

DOI: 10.5846/stxb202003250684

王琳, 赵俊三. 城市群新冠疫情时空分布格局与分异机制的地理探测. 生态学报, 2020, 40(19): 6788-6800.

Wang L, Zhao J S. Spatiotemporal distribution pattern of the COVID-19 epidemic and geographical detection. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(19): 6788-6800.

城市群新冠疫情时空分布格局与分异机制的地理探测

王 琳, 赵俊三*

昆明理工大学国土资源工程学院, 昆明 650093

摘要: 自从 2019 年 12 月湖北武汉爆发新型冠状病毒 (COVID-19) 以来, 疫情在全国范围内迅速传播并蔓延。城市群既是我国新型城镇化主体特定的空间组织形态, 也是相互连接的城市网, 集合了相当数量不同性质、类型和等级规模的城市, 城市群经济发展程度较高、人口密度大, 交通发达, 是疫情传染扩散-关联的重点区域, 因而跨区域感染风险高, 联防联控难度大。以疫情集中地区城市群为研究对象, 通过核密度分析聚焦重点研究的城市群, 从多层空间尺度对疫情在数量、人口迁移和空间分布上进行测度, 利用空间自相关分析疫情分布特征, 运用地理探测器方法客观地测度城市群疫情发展的差异性主导因素, 从景观格局中挖掘相关主导因子, 为生态、安全的空间规划和治理提供科学依据和思路。结果显示: ①全国范围感染人数核密度高值区的空间分布与长江中游城市群和三大沿海城市群范围耦合, 首位核心城市确诊感染数在城市群中占比均较高, 城市群疫情扩散分布呈现典型的由核心城市向外辐射的特征, 湖北地区迁出的人数对迁往地区的疫情形势构成一定程度的影响; ②全国范围的 COVID-19 感染人数和感染增长率分布存在显著空间集聚特征, 城市群范围感染人数的空间集聚性从长江中游城市群向其他城市群依次减弱; ③地理探测器识别出人口密度、城乡建设、交通、卫生、科技、生态绿地为疫情的主导因素, 并且交互后所产生的共同作用增加了对疫情的解释力; ④生态与建设用地景观格局对疫情的解释能力较强, 其中建设用地的聚集性和生态用地的蔓延性为主要因子。

关键词: 城市群; 新型冠状病毒; 空间自相关; 地理探测器; 景观格局

Spatiotemporal distribution pattern of the COVID-19 epidemic and geographical detection

WANG Lin, ZHAO Junsan*

Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China

Abstract: The epidemic has rapidly spread across China since the outbreak of the novel coronavirus disease 2019 (COVID-19) in Wuhan, Hubei province in December 2019. Urban agglomerations are not only the main spatial organization forms of China's new urbanization but also interconnected urban networks that gather a considerable number of cities of different natures, types, and scales. Urban agglomerations with relatively high degrees of economic development, large population densities, and developed transportation are key regions associated with the spread of the epidemic. In these regions, cross-regional infection risk is high, and joint prevention and control is difficult. This article takes the urban agglomerations in the epidemic-intensive area as its research object. It focuses on the key urban agglomerations through kernel density analysis; measures the number, population migration, and spatial distribution of the epidemic from multi-spatial scales; uses spatial autocorrelation to analyze the distribution characteristics of the epidemic; and uses the geographic detector method to objectively measure the leading factors of the epidemic in urban agglomerations. The aim of these analyses is to excavate the relevant dominant factors from the landscape pattern to provide scientific basis and ideas for ecological and safe spatial

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41761081)

收稿日期: 2020-03-25; 修订日期: 2020-06-29

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: junsanzhao@netease.com

planning and governance. Results show that ① the high-kernel density areas of the number of infection cases nationwide is spatially coupled with the four urban agglomerations. The number of confirmed cases in the first core city accounts for a high proportion in the urban agglomerations, and the spread and distribution of the epidemic typically radiates outward from the core city. The outflow of people in Hubei has a certain impact on the epidemic situation in the inflowing area. ② There are significant spatial agglomeration characteristics in the number of infection cases and the growth rate of infections nationwide. The spatial agglomeration of the number of infections within the urban agglomerations has gradually weakened from the Middle Yangtze urban agglomeration to other urban agglomerations. ③ The geographic detector reveals that the population density, urban and rural construction, transportation, health, science and technology, and ecological green space are the dominant factors in the spread of the epidemic, and the combined effect produced by the intersecting factors can increase the explanatory power. ④ The landscape pattern of ecological and construction land have strong ability to explain the epidemic; aggregation of construction land and extension of ecological land are main factors.

Key Words: Urban agglomeration; COVID- 19 (Corona Virus Disease 2019); spatial autocorrelation; geographical detector; landscape pattern

从湖北省武汉市等多个地区发生新型冠状病毒感染的肺炎疫情以来,我国境内报告感染累计数不断攀升^[1]。专家研判认为,疫情传播途径以呼吸道传播为主,人员流动性会加大疫情传播的风险和防控的难度^[2]。城市群拥有强大的人口和经济聚集力,伴随着世界城市化进程,大城市正成为传染病传播的重要中心^[3]。我国不同城市群虽然在人口数量和空间规模的分布略有不同,但均呈现出较明显的规律性,大多为集中型分布格局^[4-5]。我国疫情的时空分布变化与我国城市群的整体分布格局是否具有关联性?基于城市群的疫情发展具有怎样的空间规律性?疫情的发展分布在地理上受哪些空间差异性因素影响?对疫情在城市群范围进行空间分析和地理因素探索,将在疫情防控方面能发挥积极的作用。

城市群是一个相对完整的城市“集合体”,在形式上表现为空间形态高度发达、城市高度融合、群内要素向大城市高度集聚,空间交互较强^[6]。我国目前已基本形成了“19+2”城市群分布格局——19个城市群,加上以新疆喀什和西藏拉萨为中心的两个城市圈。我国19个城市群占全国27.40%的土地面积,承载全国人口的72.98%^[7]。大量的人口流动在城市之间发生,大多数发达国家的城市化率已经高达约80%,联合国预测世界城市人口将从2007年的33亿增长到2050年的63亿,指数级城市增长正在对全球人类健康产生深远影响^[3]。推进健康中国建设,需要结合城市群的高聚集性和开放性对城市群进行可持续发展规划,处理好集中与分散的关系,围绕城市群的功能、空间、交通、形态等科学布局。

从新冠肺炎疫情爆发以来国内外出现了不少研究,除病理学分析外,多集中于统计分析并建立模型对疫情传播进行模拟预测,Qun Li等^[1]通过拟合传输模型来推导疫情的发展和演变,Tianmu Chen等^[8]建立蝙蝠-宿主-海鲜市场-人群(BHRP)传播网络模型评估COVID-19的传导性,Tianyi Qiu等^[9]建立了SEIO实时状态动态模型;对易感、暴露、感染症状、医疗(Medical care)和系统外人口进行建模,协助疫情应对。研究者还运用一般增长模型^[10]、传播动力学模型^[11]、以及复杂网络的疾病传播模型SIR^[12]、SEIR模型^[13]对疫情演变进行分析。对于疫情扩散的人口流动和安全距离的研究,许小可等^[14]基于地理位置服务的人口流动数据,对春节前离汉人口的地理分布进行了统计分析和对疾病传播的影响,George J Milne^[15]建立了基于个体的模拟模型,在没有干预的情况下,在社区模型中对病毒传播的模拟提供一个基准,用来比较替代性的社会疏远策略。而对于城市群的研究,诸多学者从不同角度展开,研究主题主要涵盖了城市群的空间格局^[16]、城市群综合发展评价^[17]、资源与生态环境^[18-19]、承载力^[20]、社会经济的可持续发展^[21]、土地利用^[22-23]、时空演化^[24]等。在疫情严峻的形势下,鲜有结合城市群进行地理空间分析的研究。本文首先将疫情在数量、人口迁移和空间分布上进行测度,利用空间自相关分析疫情空间分布特征,运用地理探测器方法客观地测度城市群疫情发展的影响极其差异性,从景观格局中挖掘相关影响因子,以期为国土空间规划中的防疫空间规划布局提供科学

