

DOI: 10.13791/j.cnki.hsfwest.20230206

王琳, 张业成, 姚维新, 等. 中观尺度城市建成环境对疫情空间风险的影响探析[J]. 西部人居环境学刊, 2023, 38(2): 38-44.

WANG L, ZHANG Y C, YAO W X, *et al.* Analysis of the Impact of Urban Built Environment on the Spatial Risk of Epidemics from the Perspective of Mesoscale[J]. Journal of Human Settlements in West China, 2023, 38(2): 38-44.

中观尺度城市建成环境对疫情空间风险的影响探析*

Analysis of the Impact of Urban Built Environment on the Spatial Risk of Epidemics from the Perspective of Mesoscale

王琳 张业成 姚维新 彭晨曦 冯碧莹 WANG Lin, ZHANG Yecheng, YAO Weixin, PENG Chenxi, FENG Biying

摘要: 全球新冠肺炎疫情持续蔓延背景下, 建成环境对大流行病传播风险的空间应对已成为当前城乡规划领域关注的重点。为揭示中观尺度城市建成环境对新冠肺炎空间分布的影响机制, 研究以2020年武汉中心城区疫情集中爆发社区及其街道为基本研究单元, 立足疫情传播特征借助ArcGIS和Pycharm平台对社区及街道两类数据进行提取和计算, 基于克里金插值和语义分割模型获取街道开敞度、交通拥堵度、土地利用混合度、容积率等9个建成环境特征, 并在此基础上, 利用地理加权回归模型构建疫情空间风险指标体系。研究表明: 一、社区及街道建成环境要素与疫情空间风险紧密相关, 语义分割模型在街道建成环境要素测度上具有方法优势; 二、存

在4个通过稳健性检验的显著影响要素, 其中道路密度、土地利用混合度、交通拥堵程度与疫情风险分布呈显著正相关, 路网宽度和疫情风险分布呈显著负相关; 三、地理加权回归模型相较于OLS模型充分地考虑了各因素的空间解释, 通过回归系数分析了不同风险指标的空间效应, 所构建的疫情空间风险评价体系指出传染病防治规划策略宜结合社区及街道等多种尺度的建成环境要素。本研究结果为中观尺度城市建成环境下传染病防治的空间对策制定提供依据。

关键词: 新冠肺炎; 中观尺度城市建成环境; 疫情空间风险; 语义分割; 地理加权回归

Abstract: The outbreak of the COVID-19 pandemic has presented unprecedented challenges to the world. Governments around the world have implemented various measures to control the spread of the virus, including social distancing, lockdowns, and travel restrictions. However, the pandemic continues spreading, and the built environment's response to the spread of the epidemic has become a focus of attention in the field of urban and rural planning. The built environment plays a crucial role in the spread of infectious diseases. In the context of new data and technology, it is possible to explore the spatial risk of infectious diseases in urban built environment by using high-resolution street view images and comprehensive geographic data.

The research aims to reveal the mechanism by which the middle-scale urban built environment influences the spatial distribution of COVID-19 in the city. To achieve this goal, we use communities and streets in the central urban area of Wuhan, where the COVID-19 outbreak was concentrated in 2020, as the basic research units. The built environment is defined as the spatial environment constructed and configured to meet human activity needs, including land use form, transportation infrastructure, and urban road design, as well as non-physical factors such as street openness and dynamic traffic congestion that partially affect population aggregation and urban ventilation. The study believes that the main sources of urban epidemic transmission at the mesoscopic scale come from two aspects: the mobility of the urban population and the spatial form indicators that affect urban airflow.

ArcGIS and Pycharm platforms are used to obtain and calculate two types of data: community data and street data, through visual semantic segmentation models and spatial statistical methods. These data include street openness, traffic congestion, land use combinations, and land-to-floor ratio. Kriging interpolation is utilized to obtain the spatial continuous distribution of these features. Data on the number of COVID-19 cases in each community and street are employed, as well as an interpolation model to characterize the spatial risk of the epidemic based on the distribution data of COVID-19 patients. A geographically weighted regression model is used to analyze the relationship between built environment characteristics and spatial distribution of COVID-19 cases. The results of the geographically weighted regression model and the Ordinary Least Squares (OLS) model are compared to accurately evaluate the spatial effects of different risk indicators.

