

引用格式:刘张,千家乐,杜云艳,等.基于多源时空大数据的区际迁徙人群多层次空间分布估算模型——以COVID-19疫情期间自武汉迁出人群为例[J].地球信息科学学报,2020,22(2):147-160. [Liu Z, Qian J L, Du Y Y, et al. Multi-level spatial distribution estimation model of the inter-regional migrant population using multi-source spatio-temporal big data: A case study of migrants from Wuhan during the spread of COVID-19[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(2):147-160.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.200045

基于多源时空大数据的区际迁徙人群多层次空间分布估算模型

——以COVID-19疫情期间自武汉迁出人群为例

刘 张^{1,2}, 千家乐^{1,2}, 杜云艳^{1,2*}, 王 楠^{1,2}, 易嘉伟^{1,2}, 孙晔然^{3,4}, 马 廷^{1,2}, 裴 韬^{1,2}, 周成虎^{1,2}

1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 中山大学地理科学与规划学院, 广州 510275; 4. 斯旺西大学地理系, 斯旺西 SA28PP, 英国

Multi-level Spatial Distribution Estimation Model of the Inter-regional Migrant Population Using Multi-source Spatio-temporal Big Data: A Case Study of Migrants from Wuhan during the Spread of COVID-19

LIU Zhang^{1,2}, QIAN Jiale^{1,2}, DU Yunyan^{1,2*}, WANG Nan^{1,2}, YI Jiawei^{1,2}, SUN Yeran^{3,4}, MA Ting^{1,2}, PEI Tao^{1,2}, ZHOU Chenghu^{1,2}

1. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China. 4. Department of Geography, Swansea University, Swansea SA28PP, United Kingdom

Abstract: Previous researches have paid little attention to the multi-level spatial distribution dynamic estimation of the inter-regional migrant population. Preventing the spread of COVID-19 is the most urgent need for society now. Before the closure of Wuhan on Jan 23, 2020, more than 5 million people had left Wuhan to other regions. A better understanding of the destinations of those people will assist in the decision making and prevention of the coronavirus spread. However, few studies have focused on the dynamic estimation of multi-level spatial distribution of inter-regional migrant populations. In this study, by using multi-source spatiotemporal big data, including Tencent location request data, Baidu migration data, and land cover data, we proposed a dynamic estimation model of multi-level spatial distribution of inter-regional migrant population, and further characterized the spatial distribution of the population migrating from Wuhan to other regions of Hubei Province. The results showed that: (1) During the Spring Festival, the average ratio between the number of population increase in the rural areas and the total population change was 124.7% in the prefecture-level cities in Hubei Province. At least 51.3% of the population moving from Wuhan to prefecture-level cities has flowed into rural

收稿日期:2020-01-28;修回日期:2020-02-19.

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2017YFB0503605,2017YFC1503003)。[**Foundation items:** National Key Research and Development Program of China, No.2017YFB0503605, 2017YFC1503003.]

作者简介:刘 张(1991—),男,湖北荆州人,博士生,主要从事动态人群估算、时空异常模式挖掘以及自然灾害事件人群活动响应等研究。E-mail: liuzhang@lreis.ac.cn

*通讯作者:杜云艳(1973—),女,河南南阳人,博士,研究员,主要从事城市大数据挖掘、时空数据建模、连续场过程对象的时空模式挖掘与可视化分析等研究。E-mail: duyuy@lreis.ac.cn

areas; (2) the spatial distribution of migrants among cities and counties in Hubei Province exhibits a 3-ring structure. The 1st ring is core area of disease, includes Wuhan and its surrounding areas, which are mainly characterized by population outflows. The 2nd ring is primary focus area, includes Huanggang, Huangshi, Xiantao, Tianmen, Qianjiang, Suizhou, Xiangyang and parts of Xiaogan, Jingzhou, Jingmen, Xianning, where the total population and the population in rural areas increased significantly during the Spring Festival. The 3rd ring is the secondary focus area, includes Yichang, Enshi, Shennongjia, and parts of Jingzhou and Jingmen, which are located in the western part of Hubei Province and are mainly characterized by a small inflow of population. We suggest higher attention to those rural areas of the counties located in the 2nd ring to better control and prevent the coronavirus spread. The research was completed in 2-3 days, showing that big data can quickly respond to major public safety events and provide support for decision-making.

Key words: COVID-19; epidemic prevention and control; dynamic population estimate; population mobility; mobile phone positioning big data; population migration big data; Hubei; Wuhan; rural areas

*Corresponding author: DU Yunyan, E-mail: duyuy@reis.ac.cn

摘要:已有研究很少关注区际迁徙人群在不同尺度上空间分布的动态估算问题。COVID-19疫情爆发以来,坚决防止疫情扩散成为社会最紧迫的事情。在2020年1月23日武汉“封城”前夕,已有500多万人离开了武汉,快速准确地推算这部分人群的去向,可以为防止疫情扩散和制定防疫决策提供科学依据。本文以此为例,基于开源腾讯位置请求大数据、百度迁徙大数据、土地覆盖数据等多源地理时空大数据,提出一种区际迁徙人群多层次空间分布动态估算模型,用于推算2020年除夕(2020年1月24日)之前从武汉流入湖北省内各地的人群数量及其分布特征。结果显示:①春节时段湖北省各地级市农村地区人群增加数量占人群变化总量的比例平均达124.7%,从武汉市迁入各地级市的人群中至少51.3%流入农村地区;②区县尺度人群变化总量的空间分布呈现3个圈层结构:第一圈层为疫情核心区,包括武汉及其周边地区,以人群流出为主;第二圈层为重点关注区,包括黄冈、黄石、仙桃、天门、潜江、随州、襄阳,以及孝感、荆门、荆州和咸宁的部分地区,以人群总量和农村地区人群数量大幅增加为主;第三圈层为次级关注区,包括湖北西部宜昌、恩施、神农架和荆门部分地区,以人群小幅流入为主。最后,建议湖北省内,尤其是位于第二圈层内的区县,应高度关注农村地区人群的疫情防控。此研究成果在2~3天完成,显示大数据是可以快速地响应重大公共安全事件,为决策的制定提供一定支持的。

关键词:COVID-19;疫情防控;动态人群估算;人群流动;手机定位大数据;百度迁徙大数据;湖北;武汉;农村

1 引言

截止到2020年1月28日,COVID-19(Coronavirus Disease 2019)的疫情防控迈入新阶段,坚决防止疫情扩散成为中国的当务之急。自2020年1月23日武汉市宣布“封城”后,湖北省内多地也迅速采取“封城”策略以阻断人群流动。但是,据湖北省政府2020年1月26日晚发布的信息显示^[1],在武汉“封城”之前,已有500多万人口离开了武汉,流出人口占比达到35.7%,这部分人群的去向成为疫情防控关注的焦点之一。百度迁徙大数据显示,从武汉市流出人口中超过70%流向了湖北省内其他地区。因此,快速准确地估算从武汉市流入湖北省其他地区的人群数量及其空间分布特征,可以为制定防疫决策提供科学依据。解决这一问题的关键在于利用多源时空大数据,结合节假日人口迁徙网络和动态人口估算方法,估算区际人群迁徙数量以及其在区域内部不同空间结构的动态分布。

近年来,随着位置感知大数据的快速发展,使得大范围感知精细尺度个体轨迹和群体人类活动动态成为可能,这为观测节假日人口大规模迁徙事件和动态人口估算提供了契机。目前,节假日人口迁徙的研究主要集中在人口迁徙的时空模式和网络结构特征分析上^[2-9]。例如,Wang等^[7]利用百度迁徙数据对春节期间人口迁徙的时空特征进行分析,结果表明迁徙人口的目的地和来源地具有明显的地理邻近性;Li等^[9]利用多源旅游大数据对春运旅游时空特征进行研究,结果表明旅游网络具有显著的地理聚集特征和多中心特征;Hu等^[8]利用春节期间微博数据对春运期间人员流动模式进行研究,结果表明大多数人只在少量城市间流动,工作学习是人口流动的主要动力;Xu等^[9]利用春节期间腾讯迁徙大数据,采用网络分析方法评估城市间人口的不平衡迁移与城市发展的空间差异。已有研究能较好地揭示节假日期间不同尺度人口流动的时空模式和网络交互特征,但是城际迁徙人流往往使用流