依据。

1 数据来源及处理

本文研究数据包括百度迁徙数据,全国各省、市疫情统计数据,用于驱动因素分析的自然指标栅格数据,社会经济指标属性数据。对 2018 年土地利用 1 km 栅格数据按土地利用一级类型进行分类提取生态用地和建设用地,基于全国气象站点月数据,计算年均气温、年平均降水量等,利用反向距离加权平均的方法内插出空间分辨率为 100 m×100 m 的年平均气温、年平均降水量、干燥度和湿润指数。利用 SPSS 对缺失数据采取线性插值等方法进行补充,通过归一化处理消除量纲和量级的影响。使用 ArcGIS 对各图层进行投影坐标变换、空间配准等空间化处理,为使疫情确诊感染人数、社会、经济等无 X、Y 坐标的属性数据实现指标空间化,将省域和市域尺度社会经济数据结合自然因素数据转化成格网数据,保证感染人数、社会、经济等属性数据在空间上的平滑过渡。借助 GeoDa 软件进行空间自相关分析,通过 GeoDetector 进行空间分异性测算,用 Fragstats 测度景观格局指数。主要数据源及处理相关信息如表 1 所示。

表 1 指标体系、主要数据来源

Table 1 The index system, main data source

类型 Type	数据名称 Data name	数据来源 Data sources
基础数据 Basic data	疫情数据	中国疾病预防控制中心 (http://www.chinacdc.cn/)
	城市群行政边界矢量数据	国家基础地理信息系统全国 1:100 万数据库 (http://www.ngcc.cn/ngcc/)
迁徙数据	百度迁徙 (https://qianxi.baidu.com)	
经济核算 Economic calculation	人均 GDP/亿元	国家统计局 (http://www.stats.gov.cn/)、
人口密度 Population density	城市人口密度/(人/km ²)	《中国城市统计年鉴》
公交客运 Public transportation	年末公共交通运营数/辆	《中国交通运输统计年鉴》
城乡建设 City and rural construction	城乡建设用地面积/(万 hm ²)	部分省、市统计年鉴(2018 年)
卫生 Health care	建成区路网密度/(km/km ²)	
	医疗卫生机构数/个	
	卫生机构床位数/张	
科技 Science and technology	国内发明专利申请授权量/项	
气候 Climate	年平均气温	中国气象数据网 (http://data.cma.cn/site)
	年平均降水量	
	干燥度	
	湿润指数	
生态绿地 Ecological vegetation	人均公园绿地面积/m ²	《中国城市统计年鉴》
	生态用地面积/万 hm ²	中国科学院资源环境科学数据中心 (http://www.resdc.cn/)

2 研究方法

2.1 核密度

密度分析是基于空间平滑及空间内插技术的统计分析过程,核密度值随中心辐射距离的增大逐渐变小^[25],运用核密度估计可以清晰反映累计确诊人数在空间上的分散和集聚特征,其计算表达式为:

$$f_n = \frac{i}{nh} \sum_{i=1}^n k \left(\frac{x - x_i}{h} \right) \quad (1)$$

式中 f_n 为疫情人数分布的核密度测算值, n 为 COVID-19 感染累计总人数, k 为核密度函数, x_i 为独立同分布的累计确诊值, x 为均值, h 为核密度测算带宽的平滑参数。

2.2 空间自相关

空间自相关是区域化变量的基本属性之一,既可检验变量空间分布的自相关强度,又可检测研究区内变量的分布是否具有结构性^[26]。全局自相关描述整体分布情况,判断某属性在特定区域内是否有聚集特征存在,局部自相关能指出显著的聚集发生在哪些位置^[27]。Moran's $I \in [-1, 1]$, 小于 0 表示负相关,等于 0 表示不相关,大于 0 表示正相关。

全局 Moran's I 计算表达式为:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (i \neq j) \quad (2)$$

局部 Moran's I 计算表达式为:

$$I_i = \frac{n(x_i - \bar{x}) \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (i \neq j) \quad (3)$$

式中, n 为变量 x 的观测数; x_i, x_j 分别为变量 x 在位置 i 和位置 j 处的观测值; \bar{x} 为所有观测值的均值; W_{ij} 是空间权重矩阵值。

2.3 地理探测器

地理探测器模型可较好表达同一区域内的相似性、不同区域之间的差异性,该模型主要是基于统计学原理的空间方差分析,通过分析层内方差与层间方差的异同来定量表达研究对象的空间分层异质性(空间异质性)。其计算表达式为:

$$q = 1 - \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2 \quad (4)$$

式中, q 为疫情分布的空间异质性; N 为群市区域的全部样本数; σ^2 为指标的方差; $h=1, 2, \dots, L$, h 标识分区, L 表示分区数目。 $q \in [0, 1]$, q 的大小反映了空间分异的程度, q 值越大,表示空间分层异质性越强,反之则空间分布的随机性越强^[28]。

2.4 景观格局指数

景观指数可以研究地区面积分布、边缘和形状特征,以及它们的细碎化和连通性^[29]。本文选择以下指标对城市群生态用地和建设用地进行分析:香农多样性指数 (SHDI, Shannon's Diversity Index)、蔓延度 (CONTAG, Contagion Index)、散布与并列指数 (IJI, Interspersion Juxtaposition Index)、聚集度指数 (AI, Aggregation Index)、相似临近百分比 (PLADJ, Percentage of Like Adjacencies) 和整体性斑块凝聚度 (COHESION, Patch Cohesion Index)^[30-31], 并通过 ArcGIS 10.2 将不同城市建设用地和生态用地指标生成 Grid 栅格数据,在 Fragstats 4.2 景观分析软件中完成指标评价。

3 结果与分析

3.1 全国疫情分布与演化格局

3.1.1 疫情分布特征

全国累计确诊病例数自 1 月 20 日有数据记录以来,一直处于上升阶段,结合趋势图可将疫情划分为 3 个阶段:爆发期(1 月 20 日—2 月 12 日),从传播开始,确诊数量增长为快速上升趋势,该阶段后期急剧增加(2 月 12 日,湖北省对新增确诊病例标准进行了调整,当日新增的 14840 例中包含了临床诊断病例 13332 例);发展期(2 月 12 日—3 月 2 日),累计确诊人数涨幅较前一阶段有所放缓,平均增长率为 24.18%;控制期(2 月 28 日—5 月),新增确诊得到有效控制,累计人数趋于平缓,平均增长率为 1.97%,成功缓解了疫情。为了反映

疫情发展的时空变化,将不同阶段数据绘制成雷达图,因为武汉及相邻城市疫情的烈度和形势都显著不同于其它地区,数据样本没有包含湖北省。可以看出,数量上各省(直辖市) COVID-19 感染确诊数量差别较大,疫情区域面积较大的集中在广东、河南、浙江、安徽和江西等省,而增长情况在爆发期增长面积最多,进入发展期大部分地区确诊人数均有增加,而控制期则面积变化总体较小,仅在上海、黑龙江、广东等地有较明显的增加(图 1)。