The research shows that the built environment factors of communities and streets are closely related to the spatial risk of COVID-19. Firstly, the middle-scale urban built environment combines community and street built environment elements, and big data and machine learning can objectively

中图分类号 TU984

文献标识码 B

文章编号 2095-6304 (2023) 02-06-07

*中央高校基本科研业务费专项资金项目(JS2020HGXJ0021); 合肥工业大学2021年省级大学生创新创业训练计划项目(S202110359208)

作者简介

王琳 (通讯作者): 合肥工业大学建筑与艺术学院, 副教授, 20603187@qq.com

张业成: 合肥工业大学建筑与艺术学院, 本科生

姚维新: 合肥工业大学建筑与艺术学院, 本科生

彭晨曦: 合肥工业大学建筑与艺术学院, 本科生

冯碧莹: 合肥工业大学建筑与艺术学院, 本科生

measure street built environment features related to epidemic spread at a finer spatial scale. Secondly, the spatial risk of the epidemic is positively correlated with road density, land use mix, and traffic congestion, and negatively correlated with the width of the road network. Moreover, the impact of traffic congestion and land use mix on the spatial risk of the epidemic shows significant spatial heterogeneity, and the impact on the spatial risk of the epidemic is most significant. Finally, compared with OLS model, the geographically weighted regression model fully considers the spatial interpretation of various factors, and analyzes the spatial effects of different risk indicators through regression coefficients.

The research is of great significance to the planning strategy of infectious disease prevention and control. Firstly, the modern community under the model of "small block and dense road network" is worth popularizing. The setting of road density and width will affect the communication frequency of residents, corresponding to different epidemic infection risks. Contrary to intuition, the epidemic risk has a high negative correlation in small-scale modern communities, and the model of "small block and dense road network" may form a good road density and width grade ratio, and thus reducing the risk of epidemic infection. Secondly, compared with the city-level business circle, the land mixed use mode of community life circle is more worth popularizing. The positive correlation coefficient of land use mixing degree is mainly concentrated in the core business district of the city, while the land mixing in the community life circle presents more negative correlation coefficients. The centralized business circle on the city scale is more likely to lead to the multi-chain spread of the epidemic, and the local centralized land mixed model is more conducive to reducing the risk of epidemic spread than the land model of the urban core business circle. The high positive correlation coefficient of traffic congestion degree in the core business district of the city also shows that decentralized development has more advantages in reducing the risk of epidemic spread. The results of the spatial risk assessment system of COVID-19 city constructed in this study show that different scale building environmental factors, such as communities and streets, should be included in the infectious disease prevention and control planning strategy.

Keywords: COVID-19; Middle View Scale of Urban Build Environment; Spatial Risk of Epidemic; Semantic Segmentation; Geographical Weighting Regression

1 相关研究进展

新型冠状病毒肺炎在全球的持续传播已进入常态化,近期国家层面重要会议也指出,我国疫情防控取得重大决定性胜利。建成环境为更好地应对此类大流行病,城市空间疫情风险探究已成为城乡规划领域关注重点。《城市易致病空间理论》^[1]指出:城市空间是引发和导致人类疾病的病因中的重要因素。杨东峰^[2]、方永立^[3]等人指出作为直观反映空间品质的城市建成环境对居民身体健康有显著影响。祝新明^[4]认为生活型街道空间作为与城市居民生活最为密切的已建成城市空间,与市民的健康状况有更直接的关系。

目前关于城市建成环境与流行病耦合建模分析的研究偏少。姜玉培^[5]、张延吉^[6]等人的研究主要集中在从城市宏观尺度探究疫情或生活圈等社区为尺度探析建成环境。郑天铭^[7]等人通过地理加权回归分析等方法确定城市尺度下可控建设的建成环境要素与疫情分布之间的关系。周卫^[8]以15 min生活圈作为衡量城市建成环境的空间范围,从疫情与公共空间设施的相关性展开研究。曹中浩^[9]、李武^[10]等人基于兴趣点(point of interest, POI)与交通数据,利用GIS网络分析等方法,从社区尺度解释了交通暴露和土地利用层面各因素对疫情传播风险的影响。上述研究在较大的尺度下注重城市空间形态、设施布局等对于疫情传播的影响,解释了规划可控的建成环境空间指标与新冠传播风险的耦合机制^{[11][12][13]}。

街道作为居民与公共设施、公共空间连接的重要环节,常被作为人本尺度的城市要素进行空间建模分析。尹力(Yin L)^[14]等人基于传统街道和粒度较大的空间设施社会调研,从社会和心理层面构建统计回归模型,李煜^[15]通过HIA调研评估研究了街道空间设计与大城市流行病之间的关系,但这些数据通常不包括基于人本尺度的详细可测度数据。疫情空间风险是多种因素交织形成的,缺少具体的行人尺度数据,难以详实剖析疫情风险与引起人流聚集的建成环境之间的相关

性。社区及街道建成环境要素的中观尺度研究可以更全面地诠释城市建成环境与疫情空间风险之间的关联机制。

在新数据与技术时代背景下^[16],蒂姆尼特·格布鲁(Timnit Gebru)^[17]指出传感器技术和测度数字化的快速推进使运用高分辨率的街景图像探究城市物理空间成为可能。与其他方法相比,街景图像有两个独特的优势:第一,街景图像数据客观且易于检索;第二,郑屹^[18]等人的研究表明街道景观图像数据通常包括关于街道尺度景观特征的更详细信息。因此,街景图像等新兴数据为探究街道建成环境与流行病传播风险的相关研究开辟了新途径。