人和流出的相对比例进行衡量,而对城际迁徙的真实人群数量估算关注较少,这使得结合开源迁徙大数据估算从武汉市流入湖北省其他地区的人群数量成为一个亟待解决的研究问题。

动态人口估算的核心思想是利用位置感知大数据与地面真实人口之间的定量关系来估算精细尺度动态人口分布。已有动态人口估算研究使用的数据源主要包括手机信令数据、带地理标签的社交媒体大数据、地铁刷卡数据等^[10-14]。从方法上可分为3类。① 加权插值法。基于数据自身或辅助变量构建简单加权模型获取人口分布权重,并据此将位置感知大数据转换为地面人口数量^[15-17],如Petr等^[15]基于手机数据采用建筑物楼层面积和功能类型综合加权的方式实现动态人口估算。② 统计建模法。利用统计回归模型对位置感知大数据与人口普查统计数据之间的函数关系进行建模,并据此估算动态人口^[18-22],如Deville等^[18]采用对数线性模型构建了街道尺度夜间手机用户密度与普查人口密度之间的函数关系,并基于该模型估算精细时空尺度的人口动态分布。③ 人工智能建模法。基于机器学习或深度学习算法对人口分布的时空模式或影响因素进行学习,并据此估算动态人口^[23-24],如Chen等^[24]基于手机CDRs数据,采用神经网络对网格尺度人群流动的时间依赖性和空间相关性进行建模,并据此对城市人群数量进行近实时预测。总体来看,现有动态人口估算方法能够有效利用位置感知大数据在精细尺度估算动态人群总量,并取得了良好的估算精度。但是,已有研究很少从人口迁徙角度关注区际人群迁徙数量以及其在区域内部不同空间结构上分布的动态估算。

针对以上问题,本文提出一种融合人群迁徙大数据、聚合位置感知大数据、土地覆盖数据等多源地理时空大数据的区际迁徙人群多层次空间分布动态估算模型,用于快速估算2020年除夕(2020年1月24日)前从武汉流入湖北省内各市县及其农村地区的人群数量,并分析这部分人群在不同尺度上的空间分布特征。本文首先详述了区际迁徙人群多层次空间分布动态估算方法;其次对2018年春节期间地级市尺度人群变化特征、2020年各地级市由武汉迁入人群分布特征、以及区县尺度人群变化空间模式进行分析;最后基于春节期间湖北省内市县人群流动模式对未来疫情发展进行判断和讨论。为了表述的简洁和方便,本文特别定义:① 大年初一前46 d至26 d为平常时段,2018年平常时段为2018年1月1日

至1月21日;② 大年初一至初四为春节时段,2018年的春节时段是2018年2月16日至2月19日,2020年的春节时段是2020年1月25日至1月28日;③ 2020年除夕前12 d代表2020年1月11日至1月22日。

2 数据来源与研究方法

2.1 数据来源

(1) 腾讯位置大数据。用于估算湖北省内各市县2018年平常时段和春节时段天尺度动态人口数量。该数据集来源于腾讯位置大数据平台(<https://heat.qq.com/>),记录了用户使用腾讯系列产品所提供的LBS(Location Based Services)服务时的位置,这些软件包括微信、QQ、京东、滴滴出行、王者荣耀等,服务内容涵盖了社交、游戏、购物、出行、通信等多个方面,每天接受多达600亿次的定位调用请求,覆盖智能手机用户数多达10亿。基于此,腾讯位置大数据在进行动态人口估算研究方面具有典型的代表性^[25]。该数据集空间分辨率约为1 km × 1 km,时间分辨率为天。由于无法获取2020年春运期间的腾讯位置大数据,而且腾讯位置大数据需要结合地级市尺度年末常住人口统计数据进行回归建模后,才能估算各地级市动态人群数量,而目前仅能完整收集到2018年年末地级市尺度常住人口统计数据(2019年数据官方尚未正式发布)。综合以上2点因素,本文使用2018年1月1日至3月18日腾讯位置大数据进行分析。2018年春运时间从2018年2月1日开始至3月12日结束,2018年2月15日为除夕。

(2) 百度迁徙大数据。用于估算2020年春节前从武汉流入湖北省内各地级市的人群数量,该数据集来源于百度地图慧眼平台(<https://qianxi.baidu.com/>)。该数据集提供了全国各地级市每天迁入或迁出到其他城市的人群数量占该城市总迁入或迁出人群量的比例。本文获取了2020年除夕前12 d湖北省内各地级市从武汉流入人群的比例。

(3) 城区范围。采用Song等^[26]根据POI和路网所提取的2016年全国矢量城区范围;城区和郊区的总范围,采用Gong等^[27]根据多年Landsat、Sentinel-1雷达数据、夜光遥感数据等多源遥感数据提取的不透水面所界定的2017年城市地区范围,空间分辨率为30 m,该数据没有对城区和郊区的范围进行区分。通过二者组合,得到湖北省境内城区、郊区和农村的范围(图1),空间分辨率约为1 km × 1 km,与

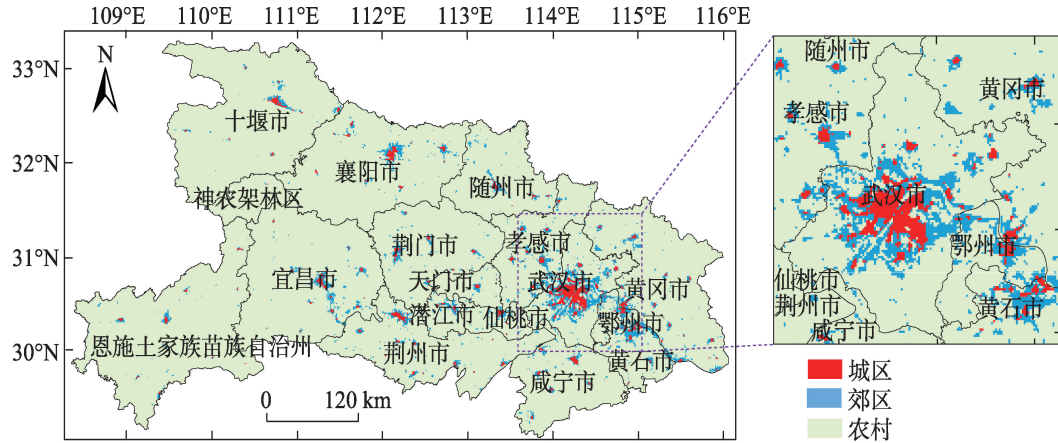


图1 2016年湖北省城区、郊区和农村分布

Fig. 1 Urban, suburban, and rural areas in Hubei Province in 2016

腾讯定位大数据一致。

(4) 2018年末全国地级市常住人口统计数据,来源于各省统计局公布的统计年鉴,用于建模推算真实人群数量,考虑到腾讯定位请求大数据与地级市尺度年末常住人口统计数据之间的同步性和完整性,本文采用2018年年末的全国地级市常住人口统计数据。

(5) 截止2020年1月29日湖北省内各地级市累积确诊感染 COVID-19 的人数,来源于湖北省卫生健康委员会网站(<http://wjw.hubei.gov.cn/>)公开发布的数据,用于分析地级市尺度人群变化与累积感染人数之间的相关性。

2.2 研究方法

2.2.1 技术路线

本文研究方法主要分为3大部分(图2)。首先,针对2018年平常时段和春节时段,基于格网尺度腾讯位置大数据,计算每天各县市及其城区、郊区和农村范围内的腾讯定位请求总量,并结合人口统计数据估算每天各市县及其城区、郊区和农村范围内的动态人群数量;然后,根据2020年除夕前12 d的百度迁徙大数据,推算由武汉迁入湖北省内各市县及其内部不同区域的人群数量;最后对各市县春节期间的人群变化特征进行分析。