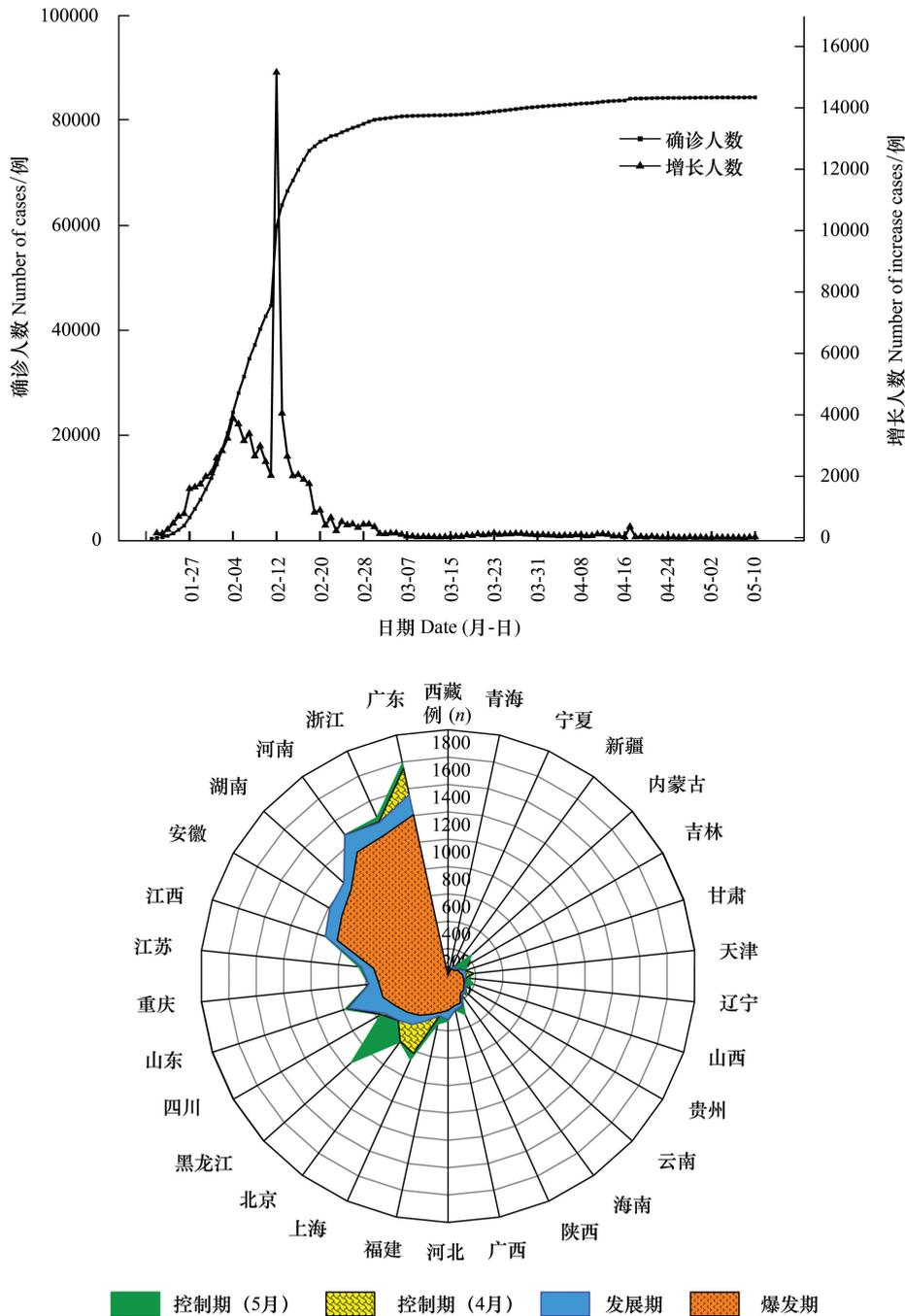


图 1 全国 COVID-19 感染累计确诊病例发展趋势

Fig.1 The development trend chart of COVID-19 cases in China

3.1.2 COVID-19 感染热点区域与城市群耦合特征

为体现疫情的空间密度分布,将市域尺度的确诊累计病例矢量数据进行要素转点,使用核函数计算各单

位面积的量值,并将各个点拟合为光滑锥状表面,对核密度值高的区域以高亮形式显示,从而用热力图形式呈现疫情空间密度分布(图 2)。我国感染 COVID-19 的人数在空间分布中整体表现出明显的不均匀聚集特征:以武汉为中心的区域是明显的高密度区,以此为中心向周围辐射,湖北省其他城市则为中高密度区,在北京市周边,浙江、江苏、上海等地,以及广州地区都是中高密度区。与湖北省相邻的河南省、安徽省、江西省、湖南省等周边区域以及黑龙江哈尔滨等地区中密度区,其余为中低密度区。以胡焕庸线为界,界线以西普遍体现为低密度区。进一步将疫情核密度图与城市群区域进行叠加分析,可以看出 COVID-19 感染的高密度区与长江中游城市群相吻合,中高密度区分别与京津冀城市群、长江三角洲城市群和珠江三角洲城市群区取相重合。因此,本文围绕以上四大城市群做进一步研究分析。

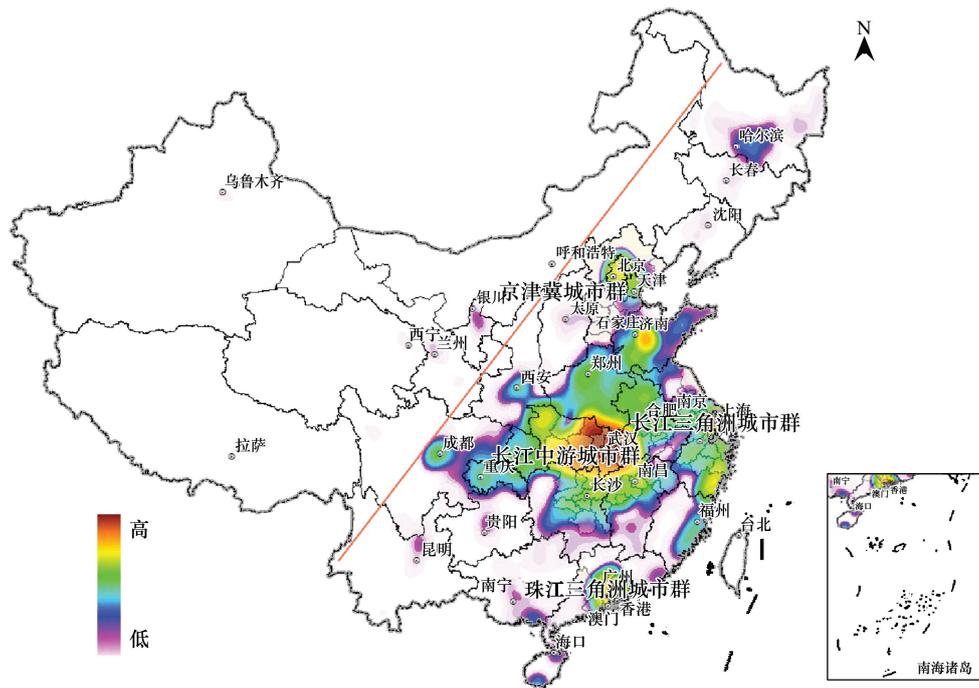


图 2 全国 COVID-19 感染人数核密度与城市群分布

Fig.2 The nuclear density of COVID-19 cases and urban agglomerations distribution in China