基于此,为进一步探究建成环境对疫情空间风险的影响机制,研究选用社区建成环境和街道建成环境要素结合的方式,运用插值模型根据新冠患者分布数据表征疫情空间风险。基于全卷积网络对武汉疫情主要爆发区域的街景数据进行视觉影语义分割得到街道建成要素,综合构建疫情空间风险耦合建成环境模型。运用OLS回归检验城市建成环境中的空间因素与疫情的关联性,利用GWR探究因素的空间异质性,构建疫情空间风险评价体系。希望能据此制定具有针对性的科学防疫措施,为后疫情时代韧性城市的建设与传染病的防治提供有益尝试。

2 数据处理

2.1 研究区域概况

研究采用多源数据融合的方法,选择2020年2月28日前武汉市中心城区疫情集中爆发社区作为研究区域。疫情数据来自李欣^[19]等人关于武汉市新冠疫情的实证研究,数据的采集主要基于媒体公众号以及武汉卫生健康委公开发布的通报信息。2月28号以后武汉疫情增长趋于平稳,因此本研究疫情分布数据具有良好的解释性和代表性(图1)。

将武汉城区的疫情分布经初步核密度处理得到热力图(图2a),

采用SDNA的NQPD 指标来度量路网接近度指标(图2c),同时考虑拓扑网络的质量和数量,选取合适的研究区域。可以看到2月28日之前武汉疫情爆发沿江呈南北走向分布。江北疫情集中于汉口区域,作为首轮疫情爆发点的华南市场位于汉口区域的江岸区,而江北的主要爆发区域集中在江汉路商区、菱角湖商圈等商业集中区域,沿江的武汉客运港、武汉关码头周边确诊形成较为连续的簇群热点。最终选取的研究区域面积约645 hm²,包括江岸、硚口、江汉的部分社区(图2b),含确诊点129个,共3 000多例确诊样本。

研究从空间属性来考虑此地的疫情分布状态,进行平均最近邻(欧氏距离)检验,发现显著性水平 $p=0.0016 < 0.05$,最近邻指数 $0.782 < 1$,说明该区域内的疫情分布呈现局部聚集状态。通过利非弗方向性分布对疫情数据做出方向和分布的预估,用每个点位的统计新冠患者数量进行加权计算发现该区域疫情生成的椭圆方向与主体街道走向基本一致,说明疫情发病与街道的关系较为紧密,城市建成环境对于疫情的分布影响明确。

2.2 指标测度模型构建

2.2.1 建成环境变量选择

研究将建成环境定义为提供人类活动需求而建设配置的人为空间环境,包含土地利用形态、交通基础设施以及城市道路设计等因素,同时也包括不完全人造环境因素和非物理因素,比如在一定程度上影响人群聚集和城市通风的街道开敞程度和动态交通拥堵程度等。要识别和甄选合适的建成环境要素,需构建一个合理的解释模型。

研究认为中观尺度下城市疫情传染源主要来自两个方面,一是城市人群的流动性,二是影响城市气流运动的空间形态指标。根据新冠病毒的传播路径特征,人群集聚程度越高,人口基数越大,感染可能

性越大。除人群直接接触感染因素外,国家卫健委发布的《新型冠状病毒肺炎防控方案(第四版)》^[20]表明,新冠病毒的不明传播方式为气溶胶传播。因此在选择城市建成环境要素时遵循以下两个原则:考虑人群聚集情况和城市气流运动。

街道建成环境要素对人群的出行分布有较大影响,伊赫亚^[21]指出传染源个体的空间流动是导致城市居民感染新冠病毒的决定因素。疫情环境下个体不同的交通出行方式都伴随相异的感染风险,但由于武汉市1月23日公交、地铁、轮渡、长途客运等暂停运营,超过70%的数据来自于2月7日之后,大于国家卫健委^[22]提出的基于流行病学调查的新冠潜伏周期,并且中观尺度下公共交通(地铁站等)空间分布数量不具备统计分析意义,因此研究选择忽略宏观尺度公共交通因素,采用典型日交通拥堵程度代表街道人群的流动性。同时根据里德·尤因(Ewing R)^[23]在《度量城市设计》中构建的街道测度指标和姚崇怀^[24]提出的三维绿量指标,街道绿视率意味着树木等植物要素在该点位的占比,在环境心理学上绿化和街道开敞度类似,可以促进人的交流与聚集。同时街道开敞度作为围合度的测度标准,也影响着城市的通风环境(表1)。