2.2.2 估算方法

(1) 市县人群总量动态估算

首先,计算2018年平常时段各地级市腾讯定位请求总量的平均值,选择这段时间是因为春运还没有开始,人群没发生大规模流动,能较好地反映平常人群状况。然后,建立地级市尺度腾讯定位请求总

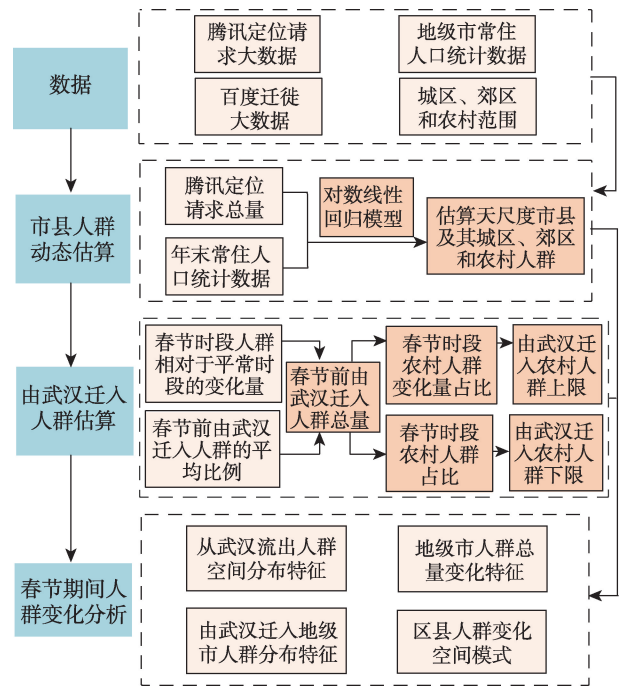


图2 本研究的技术路线

Fig. 2 Methodological workflow of this study

量与年末常住人口的对数线性回归模型(式(1))。

$$\log(\rho_i) = a \times \log(\sigma_i) + b \quad (1)$$

式中: σ 是地级市尺度腾讯定位请求总量; ρ 是地级市尺度年末常住人口数量; i 代表单个地级市; a 是年末常住人口数量对腾讯定位请求量的超线性影响; b 是尺度比例。

同时,本文利用城区、郊区和农村范围数据,针对2018年平常时段和春节时段,统计每天各市县及其城区、郊区和农村范围内的腾讯定位请求总量,然后利用对数线性回归模型推算各市县及其城区、郊区和农村范围内每天的动态人群数量,并对根据

城市人群总量估算值对城区、郊区和农村范围内的人群估算值进行微调,公式如下:

$$\rho_{region(i)}' = \frac{P}{\hat{P}} \rho_{region(i)} \quad (2)$$

式中: $\rho_{region(i)}$ 和 $\rho_{region(i)}'$ 分别代表市县 i 的城区、郊区或农村的人口估算值和微调后的估算值; \hat{P} 是市县 i 内城区、郊区和农村区域的人口估算值之和; P 是市县 i 的人口估算值。

(2) 由武汉市迁入各地级市人群估算

武汉采取“封城”措施是在2020年1月23日上午10时,这时候人群基本已经完成了2020年除夕(2020年1月24日)之前的迁徙,因而我们认为采用2018年春节时段的腾讯定位请求数据可以较好地表征2020年春节时段的人群变化情况。为估算“封城”前由武汉市流入湖北省其他各地级市的人群数量,首先利用2018年春节时段人群均值 pop_{spring} 减去平常时段人群均值 $pop_{background}$, 得到各市县春节时段的人群变化量,选择春节时段的原因是各市在这段时间内的腾讯定位量是基本稳定的,这表明区际人群流动主要发生在除夕之前。然后,用百度迁徙大数据,计算2020年除夕前12d各地级市从武汉迁入人群占该市总迁入人群比例的平均值 $p_{migration}$, 然后乘以春节时段各地级市人群变化数量,得到各地级市除夕前从武汉迁入的人群数量 pop 。具体公式如下:

$$pop_{(i)} = (pop_{spring(i)} - pop_{background(i)}) \times p_{migration(i)} \quad (3)$$

式中: i 代表单个地级市。

然后,估算由武汉流入湖北省内各地级市农村地区人群数量的上限值 $pop_{upper(i)}$ 和下限值 $pop_{lower(i)}$ 。关于上限值和下限值的推断将在3.2节中具体阐述,此处仅给出计算方法。具体计算过程为:① 计算各地级市2018年春节时段农村人群数量占城市总人口数量的比例,设为 $p_{sum(i)}$, 假设由武汉迁出人口流入各地级市内不同区域人群中的概率相等,则根据式(4)可得到由武汉流入湖北省内各地级市农村地区人群数量的下限值 $pop_{lower(i)}$; ② 计算各地级市2018年春节时段相对于平常时段农村人群增加量占城市各区域人群增加量之和的比例,设为 $pop_{change(i)}$, 则由式(5)可得到由武汉流入湖北省内各地级市农村地区的人群数量上限值 $pop_{upper(i)}$ 。

$$pop_{lower(i)} = p_{sum(i)} \times pop_{(i)} \quad (4)$$

$$pop_{upper(i)} = pop_{change(i)} \times pop_{(i)} \quad (5)$$

在获取到湖北省各地级市天尺度动态人群数

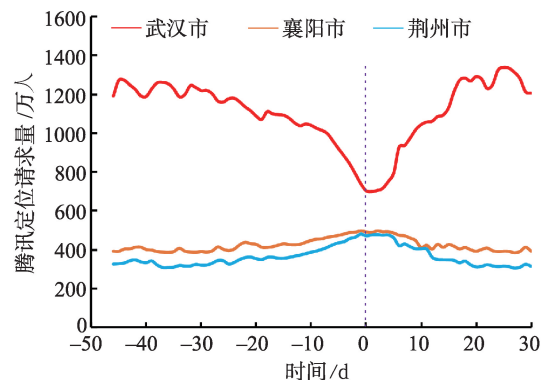
量和由武汉迁入人群数量的估算结果之后,进一步对春节时段各地级市人群总量变化特征,由武汉迁入各地级市的人群分布特征,以及区县人群变化空间模式进行分析。

3 结果与分析

3.1 春节期间地级市尺度人群变化特征

基于腾讯定位请求大数据,计算各市县每天的腾讯定位总量。以武汉、襄阳和荆州3个城市为例,说明春节期间的人口流动趋势。选择这3个城市的原因是这3个城市年末常住人口在湖北省内排名较高,且大年初一之前武汉以人口大量流出为主,襄阳和荆州以人口大量流入为主,能充分反映湖北省内地级市的人口流动特征。如图3所示,人群从2018年大年初一前25d(1月22日至2月15日)左右开始流动,在除夕(2月15日)时达到最高或最低值,这意味着人口流入或流出在除夕前基本完成,在初一至初四会维持短暂的稳定,然后人群流动量迅速增加。武汉采取“封城”措施是在2020年1月23日上午10时,这时候人口基本已经完成了除夕前的迁徙,因而本文认为采用2018年春节时段的腾讯定位请求数据能够较好地表征2020年春节时段的人群变化情况。湖北省内仅有武汉市春节时段的腾讯定位量是大幅下降的,降幅超过40%,而其余地级市的腾讯定位量都是上升的。这表明春节时段湖北省内武汉人群是外流的,而其他城市人群则是以迁入为主。