该图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)1823 号的标准地图制作,底图无修改

3.2 城市群人口迁徙与疫情演化分布

利用 python 获取百度迁徙中全国人口迁徙的 OD (Origin-destination) 数据,计算疫情爆发期湖北省疫情高发城市迁出的无量纲迁徙指数累计数。从湖北省迁往长江中游城市群、京津冀城市群、长江三角洲城市群和珠江三角洲城市群的人口数量占总迁徙量的 67.8%,迁往长江中游城市群的比例为 55.4%,疫情高发城市迁出排名前 25 的城市主要集中在湖北省。人口流动促进传染疾病的传播是不言而喻的^[32],从武汉迁入的省内城市,大部分如孝感、襄阳、孝感、鄂州、黄冈、荆州、黄石、宜昌等地成为了疫情较严峻地区,以及从湖北迁入的省外城市如深圳、温州、南昌、九江、安庆、长沙、岳阳、常德等地感染确诊数也相对较多。以市域为尺度对城市群的 COVID-19 感染累计确诊数和增长率进行统计,长江中游城市群中武汉市感染人数最多,占四大城市群的 69.95%,除去武汉市长江中游其余城市占四个城市群感染人数的 23.89%。除去武汉市的感染人数,长江三角洲城市群疫情人数占 4 个城市群最高,为 47.91%,其次为珠三角城市群 27.24%,京津冀城市群为 24.85%。在控制期阶段,大部分城市为零增长,而该阶段依旧还有新增病例的城市主要有武汉、北京、天津、上海和东莞等。城市群的首位核心城市确诊病例数在城市群中占比均较高,城市群疫情扩散分布呈现典型的由核心城市向外辐射的特征(图 3、图 4)。

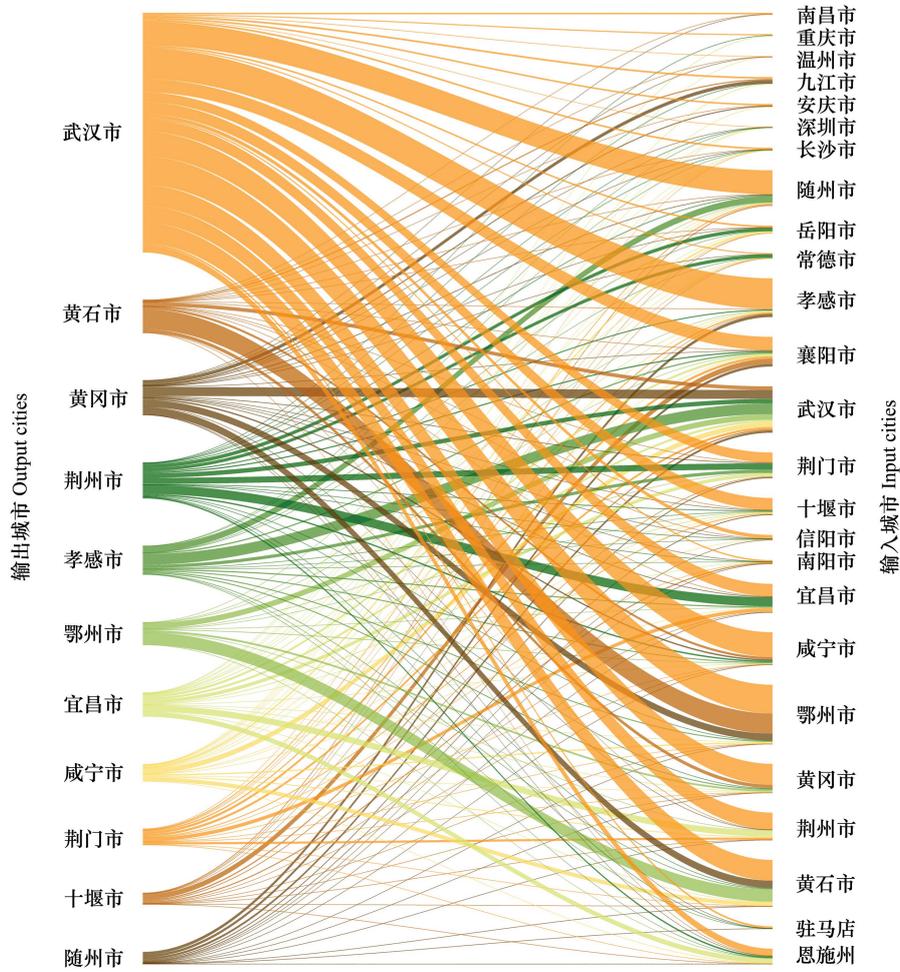


图3 湖北省主要城市人口迁徙分布(前25)

Fig.3 Population migration distribution of major cities in Hubei Province (top 25)

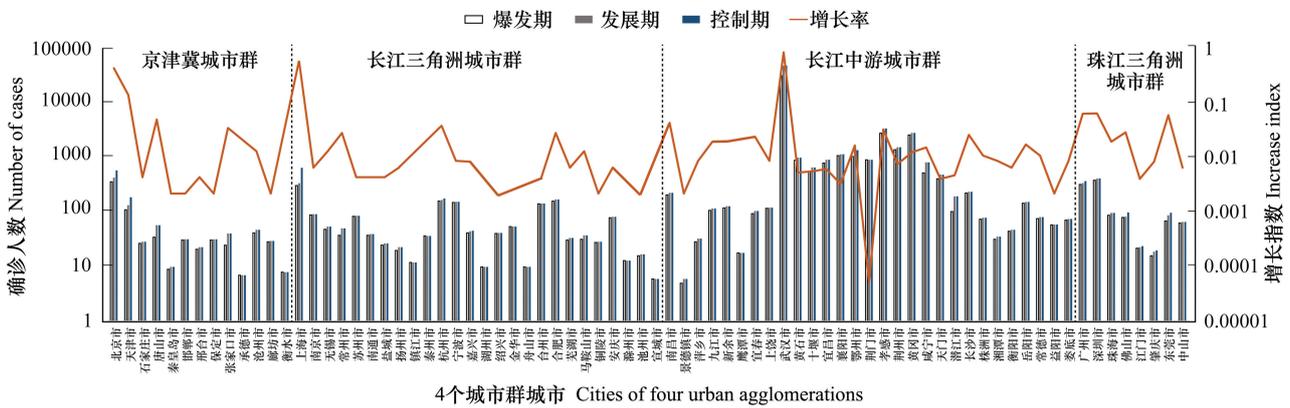


图4 COVID-19 感染确诊累计人数和增长指数

Fig.4 Number of cases and increase index of COVID-19 infection

3.3 确诊数与增长率空间自相关分析

分别将全国有疫情统计数据的 365 个城市 COVID-19 确诊人数和增长率作为空间自相关分析的属性值, 引入全局 Moran's *I* 指数来分析疫情发展的空间自相关性以及不平衡性。对比全国以及四大城市群全局

Moran's I 指数,结合 Z 值和 P 值进行统计量检验(表 2)。在全国范围,确诊人数 Moran's I 指数为 0.564,增长率 Moran's I 指数为 0.409, P 值均 ≤ 0.001 , Z 值均大于 1.96,达到显著水平,具有正空间自相关关系,存在较显著空间集聚特征。在城市群范围,四个城市群在感染确诊人数的空间自相关均通过检验,Moran's I 指数从长江中游城市群、珠江三角洲城市群、京津冀城市群、长江三角洲城市群依次降低,表明聚集区域范围逐渐缩小;而城市群感染增长率 Moran's I 指数除长江三角洲城市群外,均没有通过显著性检验,说明长江三角洲城市群的增长率表现为正空间自相关关系,存在空间集聚特征,而其他三个城市群的城市与周围区域的增长率在空间分布上差异较大。