本文所用视觉影像分割模型起源于CUG.HPSCIL的FCN开源模型,相较于传统的通过使用卷积核来拓宽像素的视野,全卷积网络考虑像素的更多邻居信息,来自香港中文大学电子工程系(Department of Electronic Engineering, The Chinese University of Hong Kong)的研究^[25]指出这不仅提高了分割精度^①,而且促进了更多成形的和更少零星的结果。根据中国地质大学高性能空间智能计算实验室(HPSCIL, China University of Geosciences)^[26]训练的FCN-8s,模型将街景图像分割成150种对象。本文所选区域共有557条一级道路,按照尹力(Yin L)^[27]等人的建议,基于百度API接口沿道路收集了1 859张全景图像(百度2020全景静态图),以100 m的间距密度覆盖整个研究区域。每幅图像的分辨率为262 144像素。全景的选用节省了数据收集与点距密度选择的时间(图3)。

通过大数据与机器学习,本文客观地测量了与疫情传播相关的关键街道级城市设计特征,相较于通过实地调查进行的主观测量,全面地展示了街道建成环境要素特征,在精确性和研究效率上体现了语义分割等深度学习网络模型的优势。采用天空与建筑的占比差值表示街道开敞度,通过交通工具与行人来往的占比之和表示交通拥堵度(代表不同道路点位基于非公共出行方式的街道流动性),通过植物占比代表街道绿视率。耦合GIS后拾取点的分布,进一步采用插值模型分

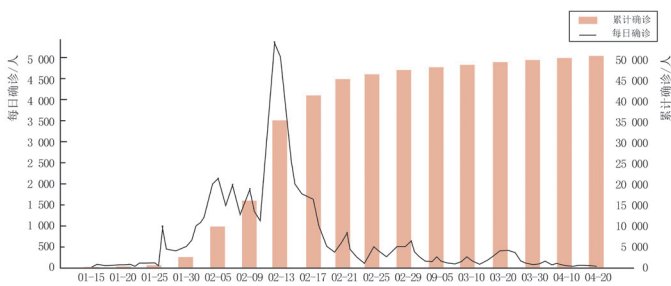


图1 武汉COVID-19确诊病例变化情况
Fig.1 changes in confirmed cases of COVID-19 in Wuhan

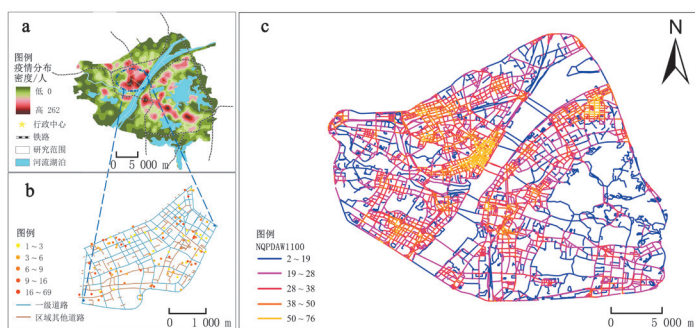


图2 研究区域的选取(a 武汉城区疫情分布热力图;b 疫情集中爆发社区街道疫情空间分布;c 武汉城区SDNA空间句法分析)

Fig.2 selection of study areas

表1 街道建成环境变量
Tab.1 street built environment variables

变量类型	变量名称	计算公式/获取形式	定义方式
街道建成环境	街道绿视率	利用计算机识别百度静态全景图中植物占比,得出道路各段街道绿化程度	街道绿化对街道空间存在气溶胶有很大的吸附作用,有效地防止病毒通过气溶胶等载体传播
	街道开敞度	计算机识别百度静态全景图中道路和天空占比,得出道路开敞程度	封闭空间会提升病毒感染风险,空气流通对病毒传播有明显抑制作用
	交通拥堵度	街景识别街道中交通工具,行人占比,反映交通拥挤程度	新型冠状病毒的传播途径主要为飞沫传播和近距离接触传播,并呈现出显著邻近扩散特点

配街道建成环境要素。

社区建成环境指标作为规划调控空间形态的手段,是影响城市空气流动的重要要素。由于气溶胶传播路径的存在,空气流动是造成居民感染的直接威胁。容积率和建筑高度指标,一方面在空间形态上影响了大范围的城市气体流动,另一方面反映了城市人口集聚程度。同时,就人群聚集情况而言,还需考虑建成环境的人口居住数量,越高的人口密度往往伴随着越高的人群接触频次,因此纳入了建筑密度指标。城市路网宽度意味着建成空间在生活圈中的级别,等级越高的路网意味着越低的人群空间活力。此外,李博^[28]等人指出道路密度在一定程度上反映了交通量和区域基本建筑单元的混合程度,高密度路网增大了居住区周边的交通量,增加了人口流动量和居民暴露风险(表2)。