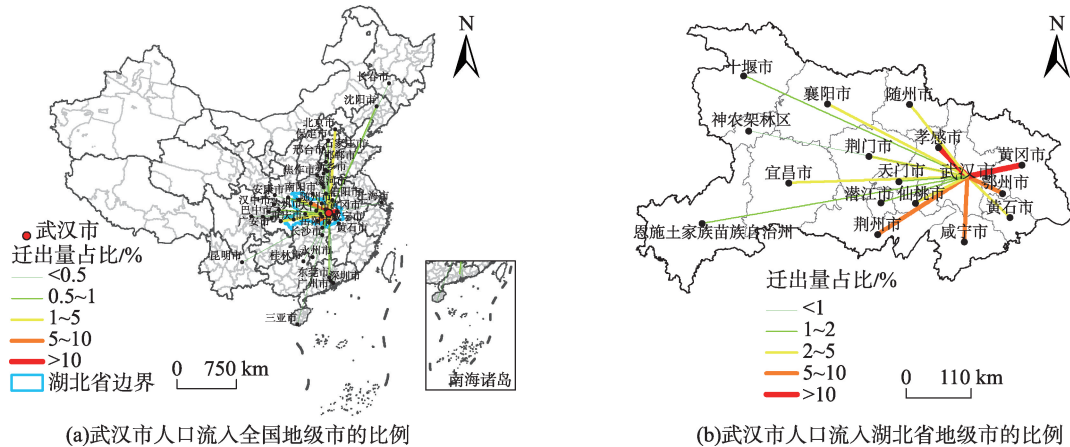
结合百度迁徙大数据可以发现(图4),2020年



注:图中虚线表示2018年1月16日;横坐标表示距2018年1月16日(大年初一)的天数。

图3 2018年1月16日前后3个地级市腾讯定位请求量变化趋势

Fig. 3 Trends of Tencent location requests in prefecture-level cities on January 16, 2018



(a)武汉市人口流入全国地级市的比例

(b)武汉市人口流入湖北省内各地级市的比例

注:除夕前12 d指2020年1月11日至1月22日。图(a)基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2019)1829号的标准地图制作,底图无修改。

图4 2020年除夕前12 d武汉市人口流向全国和湖北省内各地级市的比例

Fig. 4 The proportion of population movement from Wuhan to nationwide and prefecture-level cities in Hubei province in the 12 days before New Year's Eve 2020

大年初一(1月25日)前一周(1月18日至1月24日),武汉市的人群迁出目的地排名前14名的城市都是湖北省内的地级市,占比超过70%,武汉市人口迁出到黄冈、孝感、荆州、咸宁等城市的比例最高;湖北省除武汉外的各地级市的人群迁入来源地中,武汉基本都是排在第一位。因此,本文做出的基本判断是武汉人群大年初一前大量流入湖北省内其他各地级市,但是每个地级市具体从武汉流入多少人,迁入城镇和农村的比例分别多少,目前尚不清楚。

大年初一前地级市尺度腾讯定位请求总量与统计人口之间的对数线性回归结果如图5所示,可

以看到,二者之间关系非常稳健,相关性高达0.90。因此,基于二者之间的回归关系,先对每天市县及其城区、郊区和农村的动态人口进行估算,然后对各地级市2018年春节时段人群数量均值以及春节时段相对于平常时段的人群变化量进行分析。

各地级市2018年春节时段人群数量平均值如表1所示。可以看到:①春节时段城市人口数量最多的城市分别为武汉(704.7万人)、黄冈(602.7万人)、襄阳(494.4万人)和荆州(473.4万人);②在城区人口占比方面,除了武汉市达到67.2%之外,其余城市都小于50%,平均比例为31%;③农村地区人口数量最多的城市分别为黄冈(351.4万人)、荆州(279.2万人)、襄阳(241.0万人)和恩施(231.5万人);④在农村人口数量占比方面,除了武汉(17.4%)和鄂州(27.6%)比例较低外,其余城市都达到或超过40%,平均比例为51.7%。

各地级市2018年春节时段相对于平常时段的人群变化量如表2所示。由表2可知:

(1)武汉春节人群流出达到515.4万人,湖北省内春节时段人群数量增长最大的3个地级市分别为黄冈(251.3万人)、荆州(147.9万人)、孝感(111.9万人)。结合百度迁徙大数据,发现武汉人群迁出目的地排名前三的城市分别是孝感、黄冈、荆州,从两个数据源上看结果是吻合的。

(2)同一城市内部的不同区域人群变化量差异较大,春节时段武汉市城区和郊区的人群数量共减少566.3万人,而农村地区则增加了50.9万人。其

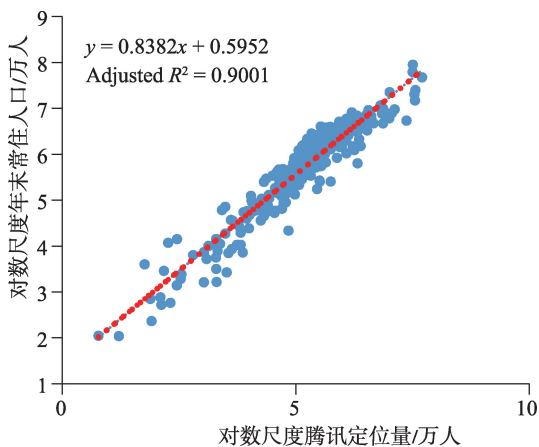


图5 地级市尺度2018年平常时段腾讯定位量与年末常住人口的回归关系

Fig. 5 Regression relationship between Tencent location requests and resident population

表1 2018年春节时段湖北省各地级市内不同区域人群数量

Tab. 1 Population of prefecture-level cities in Hubei Province during the 2018 Spring Festival

城市名称	城市人群 总量/万人	城区人群 总量/万人	郊区人群 总量/万人	农村人群 总量/万人	城区人群 占比/%	郊区人群 占比/%	农村人群 占比/%
武汉市	704.7	473.8	108.3	122.5	67.2	15.4	17.4
黄冈市	602.7	148.8	102.5	351.4	24.7	17.0	58.3
襄阳市	494.4	178.0	75.4	241.0	36.0	15.3	48.8
荆州市	473.4	124.8	69.3	279.2	26.4	14.6	59.0
孝感市	420.2	134.0	90.6	195.6	31.9	21.6	46.5
恩施	369.5	86.0	52.0	231.5	23.3	14.1	62.7
宜昌市	332.3	115.1	55.3	161.9	34.6	16.6	48.7
十堰市	326.6	135.0	50.6	141.0	41.3	15.5	43.2
黄石市	290.0	103.3	71.5	115.1	35.6	24.7	39.7
咸宁市	282.5	104.8	46.5	131.1	37.1	16.5	46.4
荆门市	237.3	74.5	36.8	126.0	31.4	15.5	53.1
随州市	214.9	64.9	52.1	98.0	30.2	24.2	45.6
仙桃市	150.0	48.1	33.2	68.7	32.1	22.1	45.8
天门市	143.5	27.1	22.0	94.5	18.9	15.3	65.8
鄂州市	138.0	57.2	42.6	38.1	41.5	30.9	27.6
潜江市	110.3	28.4	26.8	55.1	25.8	24.3	49.9
神农架林区	11.8	3.0	1.6	7.3	25.1	13.5	61.4

注: 每一列的数据分别进行色彩映射。低  高

表2 2018年春节时段湖北省各地级市不同区域人群变化量

Tab. 2 Population changes of prefecture-level cities in Hubei Province during the 2018 Spring Festival

城市名称	城市人群 变化量/万人	城区人群 变化量/万人	郊区人群 变化量/万人	农村人群 变化量/万人	城区人群 变化量占比/%	郊区人群 变化量占比/%	农村人群 变化量占比/%
武汉市	-515.4	-495.9	-70.4	50.9	96.2	13.7	-9.9
黄冈市	251.3	10.7	22.8	217.8	4.2	9.1	86.7
荆州市	147.9	-24.4	12.4	159.9	-16.5	8.4	108.1
孝感市	111.9	-5.0	11.3	105.6	-4.5	10.1	94.3
恩施	96.6	-23.0	-1.6	121.3	-23.8	-1.7	125.5
襄阳市	96.3	-27.1	6.3	117.1	-28.2	6.5	121.6
咸宁市	75.1	-1.7	4.0	72.7	-2.3	5.4	96.9
天门市	68.9	4.7	5.1	59.1	6.8	7.4	85.7
黄石市	68.0	-6.9	8.2	66.7	-10.1	12.1	98.1
随州市	65.3	4.3	11.6	49.5	6.5	17.7	75.8
十堰市	56.2	-18.7	5.3	69.6	-33.4	9.4	123.9
仙桃市	46.2	-0.6	6.1	40.7	-1.4	13.2	88.1
荆门市	41.5	-19.4	0.9	60.0	-46.8	2.1	144.6
潜江市	27.6	-4.1	4.7	27.1	-14.8	16.9	97.9
鄂州市	22.2	-1.9	5.5	18.6	-8.6	24.6	84.0
宜昌市	21.4	-41.5	-8.3	71.1	-194.2	-38.7	333.0
神农架林区	0.8	-0.7	-0.3	1.8	-94.9	-36.5	231.3