表 2 全国及四个城市群确诊数与增长率全局 Moran's I 指数分析值

Table 2 The Moran's I index analysis value of COVID-19 cases and increase rate of nationwide and four urban agglomerations

区域范围 Geographic coverage	确诊病例数 Number of COVID-19 cases			增长率 Increase rate		
	Moran's I 指数	Z 值	P 值	Moran's I 指数	Z 值	P 值
全国 Nationwide	0.564	19.94	<0.001	0.409	12.03	<0.001
长江中游城市群 Middle Yangtze urban agglomeration	0.668	3.94	<0.01	0.468	3.99	<0.001
京津冀城市群 Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration	0.251	6.14	<0.01	0.076 *	1.95 *	0.014 *
长江三角洲城市群 Yangtze River Delta urban agglomeration	0.186	14.93	<0.01	0.079 *	0.99 *	0.16 *
珠江三角洲城市群 Pearl River Delta City Group urban agglomeration	0.438	4.16	<0.01	-0.197 *	0.19 *	0.05 *

* 表示没有通过 5% 的显著性水平检验

通过 LISA 聚集图可以看到,确诊人数在长江中游城市群大部分地区为高-高聚集,表示该区域本身以及周围区域的确诊人数均较高,长江中游城市群南部部分城市、京津冀城市群石家庄市、长江三角洲城市群的泰州市、珠三角城市群肇庆市、佛山市和江门市、东北部分城市以及胡焕庸线以西大部分地区为低-低聚集,这些区域与周围确诊人数均较低,北京市为高-低聚集,长江中游城市群少部分城市为低-高聚集。感染增长率则在东北部分地区以及长江中游地区武汉市、潜江市、天门市为高-高聚集,而在长江中游和长三角城市群少部分城市、云南省部分地区和胡焕庸线以西大部分地区为低-低聚集,疫情增长率在四个城市群的空间关联集聚区域较少,仅在武汉市及周边部分城市聚集,其余地区聚集规律不明显(图 5)。

3.4 疫情影响因子探测分析

3.4.1 主导因子探测分析

依据人口、地理空间形态、交通功能、生态、社会经济可能对疫情产生影响的机理^[33],结合数据可获取性,建立多维指标体系。以城市群的市级行政区划为研究单元,以 8 个类型(经济核算、人口密度、城乡建设、交通、卫生、科技、气候、生态绿地)的 14 项指标数据为因变量,COVID-19 感染确诊累计数和感染增长率分别作为自变量,对指标数据采用自然断点法进行离散处理,运用地理探测器模型计算出不同指标因子的影响力水平(图 6)。从京津冀城市群的主导因子来看,感染确诊累计数和感染增长率的 q 统计值最高的为公交运营数(0.9591,0.9430),长江中游城市群为卫生机构床位数(0.9245,0.9312),长江三角洲城市群为建成区路网密度(0.9230,0.9505),珠江三角洲城市群的感染确诊累计数上城市人口密度 q 统计值最高(0.9725),感染增长率 q 值最高的为人均公园绿地面积(0.8911)。

结果表明,在主导因子探测中,以经济发展为方向的人均 GDP 和以年均气温、降水、干燥度和湿润度为指标的气候因子的解释能力相对较小。不同城市群的主导影响因子及其解释力因城市群自身特征而具有不同程度的差异:京津冀城市群城市交通解释力最大,其次为城市公园绿地;长江中游城市群医疗卫生资源解释力最大,其次为科技创新水平;长江三角洲城市群的城市道路通达程度解释力最大,其次为医疗卫生资源;珠

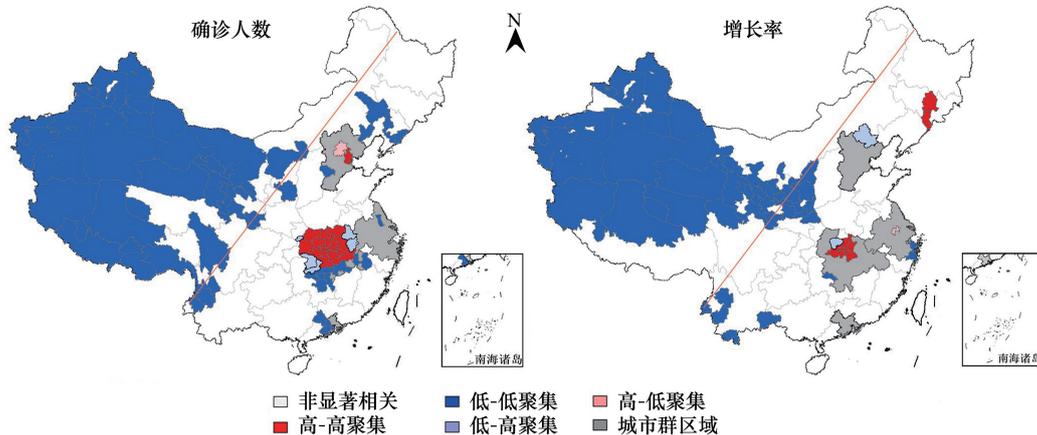


图5 全国感染人数与增长率空间关联分析

Fig.5 Spatial correlation analysis of COVID-19 cases and increase rate in China

该图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)1823号的标准地图制作,底图无修改

江三角洲城市群的人口密度解释力最大,其次为公园绿地。总体分析,对疫情具有较大解释力的因子反映了在城市化建设过程中,城市土地集约化利用,促使人口集聚程度增高,公路网总体规模建设促进了交通的高效性和通达性,并且为人口流动提供了便利条件;高技术产业科技创新对疫情的防控起到一定的作用;生态和建设用地在空间上的规模集聚或者分散能够起到一定地理阻隔、生态廊道的安全作用。

3.4.2 交互作用分析

不同因子之间具有交互作用,不同评估因子共同作用时可能会增加或减弱对因变量的解释力^[31]。研究分别对 COVID-19 感染确诊累计数和增长率的空间分异探测因子进行交互探测,提取两两交互的增强型因子中最大 q 值交互因子(表 3)。结果表明,在交互主导因子中,最大 q 值的两个因子交互后,作用强度都明显大于单一因子。在 COVID-19 感染人数的空间分异上,京津冀城市群 q 值最高的主导交互因子为专利授权和公园绿地交互(q 为 0.9246),长江中游城市群为卫生机构床位数和公园绿地交互(q 为 0.9668),长三角城市群为人口密度和卫生机构数交互(q 为 0.9477),珠三角城市群为公交运营和卫生机构数交互(q 为 0.9626)。在 COVID-19 感染增长率上,4 个城市群的主导交互分别是京津冀城市群为网密度和专利授权(q 为 0.9956),长江中游城市群的主导交互为卫生机构数和专利授权(q 为 0.9398),长三角城市群为人口密度和公交运营(q 为 0.9215),珠三角城市群为专利授权和公园绿地(q 为 0.9610)。