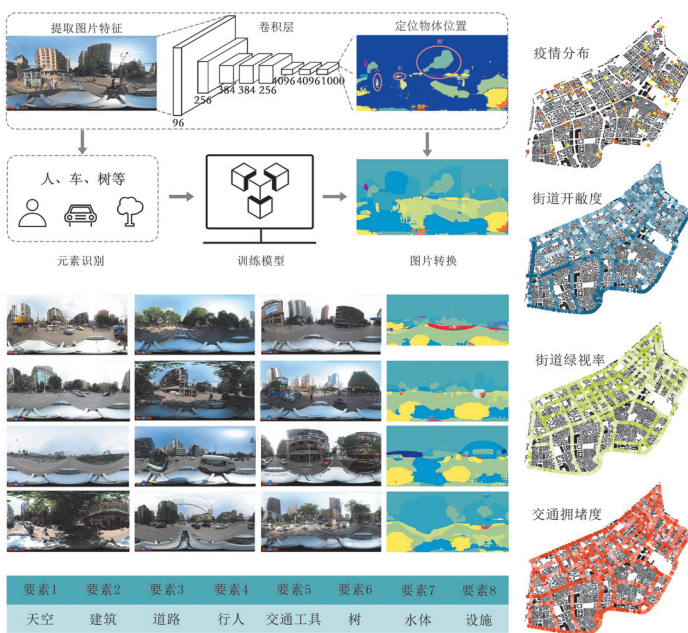


图3 FCN视觉影像语义分割模型与要素识别
Fig.3 FCN visual image semantic segmentation model and feature recognition

表2 社区建成环境变量

Tab.2 community built environment variables

变量类型	变量名称	计算公式/获取形式	定义方式
社区建成环境	土地利用混合度	$\text{MixUsed} = -\frac{\sum_{i=1}^N p_i \ln p_i}{\ln N}$	P_i 为各类土地利用中第 <i>i</i> 类占当前网格面积的比重, N 为土地利用的种类。得到土地利用混合度值, 越小说明混合度越低
	网格容积率	$\text{PlotRatio} = \frac{\sum_{i=1}^N m_i h_i}{M}$	M 为渔网面积, m_i 、 h_i 分别为网格内第 <i>i</i> 种高度的建筑底面积和建筑高度, N 为占网格面积的高度数目
	建筑密度	$\text{BuildingDensity} = \frac{m}{M}$	网格基底建筑基底面积除以单位面积
	建筑高度	$\text{BuildingHeight} = \frac{\sum_{i=1}^N m_i h_i}{M}$	M 为渔网面积, m_i 、 h_i 分别为网格内第 <i>i</i> 种高度的建筑底面积和建筑高度, N 为占网格面积的高度数目
	道路宽度	$\text{BuildingWidth} = \frac{w}{W}$	单位渔网面积内道路总宽度
	道路密度	$\text{RoadDensity} = \sum_{i=1}^N l_i$	单位渔网内道路总长度

2.2.2 疫情风险空间化

曹志冬^[29]等人以疫情风险指数作为量化区域疫情空间分布的指标,使单位区域内新冠病例分布情况能够与关联地理因素使用同一标准进行可视化表达。本文是在中观尺度研究城市建成环境各类要素对疫情空间风险的影响,所以采用表达信息较为充分、基于100 m*100 m的精细网格单元(645个)的普通克里金插值模型进行空间化处理。街道建成视觉影像分割模型识别要素基于路网分布带来的系统偏差也采用同一方法标准化。

社区建成环境数据来自百度API提供的2020年城市空间信息,街道建成环境数据来自百度地图提供的全景静态图,经过修正可以认为基于这两类要素分布得到的格网单元上要素密度的空间分布与真实分布情况接近。Kriging插值在数据网格化过程中考虑了该区域各类要素的空间自相关性特征,使得计算结果更符合实际情况。

以疫情风险指数计算为例, Kriging插值模型的计算流程为: 第一步,运用Geostatistical Analys工具分析人口分布数据的Histogram和Normal QQPlot,观察试验得到形成正态分布的log变换,在Trend Analysis中观察到点集在空间中能拟合二次曲面的形式; 第二步,选择统计向导中的普通Kriging插值法,进行log正态变换和二阶去趋势面处理,使疫情分布数据满足Kriging插值法对于数据的平稳性要求; 第三步,采用stable模型对经验半变异值进行拟合,得到疫情分布密度的理论半变异函数; 第四步,基于得到的理论半变异函数,利用已知疫情数据可以估算得到每个格网单元中心点上的疫情人口分布指数。按照上述步骤分别计算了街道建成环境与社区建成环境要素网格分布(图4)。