注: 每一列的数据分别进行色彩映射。低  高

他地级市中,除黄冈(10.7万人)、天门(4.7万人)、随州(4.3万人)的城区人群数量呈现小幅增长之外,其余城市的城区人群数量在春节时段都是减少的,

减少量最多的3个城市是襄阳(27.1万人)、荆州(24.4万人)、恩施(23万人)。同时,大部分郊区的人群数量都呈现小幅增加,而农村地区人群数量则

都是增加的,增加量最多的黄冈(217万人)、荆州(159.9万人)、恩施(121.3万人)、襄阳(117.1万人)、孝感(105.6万人)。

(3)从各地级市农村增加人群数量占城市人群变化总量的比例上看,除武汉市外,其余城市的比例平均达124.7%,结合春节时段城区、郊区、农村人群数量的变化特征,我们推断,对于各地级市而言,不仅其他城市流入该城市的人群大量流向农村,而且各地级市自身城区迁出人群也会流入农村,导致农村地区人群的大幅增加。其中,比例最高的城市分别是宜昌(333.0%)、神农架林区(231.3%)、荆门(144.6%)、恩施(125.5%)、十堰(123.9%)、襄阳(121.6%)。总的来说,春节期间除武汉市外,其他地级市整体上以人口流入为主,但是城市内部不同区域人口流动存在较大差异,城区以人口小幅流出为主,农村以人口大幅流入为主,这些城市春节期间的人群总量都是增加的,这主要是由于人口大量流入农村地区导致的。进一步地,可以推断2018年2月15日除夕前湖北省内城市净流入人口高度倾向于进入农村地区。

3.2 春节期间各地级市由武汉迁入人群分布特征

根据3.1节的结果,推断2018年2月15日除夕前湖北省内城市净流入人口高度倾向于进入农村

地区,因而从武汉迁入各地级市的人口进入农村地区的概率要高于随机进入城市内部各区域的概率。为此,在2.2节中提出的由武汉市流入湖北省内各地级市农村地区人群数量的上限值 $pop_{upper(i)}$ 和下限值 $pop_{lower(i)}$ 的估算方法是成立的。值得注意的是,由于春节时段城区或郊区的人群数量相对于平常时段可能会减少,表明这一区域人口倾向于流出,因而在计算式(5)中参数 $pop_{change(i)}$ 中的城市各区域人群增加量之和时,将城区或郊区人群变化量为负值的情况进行排除。

2020年1月24日除夕前由武汉流入湖北省内各地级市农村地区人群数量的估算结果如表3所示。由表3可知:①2020年除夕前各城市从武汉迁入人群数量占城市迁入人群总量的平均比例最高的地级市是孝感(56.8%),鄂州(46.2%),仙桃(37.4%)。2020年除夕前从武汉迁入人群数量最多的城市分别是黄冈(89.38万人),孝感(63.52万人),荆州(33.83万人)。②从武汉流入各城市农村地区人口比例可以看出,平均下限比例为50%,平均上限比例为90%。③从武汉流入各城市农村地区人口数量的上限值和下限值可看出,从武汉流入各城市农村地区人口数量之和的区间为186.4万人至323.8万人,这表明从武汉市迁入湖北省各地级市

表3 2020年1月24日除夕前从武汉迁入湖北省内各地级市农村地区的人群数量

Tab. 3 Population migrates from Wuhan to rural areas in prefecture-level cities before New Year's Eve, January 24, 2020

城市名称	由武汉迁入 人群平均 比例/%	由武汉 迁入人群 数量/万人	迁入农村 人口比例 下限/%	迁入农村 人口比例 上限/%	迁入农村 人口数量 下限/万人	迁入农村 人口数量 上限/万人	截止2020-01-29 累积确诊 人数/人
黄冈市	35.6	89.4	58.3	86.7	52.1	77.5	324
孝感市	56.8	63.5	46.5	90.3	29.6	57.4	274
荆州市	22.9	33.8	59.0	92.8	20.0	31.4	101
咸宁市	35.7	26.8	46.4	94.7	12.4	25.4	112
天门市	25.4	17.5	65.8	85.7	11.5	15.0	34
随州市	32.7	21.4	45.6	75.8	9.7	16.2	116
襄阳市	20.5	19.7	48.8	94.9	9.6	18.7	131
仙桃市	37.4	17.2	45.8	87.0	7.9	15.0	32
黄石市	27.8	18.9	39.7	89.0	7.5	16.8	86
恩施	11.5	11.1	62.7	100.0	6.9	11.1	51
荆门市	28.6	11.9	53.1	98.6	6.3	11.7	142
十堰市	19.2	10.8	43.2	92.9	4.7	10.0	88
潜江市	23.5	6.5	49.9	85.3	3.2	5.5	8
鄂州市	46.2	10.2	27.6	77.3	2.8	7.9	84
宜昌市	19.1	4.1	48.7	100.0	2.0	4.1	63
神农架林区	14.8	0.1	61.4	100.0	0.1	0.1	3

注:每一列的数据分别进行色彩映射。低  高

的人群中至少 51.3% 流入农村地区。其中, 黄冈(52.1 万人)、孝感(29.6 万人)、荆州(20 万人)的下限值都超过 20 万。从空间分布上看(图 6), 这 3 个城市都与武汉直接接壤。整体而言, 这 3 个城市的疫情防控压力可能会比较大, 而且应该重点关注农村地区的防疫情况。此外, 各城市由武汉流入农村地区人口数量的上限值和下限值与累积感染人数之间的 Pearson 相关系数分别为 0.91、0.87 ($p\text{-value} \leq 0.001$), 而各城市 2018 年春节时段相对于平常时段的人群变化量与累积感染人数之间的 Pearson 相关系数相对较低 (Pearson's $r=0.77$, $p\text{-value} \leq 0.001$), 这在一定程度上表明农村地区的防疫压力需要被重视。

3.3 春节期间区县人群变化特征

湖北省内区县尺度 2018 年春节时段相比于平常时段的人群变化总量空间分布(图 7(a))呈现出 3 个圈层结构。① 第一圈层为疫情中心区, 包括武汉市及其周边区县, 以人群流出为主。② 第二圈层为重点关注区, 包括黄冈、黄石、仙桃、天门、潜江、随州、襄阳、以及孝感、荆门、荆州和咸宁的部分地区。结合累积确诊病例数据(截止 2020 年 1 月 29 日), 该圈层中的黄冈(324 例)、孝感(274 例)、荆门(142 例)、襄阳(131 例)、随州(116 例)、咸宁(112 例)、荆州(101 例)的确诊病例均已超过 100 人, 呈快速增长趋势, 这表明各市县疫情严重程度与武汉市流入人群量高度正相关, 处于疫情快速蔓延阶段。③ 第三圈层为次级关注区, 包括湖北西部宜昌、恩施、神农架

林区 and 荆门部分地区, 以人群小幅流入为主, 程度要弱于第二圈层。同时, 县级尺度春节时段农村地区人群变化量呈现与总人口变化量高度相似空间结构(图 7(b)), 而且县级尺度春节时段农村地区人群变化量与总人口变化量比例的空间分布(图 7(c))显示, 环武汉都市圈周边的黄冈、黄石、咸宁、荆州、仙桃、天门和孝感等城市的大部分区县, 在春节时段农村地区人群变化量与总人口变化量的比例都超过 100%, 平均达到 140%, 表明这些地区春节期间人口大量流入农村地区。由此可以推测, 第二圈层疫情防控压力可能会比较大, 应注意加强对武汉周边第二圈层的疫情防控措施, 且尤其需要高度关注第二圈层中农村地区的人口管控。