4 个城市群的主导双因子交互反映出,城市群的经济水平、城镇化的发展、医疗卫生水平、交通通达程度、科技创新研发能力、生态绿地因素相互作用,增强了对疫情的空间分布解释能力。对具有高解释力的因子做进一步分析,上述因素既存在传播扩散的高风险,同时也具备疫情管控的优势:在风险方面,由于 4 个城市群的经济水平相对高,大城市群形成了巨大而紧密的一体化区域城市和城市区域,城市间以及城市内部人口流动和出行移动,交通的普及化、便利化和高速化,助推了国民流动性和市民机动性的大幅度提升^[34],在区域空间上人员的密集性以及人员流动性,都会增加疫情扩散的风险。而在优势方面,则由于发展水平较高的城市医疗水平也相对较高,医疗设施完善、人员配备齐全,同时还有一个重要的条件就是科技创新研发能力所带来的技术优势,能够在抗击疫情的关键的时刻提升效率和防控准确度,为建设提供技术支持,为防护提供物资保障,能够在防控技术开发和应用方面发挥出关键的作用;而城市绿地作为城市自然生态系统的重要部分,与山水林田湖草等自然生态要素有机连接,能够确保生态廊道畅通,城市通风廊道得到优化,能够成为疫情时期的开放空间和疏散通道。

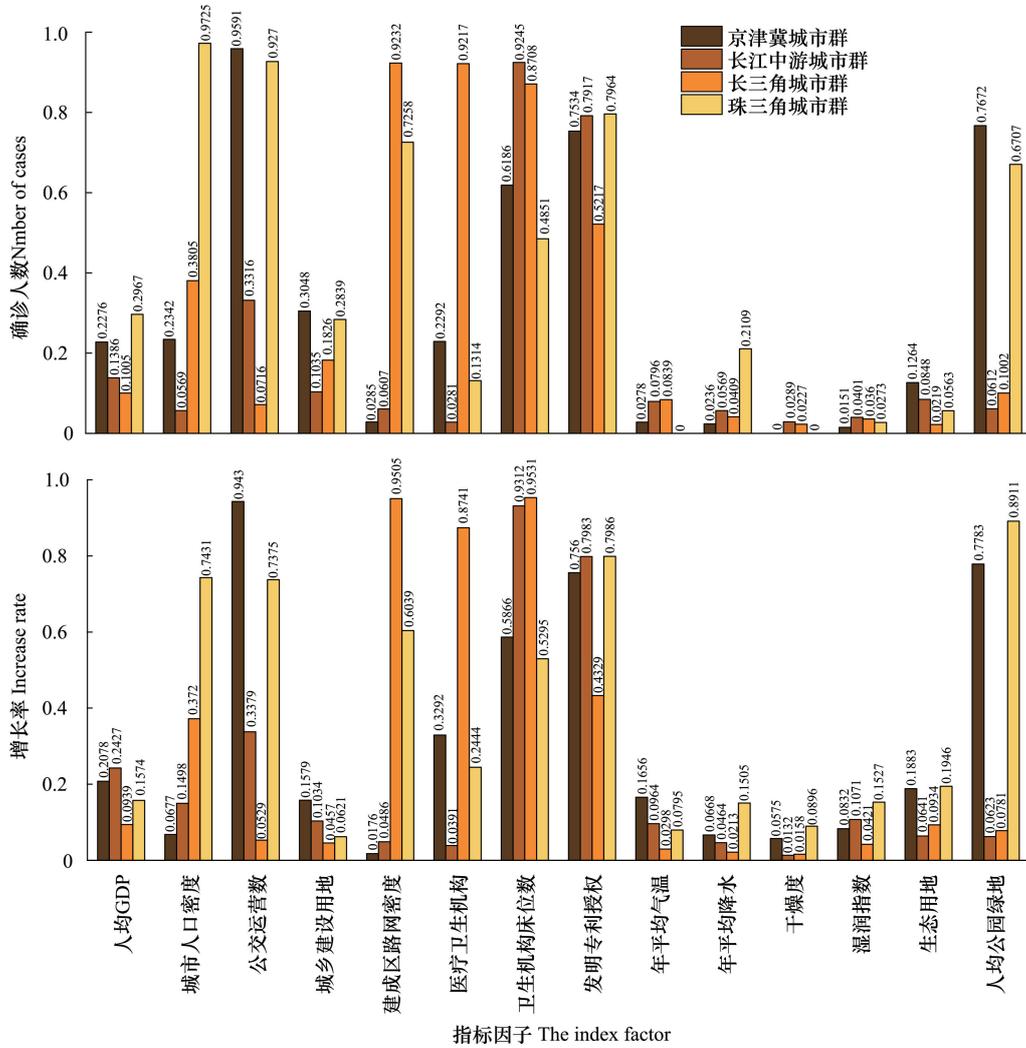


图 6 疫情空间分异影响因子探测结果(q 统计量)

Fig.6 Detection results of epidemic spatial differentiation influencing factors (q statistic)

表 3 交互主导因子影响强度(q 值)表

Table 3 The dominant interactions between two covariates (q value)

城市群 Urban agglomerations	主导交互因子 Dominant interaction factor	确诊人数 q 值 q value of number of cases	主导交互因子 Dominant interaction factor	增长率 q 值 q value of increase rate
京津冀城市群	专利授权 ∩ 人均公园绿地	0.9246	路网密度 ∩ 专利授权	0.9956
长江中游城市群	卫生机构床位数 ∩ 人均公园绿地	0.9668	卫生机构数 ∩ 专利授权	0.9398
长三角城市群	人口密度 ∩ 卫生机构数	0.9477	城市人口密度 ∩ 公共交通运营数	0.9215
珠三角城市群	公共交通运营数 ∩ 卫生机构数	0.9626	专利授权 ∩ 人均公园绿地	0.9610

3.4.3 生态与建设用地景观格局探测分析

城市空间一直是健康生活的重要支撑,城市化增强了病毒传播的能力^[35]。城市群的城市建设和生态绿地空间形成了融合集聚及阻断方式,在因子探测中已经得到显现,为了深入挖掘城市群的土地利用景观格局

对疫情的解释力,进一步研究探测建设用和生态用地景观格局对于感染风险的分异度 q 值(表 4)。

生态用地景观格局指数探测 q 统计量较高且均通过 5% 显著性检验的 3 个因子为: 香农多样性指数 (SHDI)、蔓延度 (CONTAG) 和散布与并列指数 (IJI), 说明生态用地景观的多样性、优势生态用地类型所形成的良好的连接性以及生态用地破碎化程度的解释力较高。整体上蔓延度指数的 q 值具有较高解释性, 体现了景观格局中的优势斑块与非优势斑块的连接度在疫情人数上有较大解释能力。在感染增长率方面, 四个城市群的散布与并列指数相对较高, 说明生态景观趋向分散的格局对疫情发展具有较强解释能力。

建设用地的景观格局指数探测出解释度较高的 3 个因子为: 聚集度指数 (AI)、相似临近百分比 (PLADJ) 和整体性斑块凝聚度 (COHESION), 感染人数的 q 值整体大于增长率 q 值, 说明城市群的建设用地在聚合度上对疫情的解释力较强, 对感染人数的解释力强于对增长率的解释。3 个因子的 q 统计量在京津冀城市群的探测中最高, 说明在建设用地的聚集结合聚合和集群程度对疫情的解释力最高。

在高度集约化的城市群, 生态绿带和廊道规划设计, 景观的连通性、生态流、良好的连接度是促进生态系统健康、可持续发展的关键^[36]。结合城市群的疫情分布和景观格局指数来看, 在建设用地景观格局指数探测中选取 q 值整体较高的聚集度指数 (AI), 在生态用地探测中选取 q 值整体较高的蔓延度指数 (CONTAG), 用 ArcGIS 10.2 基于自然断点法进行数量分类并可视化, 与疫情数量和增长情况进行比较 (图 7)。可以看出, 在疫情数量和增长率较高的大部分地区, 建设用地的聚集度指数较高, 如长江中游城市群中武汉、南昌等地, 京津冀城市群中北京、天津, 长三角城市群中上海、杭州、合肥, 珠三角的广州、东莞和深圳; 而疫情人数增长率较低的地区, 生态用地景观蔓延度指数较高, 如长江中游城市群益阳、衡阳、安庆, 京津冀城市群中承德, 长江三角洲城市群中南通、苏州, 珠三角的佛山。