3 模型构建

3.1 空间自相关分析

采用莫兰指数(Moran's I)作为度量指标,以确定每个备选自变量的空间相关性,所有自变量的Moran's I>0, P值<0.005,说明在95%

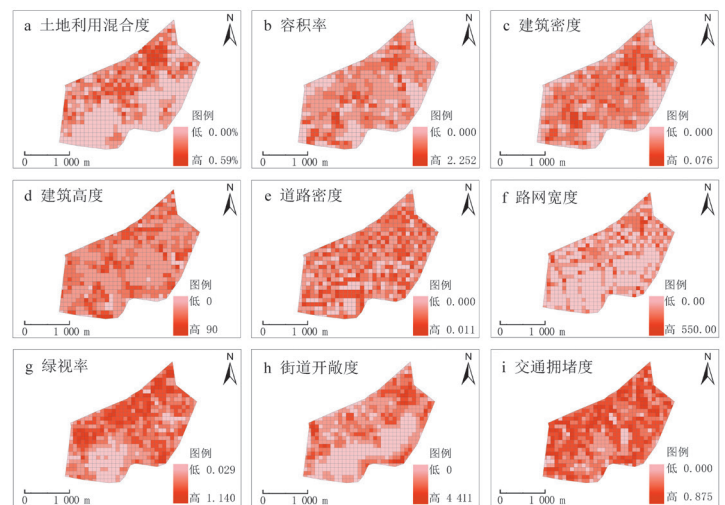


图4 九类城市建成环境因子的空间分布(a 土地利用混合度; b 容积率; c 建筑密度; d 建筑高度; e 道路密度; f 路网宽度; g 绿视率; h 街道开敞度; i 交通拥堵度)
Fig.4 spatial distribution of built-up environmental factors in nine types of cities

的置信度下均存在空间自相关,此外,Z得分均大于2.58,意味着自变量的空间分布均存在空间上聚集特征,故符合建立GWR模型的条件(表3)。

3.2 多重共线性检验

对备选自变量进行皮尔逊相关性分析,大部分相关系数都具有显著性且低于0.7,仅容积率与建筑密度、容积率与建筑高度、建筑高度与建筑密度相系数大于0.7,相关性较高。采用方差膨胀因子(VIF)进行备选自变量的多重共线性检验(表4),VIF越高,多重共线性的影响越严重,VIF>5时,认为自变量间存在较高的多重共线性。其中,容积率(VIF=59.791)、建筑密度(VIF=58.016)与其他自变量之间存在共线性特征。剔除容积率与建筑密度再进行共线性检验,剩余变量不存在多重共线性。

3.3 地理加权回归结果分析

3.3.1 模型对比

在测试和筛选了自变量后,采用OLS模型进行校准,探究疫情与社会人口、城市形态、城市设施、城市功能等空间风险因素的关联性,

表3 Moran's I测试结果
Tab.3 Moran's I test results

指标		Moran's I	Z统计值
社区建成环境	土地利用混合度	0.602***	15.770***
	容积率	0.425***	11.231***
	建筑密度	0.600***	15.559***
	建筑高度	0.325***	8.570***
	道路密度	0.124**	3.278**
	路网宽度	0.114**	3.026**
街道建成环境	绿视率	0.512***	13.412***
	街道开敞度	0.540***	14.190***
	交通拥堵度	0.337***	8.747***

表4 备选自变量线性相关系数

Tab.4 linear correlation coefficients for alternative independent variables

	土地利用混合度	网格容积率	建筑密度	建筑高度	道路密度	路网宽度	街道绿视率	街道开敞度	交通拥堵度
土地利用混合度	1								
容积率	0.388**	1							
建筑密度	0.398**	0.991**	1						
建筑高度	0.421**	0.787**	0.777**	1					
道路密度	0.234**	0.306**	0.293**	0.252**	1				
路网宽度	0.260**	0.163**	0.144**	0.143**	0.638**	1			
绿视率	0.226**	0.187**	0.200**	0.170**	0.141**	0.236**	1		
街道开敞度	0.102**	0.023	0.001	0.042	0.226**	0.414**	0.197**	1	
交通拥堵度	0.126**	0.103**	0.113**	0.083*	0.217**	0.178**	0.199**	0.114**	1
VIF	1.333	59.791	58.016	2.756	1.856	2.046	1.168	1.254	1.094

注:***, **, *分别在0.001, 0.01, 0.05级别(双尾), 相关性显著。

表5 OLS校准模型运算结果

Tab.5 OLS calibration model operation results

自变量	系数	标准差	T统计量	P值	VIF
截距	-0.471 90	0.110 174	-4.283 090	0.000 025*	—
道路密度	0.094 39	0.032 337	2.918 755	0.003 645*	1.806 013
绿视率	0.058 56	0.091 146	0.642 518	0.520 768	1.143 330
土地利用混合度	0.177 30	0.026 662	6.649 806	0.000 000*	1.304 021
街道开敞度	0.024 12	0.057 036	0.422 910	0.672 518	1.228 699
路网宽度	-0.104 20	0.027 598	-3.774 080	0.000 186*	2.019 965
建筑高度	0.028 66	0.041 312	0.693 679	0.488 132	1.272 898
交通拥堵度	0.707 58	0.176 715	4.004 101	0.000 077*	1.086 296