具体到单个区县春节时段人口变化情况, 发现春节时段湖北省内人群流入量最多区县包括荆州市监利县(73.07 万人)、天门市(68.89 万人)、黄冈市黄梅县(65.70 万人)、黄石市阳新县(61.63 万人)。尤其是黄冈市有 5 个县春节时段人群变化量超过 50 万, 分别为黄梅县(65.70 万人)、蕲春县(59.18 万人)、浠水县(54.71 万人)、麻城市(52.56 万人)、武穴市(52.23 万人)。经过推算, 农村地区人群变化量最大的县包括荆州市监利县(65.68 万人)、天门市(59.05 万人)、黄石市阳新县(50.74 万人), 而黄冈市有 4 个县春节时段人群变化量超过 40 万, 分别是黄梅县(49.85 万人)、蕲春县(47.33 万人)、浠水县(49.39 万人)、麻城市(44.81 万人)。由此可知, 这些区县农村地区疫情防控措施应该得到高度重视。

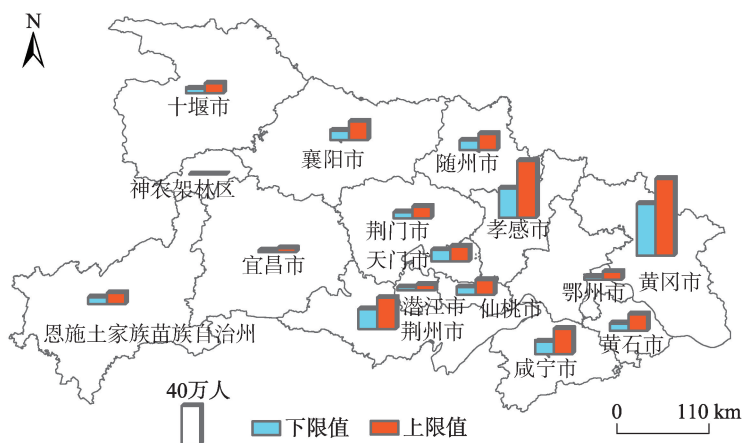
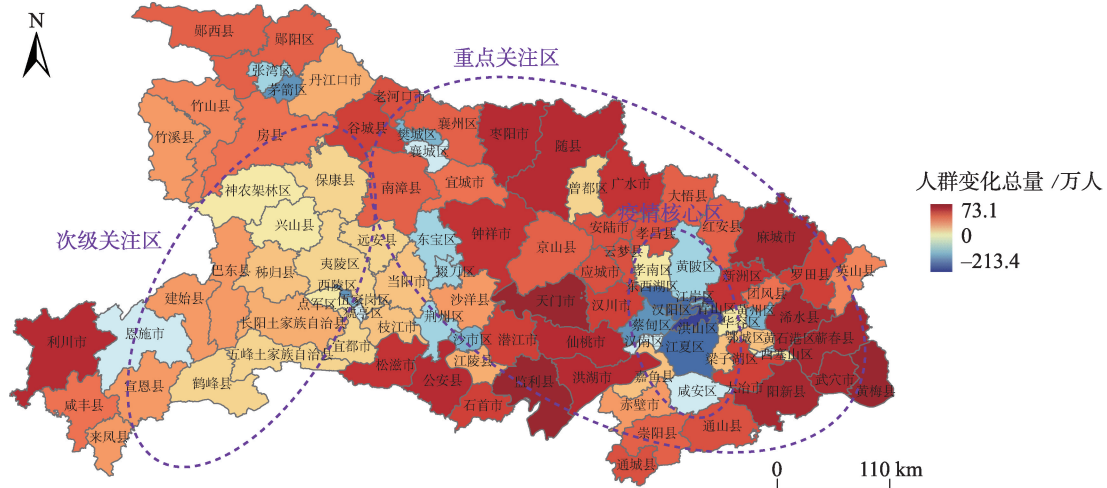
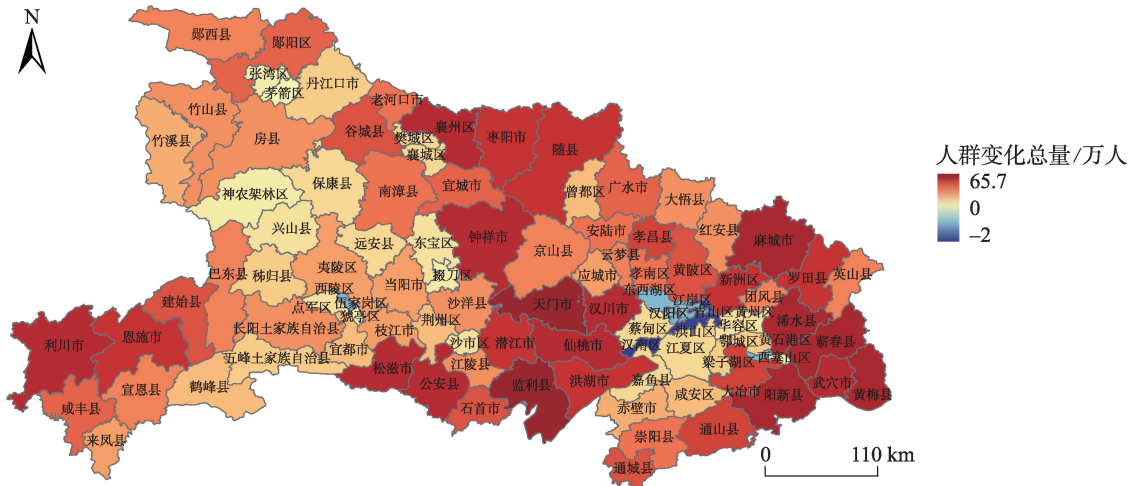


图 6 2020 年 1 月 24 日除夕前由武汉迁入各地级市农村地区人口数量上限值和下限值的空间分布

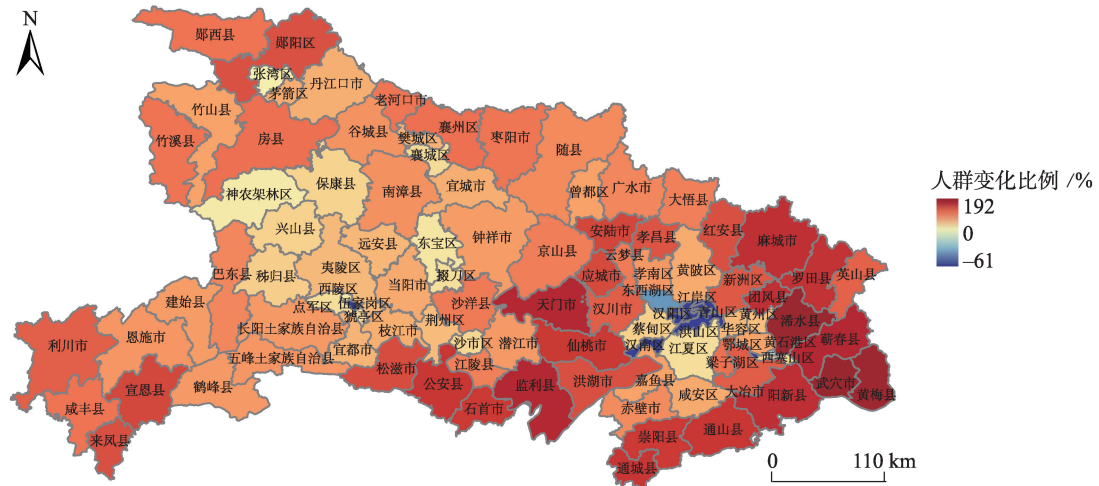
Fig. 6 Spatial distribution of the upper and lower limits of the population who immigrate from Wuhan to rural areas in prefecture-level cities before New Year's Eve, January 24, 2020



(a) 区县尺度春节时段人群变化总量



(b) 区县尺度春节时段农村人群变化量



(c) 区县尺度农村人群春节时段相对于平常时段的变化比例

图7 2018年春节期间湖北各区县人群变化空间分布

Fig. 7 The spatial distribution of county-level population change during the 2018 Spring Festival in Hubei Provinc

