration big data from January 13 to April 8 in 2020 and that of the same period in history, this paper constructs the Relative Recovery Index (RRI) and Recovery Gap Index (RGI). Furthermore, it reveals the daily characteristics, stage characteristics, and spatiotemporal patterns of the short-term impact of the COVID-19 epidemic at multiple scales. The results are as follows: (1) The outbreak did not affect the travel rush before the Spring Festival. The process after the Spring Festival experienced a recovery stagnation period, a rapid recovery period, and a slow recovery period. The overall degree of recovery nationwide rose from less than 20% during the stagnation period to about 60% at the end of the rapid recovery period. The slow recovery period began on March 3, with a recovery index of over 70%. It will take a long time to fully recover to the historical level. (2) The intercity activities on weekends and in holidays were significantly weakened, especially in the central and northeastern regions. (3) The impact of the epidemic on each region is significantly different, in terms of the RRI, the western region > eastern region > central region > northeastern region. (4) The degree of recovery varies significantly between cities. From the Spring Festival to April 8th, the spatial pattern was high in the south and low in the north. According to the severity of the epidemic, Guangzhou, Shenzhen and Chongqing are in the cluster of High confirmed case-High recovery; Hebei, Tianjin, Heilongjiang, Henan, Anhui and Hunan are in the cluster of Low confirmed case-Low recovery. (5) With the effective control of the epidemic, the recovery gap has shifted from the large-scale insufficiency of labor force in the urban agglomerations such as Beijing-Tianjin-Hebei, the Yangtze River Delta, and the Pearl River Delta into the insufficiency in the central cities and some provincial capital cities. The results of this paper show that the use of spatiotemporal big data for real-time impact assessment of major public health emergencies have good application prospects.

Keywords: COVID-19; urban resilience; spatiotemporal evolution; migration big data; human-land relationship; China