通过逐步回归(表5),发现建筑高度、路网宽度、街道开敞度3个自变量p值高于0.05,不具有显著性。进一步利用OLS筛选模型检验筛选后的四个因素(表6),其显著性以及VIF都满足要求,表明这些因素对疫情感染分布的影响较为显著,可进一步进行地理加权回归分析。

由于网格化后的各类变量存在离群点, OLS回归数据残差出现长尾分布, Jarque-Bera值显著,本文采用R估计进行稳态性检验。R估计是杰克尔(Jackel)等学者提出的一种非参数回归方法,该方法不将残差取平方,而是将残差的秩次的某种函数作为离群点的降权函数引入估计模型,这样可以将稳健估计方法用于回归模型,以拟合大部分数据存在的结构,同时还可以识别出潜在可能的离群点、强影响点或与模型假设相偏离的结构,考察OLS评价方法和指标解释能力的强壮性。检验发现各变量系数符号和显著性个数检验结果不变,R估计中土地利用混合度和交通拥堵显著性p从0.05变化为0.001,置信水平上升,通过稳健性检验,该OLS模型可信。

同时,研究发现筛选因素后OLS运行结果使得路网宽度从负相关变成了正相关,这与假设认知不符,因此按照上述R估计对筛选后因素OLS模型进行稳健性检验(表7)。

从OLS与Robust模型结果来看,道路密度、土地利用混合度、路网宽度、交通拥堵度与街道空间疫情风险呈显著相关,即这四类城市建成环境要素通过数学模型能够从系数上解释疫情的分布状态。在OLS模型进行全局回归和R估计回归检验基础上,基于ArcGIS平台运用GWR模型对街道疫情空间风险影响因素的空间特性进行探究(表8)。考虑到OLS筛选模型各类变量存在离群点,GWR模型的AICC值为1681.824,较OLS模型提高了20.8%,说明GWR模型能够更好地拟合数据。另外,GWR模型的标准残差值也比OLS模型的小(图5),上述各项指标均证明GWR模型有更高的拟合度,因而采用地理加权回归模型回归系数空间分布解释模型。

表6 OLS筛选模型运算结果

Tab.6 OLS filter model operation results

自变量	系数	标准差	T统计量	P值	VIF
截距	-0.534 724	0.092 511	-5.780 094	0.000 000*	—
道路密度	0.096 767	0.031 600	3.062 253	0.002 300*	1.729 405
土地利用混合度	0.187 155	0.024 312	7.698 053	0.000 000*	1.087 268
路网宽度	0.098 869	0.025 483	-3.879 758	0.000 125*	1.727 045
交通拥堵	0.729 984	0.174 146	4.191 782	0.000 037*	1.057 895
AICC			2 123.848 890		
R ²			0.136 616		
校正后R ²			0.131 219		

3.3.2 建成环境要素的空间异质性分析

对地理加权回归模型各指标回归系数进行分析(图6),可以发现:

第一,交通拥挤程度对疫情空间风险影响程度高度相关。由于武汉市1月23日公交、地铁、轮渡、长途客运等暂停运营,采用的新冠数据70%都在2月7号之后,结合两周的新冠潜伏周期,因此假设中观尺度下公共交通空间分布对疫情无影响。但OLS和空间加权的结果显示交通拥挤程度对疫情空间风险影响程度高度相关,说明在封城前可能存在因人群聚集而产生的疫情传播,也说明新冠的潜伏期极有可能高于两周。系数整体上呈现中间向东西递减的趋势,回归系数高值主

表7 筛选因素后Robust回归运算结果

Tab.7 Robust regression results after screening factors

	回归系数	标准误差	t	p	95%CI
常数	-0.568	0.020	-28.963	0.000*a	-0.607~-0.530
道路密度	0.018	0.007	2.683	0.007**	0.005~0.031
土地利用混合度	0.026	0.005	5.055	0.000**	0.016~0.036
路网宽度	-0.013	0.005	-2.448	0.014*	-0.024~-0.003
交通拥堵	0.215	0.037	5.815	0.000**	0.142~0.287

表8 GWR模型和OLS模型的比较

Tab.8 comparison of GWR models and OLS models

模型参数	AICc	R ²	校正后R ²
OLS模型	2 123.848 89	0.136 616	0.131 219
GWR模型	1 681.824 234	0.688 289	0.614 428

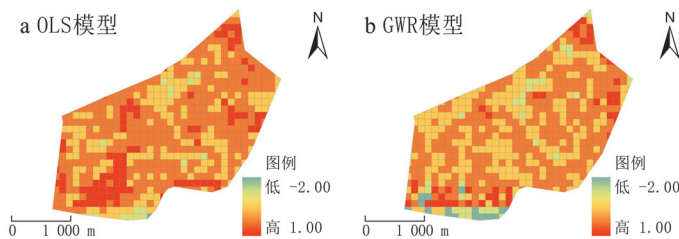


图5 OLS和GWR模型的标准化残差值空间分布(a OLS模型; b GWR模型)
Fig.5 spatial distribution of normalized residual values for OLS and GWR models