4 基于春节期间人群流动模式的未来疫情发展判断

4.1 基于春节期间多尺度人群变化模式的疫情防控建议

根据春节期间湖北省内市县人群变化模式,我们预计除疫情核心区武汉市及邻近区县防控压力较大之外,武汉周边第二圈层内区县的疫情防控也将面临较大压力,且尤其应高度关注第二圈层中农村地区人口管控(黄冈、黄石、仙桃、天门、潜江、随州、孝感、襄阳、荆门和荆州部分地区)。在市级尺度上,第二圈层中黄冈市、孝感市和荆州市应特别关注农村地区,并增加相应区域的医疗设施和人员,以提高防疫能力。在区县尺度上,需要被高度重视的地区包括荆州市监利县、天门市、黄石市阳新县,以及黄冈市的黄梅县、蕲春县、浠水县、麻城市,这些区县春节时段人群流入总量和农村地区人群增加量都排在湖北省前列,或将面临较严峻的防控形势。

4.2 春节期间农村地区人群行为特征对疫情防控的影响

人民日报在2020年1月23日发表评论文章《疫情防控:万万不可忽视农村》^[29],文中提到农村防疫形势在未来可能会更加严峻。本文用手机定位大数据也证实了从武汉流入湖北省内其他地级市的人群中51.4%可能流入了农村地区,大量农村地区迁入人群将给后续的疫情防控带来严重的压力。湖北农村人口过年习惯到麻将馆娱乐、吃酒席、走亲访友和拜年,这些活动会导致大量的人群流动和聚集,增加传染概率;农村信息传达效率比城市地区要慢一些,人群管控起来可能存在人手不够和物资紧缺的情况;部分农村人口生病后就诊意愿不积极,能拖就拖,这些因素都会加大农村地区的疫情防控压力。随着疫情的发展,湖北农村多地也开始自发对进村必经道路进行封锁,而且走亲访友和到娱乐场所的意愿急剧下降。这些迹象表明,防控疫情逐渐在广大农村地区开始形成一定的共识。

4.3 春节假期后人口返程对疫情防控的影响

春节假期后返程高峰临近,湖北省大量流入农村的人口将会回迁至武汉及全国其他各城市,将会对后续的疫情防控增加新的压力。已有研究^[5-9]表明,节后人口迁徙网络具有非常明显的空间规律,

如显著的社区聚集特征和多中心特征,这表明节后人口返程倾向于在位于同一“社区”内的城市间以及在各中心城市间交通要道上流动,且节后人口流动会趋向于在经济发达省份和各大中城市高度聚集。由于春节前后人口流动和分布模式的显著差异,各地疫情防控措施需要结合精确的节后人口流动状况进行适时调整。这同样需要结合多源位置感知大数据来进行实时人口流动规模的推算,辅助各地制定精准的疫情防控策略。此外,各地疫情严重程度差异较大,湖北省内从事部分行业的人群出行需求可能会根据各地疫情的发展而发生变化,如个体经济从业人员、农村经济从业人员、私营经济从业人员等,因而节后防疫策略的制定需要考虑到人群迁徙意愿的差异性。

5 不确定性分析

本研究结果的不确定性主要由以下4个方面引起:

(1)由于腾讯定位请求数据无法区分个体用户的数量,使用定位请求数量与背景人口数量的相对比例来进行返乡人群数量的估算会带来一定偏差,而且由于数据的限制,本研究没有考虑背景人群分布和流动特征的空间异质性,这同样会为人群估算结果带来一定偏差。

(2)考虑到腾讯社交媒体平台的用户的年龄段和覆盖范围限制,以及不同区域人群对定位请求服务使用频次的差异,估算结果一方面可能会对年龄偏小和偏长的返乡人群数量产生低估;另一方面,可能会导致不同空间区域的人群估算误差存在差异,如城区人群数量被高估,农村人群数量被低估。人群从城市地区进入农村地区,由于使用场景变少,使用位置服务的需求可能会降低,因而可能会导致农村地区春节期间的人口变化量被低估。此外,需要注意的是,本文重点关注春节期间各市县的人群变化量,而非绝对人群数量,因此农村地区平时大量的留守老人和儿童不会对本文分析结果产生明显影响。

(3)用于校正的年末常住人口统计数据本身没有顾及短期流动人口的数量,同时,本文采用2018年的定位请求数据来参与推断2020年春节期间人口流动情况,没有顾及2018—2020年的人口变化情况,这2个因素都会对估算结果产生影响。但是推

断本文结果依然能够反映湖北省2020年春节期间的群体变化的基本空间模式,因为每年城市间人群迁徙规模和空间模式是相对稳定的,不会在短期内产生非常大的变化。武汉市正式采取“封城”措施是在2020年1月23日(2020年除夕前一天)上午10时,此时绝大部分人口已经完成了除夕前的迁徙,因而2020年春节时段人群空间分布模式应该与2018年春节时段是相对一致的。

(4)受限于数据源的获取难度,人群估算结果的精度有待进一步深入验证。目前动态人群估算大多局限在城市内部尺度,对于省级乃至全国尺度人群动态估算研究非常少。这主要是由于隐私保护和跨区域数据互通性等原因,导致大范围手机通话详单数据等数据源的获取难度极大,而且国内暂时没有春节期间个体尺度大范围详细的迁徙调查统计数据,这些因素导致无法直接对春节期间各市县人群变化量的估算结果进行深入验证。但是,Chen等^[25]利用腾讯位置大数据进行南京市格网尺度人口分布估算,并与国际主流人口产品Worldpop和Landscan进行对比验证后发现,基于腾讯位置大数据的人群估算能够在格网尺度获得更优的估算精度。这在一定程度上为本文估算结果的精度验证提供了支撑。

虽然上述的各种限制会对本研究的估算结果产生一定程度的不确定性,但顾及腾讯定位请求数据的实时性、空间清晰性等显著特点,同时相关研究^[28]也表明类似计算对于短期人群迁移情况空间相对分布的估算是可信的,从而对本研究有关返乡人群空间分布的相对比例估算提供可靠的支撑。

6 结论

本文基于人群迁徙大数据,聚合位置感知大数据、土地覆盖数据和人口统计数据,提出一种融合多源地理时空大数据的区际迁徙人群多层次空间分布动态估算模型,用于动态估算区际人群迁徙数量以及其在区域内部不同空间结构的分布。由于COVID-19疫情的严峻形势,武汉市于2020年1月23日10时开始实施“封城”,而在此之前已有500多万在武汉居住或停留的人员离开了武汉,百度迁徙大数据显示从武汉市流出人口中超过70%流向了湖北省内其他地级市。快速准确估算从武汉市流入湖北省其余市县的人群数量,并分析其空间分布特征,可以为防止疫情扩散和制定防疫决策提供科

学依据。基于该模型,对2020年1月24日除夕前从武汉流入湖北省内各市县及其农村地区的人群数量进行估算,并分析其空间分布特征。此研究成果在2~3天完成,显示大数据是可以快速地响应重大公共安全事件,为决策的制定提供一定支持。

本文的主要结论如下:

(1)2018年春节时段各地级市农村人群数量占城市人群总量的平均比例为51.7%。2018年春节时段,除武汉市外,其他地级市整体上以人口流入为主,大部分城市的城区人群数量小幅减少,郊区人群数量小幅增加,而农村地区人群数量则大幅增加,而且各地级市农村增加人群数量占城市人群变化总量的比例平均达124.7%,这表明2018年春节时段同一城市内部不同区域人群流动差异较大,而且2018年2月15日除夕前湖北省内城市净流入人口高度倾向于进入农村地区。

(2)2020年春节时段武汉人群流出量约515.4万,占整个城市人口的42%,其中71%流向了湖北省内各市县。从武汉市流入湖北省内各地级市的人群中至少51.3%流入农村地区。各地级市中从武汉流入农村地区人群数量最多的是分别为黄冈(超过29.6万)、孝感(超过29.6万)、荆州(超过20.0万),同时这3个城市从武汉流入的人群总量也是最多的。