表 4 建设用和生态用地景观格局指数探测 q 值

Table 4 The q values of the landscape pattern index of construction land and ecological land

城市群 Urban agglomerations	建设用地景观格局指数探测 q 值						生态用地景观格局指数探测 q 值					
	q values of landscape pattern index of construction land						q values of landscape pattern index of ecological land					
	确诊人数			增长率			确诊人数			增长率		
	AI	PLADJ	COHESION	AI	PLADJ	COHESION	SHDI	CONTAG	IJI	SHDI	CONTAG	IJI
京津冀城市群	0.9282	0.9296	0.9336	0.5198	0.5700	0.7176	0.7022	0.9219	0.9369	0.7410	0.7477	0.8748
长中游城市群	0.1735	0.2646	0.2836	0.1070	0.1467	0.4495	0.4175	0.9124	0.5346	0.2884	0.5672	0.6432
长三角城市群	0.4901	0.5647	0.4628	0.4361	0.3568	0.4333	0.4577	0.9069	0.8863	0.4075	0.4984	0.6835
珠三角城市群	0.5518	0.5518	0.2665	0.4617	0.3899	0.2576	0.6058	0.7390	0.9226	0.4817	0.6871	0.7527

AI: 聚集度指数, Aggregation Index; PLADJ: 相似临近百分比, Percentage of Like Adjacencies; COHESION: 整体性斑块凝聚度, Patch Cohesion Index; SHDI: 香农多样性指数, Shannon's Diversity Index; CONTAG: 蔓延度, Contagion Index; IJI: 散布与并列指数, Interspersion Juxtaposition Index

4 结论与讨论

4.1 结论

全国 COVID-19 感染人数核密度高值区空间分布与我国四大城市群区域耦合。湖北省疫情高发城市迁往四大城市群的人口数量占总迁徙量的 67.8%, 迁往长江中游城市群的比例为 50.4%, 从湖北迁入量排前 25 的大部分城市在感染人数和增长率上相对偏高。在全国范围 COVID-19 感染确诊人数 Moran's I 指数 (0.564) 高于增长率 Moran's I 指数 (0.409), 存在显著空间集聚特征; 在城市群范围 COVID-19 感染人数的 Moran's I 指数从长江中游、珠江三角洲、京津冀到长江三角洲城市群依次降低; 在城市群范围 COVID-19 感染人数增长率的空间关联集聚区域较少, 聚集规律不明显。经过地理空间分异性探测, 经济核算、气候因子解释力相对较小, 人口密度、城乡建设、交通、卫生、科技、生态绿地等驱动因子影响力较大, 并且交互后解释力增强。生态与建设用地景观格局对疫情有较大解释力, 其中建设用地的聚集性和生态用地的蔓延性对疫情的解释力较高。总之, COVID-19 感染的人数分布体现出空间上的邻近性, 因此, 从疫情控制和生态安全的角度考虑, 城市的人口规模和空间形态是国土空间规划的关键问题。把健康理念融入规划, 优化城市群空间格局需要集聚与分

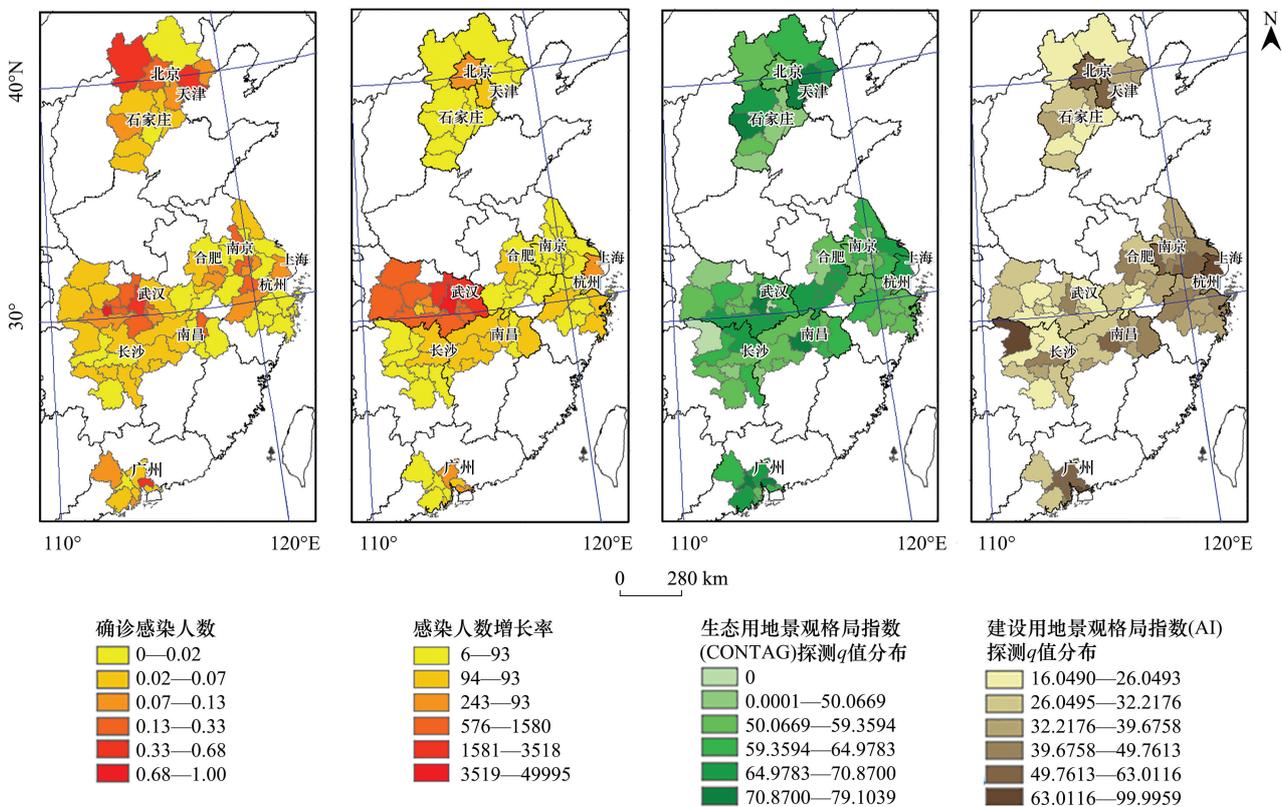


图7 城市群疫情数量统计与景观格局指数示意图

Fig.7 Schematic diagram of epidemic quantity statistics and landscape pattern index in urban agglomerations

散相结合,综合考虑建筑密度、道路通达性、自然植被、生态廊道等因素。

4.2 讨论

本文采用定量分析的方法对新冠肺炎疫情的城市群区域确定、空间相关性、空间分异机制进行研究,以市域尺度在宏观层面总结了空间分布的规律和疫情的驱动因素,基于土地利用分类的数据,对建设用地和生态用地的景观格局指数进行了研判。要进一步把握相关因子与疫情的一致性关系以及跨区域发展趋势,需对感染人群所在具体位置进行更细致的时空分析,结合跨区域流动,挖掘更多有价值的信息。要进一步验证和研究景观格局对传染病的影响以及规划的防控作用,需要结合疫情个体和群体,通过更小尺度的土地利用类型和景观斑块形态,来探讨城市建设过程中生态廊道的布局对疫情发展的隔离作用。城市群规划的景观格局和空间形态对人民健康生活构成影响,直接关系到经济持续健康发展,也关系到政治和社会建设。

参考文献 (References):

[1] Li Q, Guan X H, Wu P, Wang X Y, Zhou L, Tong Y Q, Ren R Q, Leung K S M, Lau E H Y, Wong J Y, Xing X S, Xiang N J, Wu Y, Li C, Chen Q, Li D, Liu T, Zhao J, Liu M, Tu W X, Chen C D, Jin L M, Yang R, Wang Q, Zhou S H, Wang R, Liu H, Luo Y B, Liu Y, Shao G, Li H, Tao Z F, Yang Y, Deng Z Q, Liu B X, Ma Z T, Zhang Y P, Shi G Q, Lam T T Y, Wu J T, Gao G F, Cowling B J, Yang B, Leung G M, Feng Z J. Early transmission dynamics in Wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia. *The New England Journal of Medicine*, 2020, 382(13): 1199-1207, doi: 10.1056/NEJMoa2001316.