(3)依据区县尺度2018年春节时段人群变化总量的空间模式划出3个疫情防控圈层:①第一圈层为疫情核心区,包括武汉及其周边地区,以人群流出为主;②第二圈层为重点关注区,包括黄冈、黄石、仙桃、天门、潜江、随州、襄阳、以及孝感、荆门、荆州和咸宁的部分地区,以人口总量和农村地区人口大幅增加为主,且增幅明显高于位于第三圈层的区县;③第三圈层为次级关注区,包括湖北西部宜昌、恩施、神农架和荆门部分地区,以人口小幅流入为主。

(4)2018年春节时段行政区和农村地区人群流入总量最多的区县包括荆州市监利县,天门市,黄石市阳新县,以及黄冈市的黄梅县、蕲春县、浠水县、麻城市、武穴市。这些区县春节时段相比于平时时段人群增加量超过50万,而且农村地区人群数量增加超过40万。

总体来说,本文提出一种融合多源地理时空大数据的区际迁徙人群多层次空间分布动态估算模型,实现了2020年1月24日除夕前从武汉流入湖北省内各市县及其农村地区人群数量的快速估算及

空间特征分析,并针对湖北省疫情防控提出2点建议:① 建议加大对武汉周边第二圈层的疫情防控,尤其应高度关注第二圈层中农村地区人口管控(黄冈、黄石、仙桃、天门、潜江、随州、孝感、襄阳、荆门和荆州部分地区);② 湖北省地级市中的黄冈市、孝感市和荆州市在疫情防控上应特别关注农村地区,并增加区域医疗设施和设备,以提高防疫能力。

多源位置感知大数据还可以在提升疫情防控能力和效率方面发挥更大的作用,如春节假期后湖北省返程人员数量及流向估算、基于动态人群分布特征的医疗人员和物资的科学调配、融合动态人群流动信息的疫情传播预测、区域内部精细尺度疫情风险估算等。通过结合不同领域的专业知识,如城镇内部结构和功能、城乡与区域特征、传染病模型等,位置感知大数据将能够提供更加深入和精准的疫情分析和预测结果。

参考文献(References):

- [1] 周先旺.约500多万人离开了武汉[EB/OL]. http://news.china.com.cn/2020-01/26/content_75650784.htm,2020-01-26. [Zhou X W. About 5 million people left Wuhan[EB/OL]. http://news.china.com.cn/2020-01/26/content_75650784.htm, 2020-01-26.]
- [2] Wang Y X, Dong L, Liu Y, et al. Migration patterns in China extracted from mobile positioning data[J]. *Habitat International*, 2019,86:71-80.
- [3] Hu M. Visualizing the largest annual human migration during the Spring Festival travel season in China[J]. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 2019,51(8):1618-1621.
- [4] Wei Y, Song W, Xiu C L, et al. The rich-club phenomenon of China's population flow network during the country's spring festival[J]. *Applied Geography*, 2018,96:77-85.
- [5] Li J W, Ye Q Q, Deng X K, et al. Spatial-temporal analysis on Spring Festival travel rush in China based on multi-source big data[J]. *Sustainability*, 2016,8(11):1184.
- [6] Zhu D, Huang Z, Shi L, et al. Inferring spatial interaction patterns from sequential snapshots of spatial distributions [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018,32(4):783-805.
- [7] Wang X W, Liu C, Mao W L, et al. Tracing the largest seasonal migration on earth[J]. *arXiv preprint arXiv:1411.0983*, 2014.
- [8] Hu X Q, Li H, Bao X G. Urban population mobility patterns in Spring Festival Transportation: Insights from Weibo data[C]. 2017 International Conference on Service Systems and Service Management. IEEE, 2017:1-6.
- [9] Xu J, Li A Y, Li D, et al. Difference of urban development in China from the perspective of passenger transport around Spring Festival[J]. *Applied Geography*, 2017,87: 85-96.
- [10] Leyk S, Gaughan A E, Adamo S B, et al. The spatial allocation of population: A review of large-scale gridded population data products and their fitness for use[J]. *Earth System Science Data*, 2019,11:3.
- [11] Wardrop N A, Jochem W C, Bird T J, et al. Spatially disaggregated population estimates in the absence of national population and housing census data[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018,115(14):3529-3537.
- [12] Yao Y, Liu X P, Li X, et al. Mapping fine-scale population distributions at the building level by integrating multisource geospatial big data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017,31(6):1220-1244.
- [13] Patel N N, Stevens F R, Huang Z J, et al. Improving large area population mapping using geotweet densities[J]. *Transactions in GIS*, 2017,21(2):317-331.
- [14] Kontokosta C E, Johnson N. Urban phenology: Toward a real-time census of the city using Wi-Fi data[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2017,64:144-153.
- [15] Kubíček P, Konečný M, Stachoň Z, et al. Population distribution modelling at fine spatio-temporal scale based on mobile phone data[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2019,12(11):1319-1340.
- [16] Ma Y J, Xu W, Zhao X J, et al. Modeling the hourly distribution of population at a high spatiotemporal resolution using subway smart card data: A case study in the central area of Beijing[J]. *ISPRS International Journal of Geo-information*, 2017,6(5):128.
- [17] Tsou M H, Zhang H, Nara A, et al. Estimating hourly population distribution change at high spatiotemporal resolution in urban areas using geo-tagged tweets, land use data, and dasymmetric maps[J]. *arXiv preprint arXiv:1810.06554*, 2018.
- [18] Deville P, Linard C, Martin S, et al. Dynamic population mapping using mobile phone data[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2014,111(45):15888-15893.
- [19] Liu Z, Ma T, Du Y, et al. Mapping hourly dynamics of urban population using trajectories reconstructed from mobile phone records[J]. *Transactions in GIS*, 2018,22(2): 494-513.
- [20] Khodabandelou G, Gauthier V, Fiore M, et al. Estimation of static and dynamic urban populations with mobile network metadata[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018,18(9):2034-2047.
- [21] Feng J, Li Y, Xu F L, et al. A Bimodal Model to Estimate

- Dynamic Metropolitan Population by Mobile Phone Data [J]. *Sensors*, 2018,18(10):3431.
- [22] Khodabandelou G, Gauthier V, El-Yacoubi M, et al. Population estimation from mobile network traffic metadata [C]. 2016 IEEE 17th international symposium on a world of wireless, mobile and multimedia networks (WOW-MOM). IEEE, 2016:1-9.
- [23] Zong Z F, Feng J, Liu K C, et al. DeepDPM: Dynamic Population Mapping via Deep Neural Network[C]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019,33:1294-1301.
- [24] Chen J, Pei T, Shaw S L, et al. Fine-grained prediction of urban population using mobile phone location data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018,32(9):1770-1786.
- [25] Chen Y H, Zhang R J, Ge Y, et al. Downscaling census data for gridded population mapping with geographically weighted area-to-point regression Kriging[J]. *IEEE Access*, 2019,7:149132-149141.
- [26] Song Y Z, Long Y, Wu P, et al. Are all cities with similar urban form or not? Redefining cities with ubiquitous points of interest and evaluating them with indicators at city and block levels in China[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018,32(12):2447-2476.
- [27] Gong P, Li X C, Zhang W. 40-Year (1978-2017) human settlement changes in China reflected by impervious surfaces from satellite remote sensing[J]. *Science Bulletin*, 2019,64(11):756-763.
- [28] Ma T, Lu R, Zhao N, et al. An estimate of rural exodus in China using location-aware data[J]. *PLoS one*, 2018,13(7) e0201458.
- [29] 宫礼. 人民网评:疫情防控万万不可忽视农村[EB/OL]. <http://opinion.people.com.cn/n1/2020/0124/c1003-31561897.html>, 2020-01-24. [Gong L. People's Online Review: The epidemic prevention and control must not be ignored in rural areas[EB/OL]. <http://opinion.people.com.cn/n1/2020/0124/c1003-31561897.html>, 2020-01-24.]