[2] 国务院新闻办公室 2020 年 1 月 22 日新闻发布会文字实录. (2020-01-22) [2020-03-20]. <http://www.nhc.gov.cn/xcs/s7847/202001/61add0d230e047eab777d062920d8a8.shtml>.

[3] Alirol E, Getaz L, Stoll B, Chappuis F, Loutan L. Urbanisation and infectious diseases in a globalised world. *The Lancet Infectious Diseases*, 2011, 11(2): 131-141.

[4] 方创琳, 王振波, 马海涛. 中国城市群形成发育规律的理论认知与地理学贡献. *地理学报*, 2018, 73(4): 651-665.

- [5] 王德利, 王岩, 陈轶, 许静. 中国城市群城镇规模分布演变特征及规律分析. 生态经济, 2019, 35(2): 95-100.
- [6] 姚士谋, 周春山, 王德, 修春亮, 王成新, 陈明星. 中国城市群新论. 北京: 科学出版社, 2016: 11.
- [7] 张国俊, 黄婉玲, 周春山, 曹永旺. 城市群视角下中国人口分布演变特征. 地理学报, 2018, 73(8): 1513-1525.
- [8] Chen T M, Rui J, Wang Q P, Zhao Z Y, Cui J A, Yin L. A mathematical model for simulating the transmission of Wuhan novel coronavirus. (2020-01-19) [2020-05-12]. <https://www.biorxiv.org/content/10.1101/2020.01.19.911669v1>.
- [9] Qiu T Y, Xiao H. Revealing the influence of national public health response for the outbreak of the SARS-CoV-2 epidemic in Wuhan, China through status dynamic modeling. (2020-03-03) [2020-05-12]. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3550027.
- [10] 张琳. 新冠肺炎疫情传播的一般增长模型拟合与预测. 电子科技大学学报, 2020, 49(3): 345-348.
- [11] 白尧, 刘昆, 陈志军, 陈保忠, 邵中军. 陕西省新型冠状病毒肺炎疫情的早期传播动力学研究. 中华医院感染学杂志, 2020, 30(6): 834-838.
- [12] 喻孜, 张贵清, 刘庆珍, 吕忠全. 基于时变参数-SIR 模型的 COVID-19 疫情评估和预测. 电子科技大学学报, 2020, 49(3): 357-361.
- [13] Mallela A. Optimal Control applied to a SEIR model of 2019-nCoV with social distancing. (2020-04-22) [2020-05-12]. <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.04.10.20061069v2>.
- [14] 许小可, 文成, 张光耀, 孙皓宸, 刘波, 王贤文. 新冠肺炎爆发前期武汉外流人口的地理去向分布及影响. 电子科技大学学报, 2020, 49(3): 324-329.
- [15] Milne G J, Xie S. The effectiveness of social distancing in mitigating COVID-19 spread: a modelling analysis (2020-03-23) [2020-05-12]. <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.03.20.20040055v1>.
- [16] 梁龙武, 王振波, 方创琳, 孙湛. 京津冀城市群城市化与生态环境时空分异及协同发展格局. 生态学报, 2019, 39(4): 1212-1225.
- [17] 孙湛, 马海涛. 基于 BP 神经网络的京津冀城市群可持续发展综合评价. 生态学报, 2018, 38(12): 4434-4444.
- [18] 徐丽婷, 姚士谋, 陈爽, 徐羽. 高质量发展下的生态城市评价——以长江三角洲城市群为例. 地理科学, 2019, 39(8): 1228-1237.
- [19] 汪翡翠, 汪东川, 张利辉, 刘金雅, 胡炳旭, 孙志超, 陈俊合. 京津冀城市群土地利用生态风险的时空变化分析. 生态学报, 2018, 38(12): 4307-4316.
- [20] 沈威, 鲁丰先, 秦耀辰, 谢志祥, 李阳. 长江中游城市群城市生态承载力时空格局及其影响因素. 生态学报, 2019, 39(11): 3937-3951.
- [21] 孙阳, 张落成, 姚士谋. 基于社会生态系统视角的长三角地级城市韧性度评价. 中国人口 资源与环境, 2017, 27(8): 151-158.
- [22] 刘殿锋, 周泊远, 何建华, 孔雪松, 刘耀林. 空间交互视角下中国城市群耕地变化影响因素分析. 农业工程学报, 2019, 35(16): 274-283.
- [23] 闫曼娇, 陈利根, 龙开胜, 兰民均. 中国城市群土地利用互补性比较研究——以 14 个城市群为例. 地理研究, 2019, 38(12): 2899-2912.
- [24] 孙斌栋, 华杰媛, 李琬, 张婷麟. 中国城市群空间结构的演化与影响因素——基于人口分布的形态单中心—多中心视角. 地理科学进展, 2017, 36(10): 1294-1303.
- [25] 禹文豪, 艾廷华. 核密度估计法支持下的网络空间 POI 点可视化与分析. 测绘学报, 2015, 44(1): 82-90.
- [26] Anselin L. Local indicators of spatial association—LISA. Geographical Analysis, 1995, 27(2): 93-115.
- [27] 刘敏, 方如康. 现代地理科学词典. 北京: 科学出版社, 2009.
- [28] 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.
- [29] 傅伯杰, 陈利顶, 马克明, 王仰麟. 景观生态学原理及应用(第二版). 北京: 科学出版社, 2011.
- [30] McGarigal K. FRAGSTATS: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical Maps. [2020-05-12]. <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>.
- [31] 李广东, 戚伟. 中国建设用地扩张对景观格局演化的影响. 地理学报, 2019, 74(12): 2572-2591.
- [32] Prothero R M. Disease and mobility: a neglected factor in epidemiology. International Journal of Epidemiology, 1977, 6(3): 259-267.
- [33] 刘滨谊, 郭聰. 通过设计促进健康——美国“设计下的积极生活”计划简介及启示. 国外城市规划, 2006, 21(2): 60-65.
- [34] 杨涛. 科学理性是城乡空间治理的关键——应对 2020 新型冠状病毒肺炎突发事件笔谈会. 城市规划. [2020-06-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2378.TU.20200218.1543.006.html>.
- [35] 段进. 建立空间规划体系中的“防御单元”——应对 2020 新型冠状病毒肺炎突发事件笔谈会. 城市规划, [2020-02-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2378.TU.20200220.1353.002.html>.
- [36] 张松. 国土空间规划中的城市保护策略. 城市规划, 2020, 44: 126-126.
- [37] 熊春妮, 魏虹, 兰明娟. 重庆市都市区绿地景观的连通性. 生态学报, 2008, 28(5): 2237-2244.