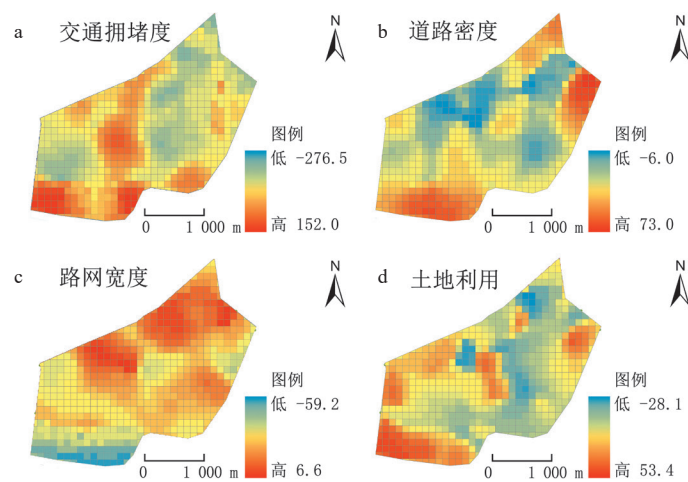


图6 GWR回归系数空间分布(a 交通拥堵度; b 道路密度; c 路网宽度; d 土地利用混合度)

Fig.6 spatial distribution of GWR regression coefficients

要集中在友谊路、沿河大道沿江一号mall段等区域。连通性高的城市主干道,人流量大,早晚高峰易出现拥堵,拉长居民通勤时间,导致居民暴露在病毒中的时间长,感染新冠病毒的风险上升。

第二,道路密度对疫情空间风险影响程度整体上呈现由南向北递减的趋势,回归系数高值主要集中在路网密度较高的东部武汉长江隧道区域、南部沿河头大道十七码头段等区域。该地区属于武汉市跨江交通枢纽,是长江两岸交流的重要方式,人口高度聚集且流动量大。道路网密度高的区域居民交流频率上升,故而道路密度高的区域疫情空间风险程度攀升。

第三,路网宽度对疫情空间风险影响程度整体上呈现自北向南递减的趋势,负相关系数较高区域对应的社区规模普遍较小,说明良好的社区等级配比能形成更安全的城市空间,减少疫情传播。同时正相关系数主要集中在地铁2号线段、地铁6号线北段等区域,这些区域贯穿多个大型商场及公共设施,人流量大。

第四,土地利用混合度对疫情空间风险影响程度整体上呈现自西向东递减的趋势,回归系数高值主要集中在东部武汉长江隧道区域、利济北路、前进一路等区域。该地区土地利用混合度高,居民通勤距离短,就近出行即可满足生活需求,区域易出现多链传播导致的局部高发情况。

4 结论与分析

当前背景下,加强城市传染病防治措施研究,编制科学的城市传染病防治专项规划已成为学界共识。但如何统筹城市建成环境各项空间要素,基于人本视角编制行之有效的专项规划尚需进一步研究。本文基于多源数据对中观尺度城市建成环境要素与实际疫情空间分布进行回归建模,得出以下结论。

首先,中观尺度城市建成环境结合了社区及街道建成环境要素,大数据与机器学习可以客观地在更精细的空间尺度上测量与流行病传播相关的街道建成环境特征;其次,疫情空间风险与道路密度、土地利用混合度、和交通拥堵度呈显著正相关,与路网宽度呈显著负相关,且交通拥堵度、土地利用混合度对疫情空间风险的影响呈现出明显的空间异质性,对疫情空间风险的影响最为显著;最后,GWR模型相较于OLS模型对新冠疫情等城市大流行病与城市建成环境相关研究具有尺度依存和空间解释优势。本文的GWR模型所构建的疫情空间风险评价体系说明社区尺度和街道尺度的建成环境要素在区域上的空间异质性趋势有所不同,传染病防治专项规划需结合多种尺度的建成环境要素。

结合本文的实验结果,针对建成环境对疫情空间风险的影响,有以下空间优化对策可待进一步探讨。其一,“小街区、密路网”模式下的现代社区值得推广。道路密度和宽度的设置会影响居民交流频率,对应着不同的疫情感染风险。与直觉相反的是,疫情风险在小规模的现代社区呈现出较高的负相关,“小街区、密路网”的模式可能会形成良好的道路密度与宽度等级配比,从而降低疫情感染的风险。其二,相较于城市级商圈,社区生活圈的混合土地利用模式更值得推广。土地利用混合度正相关系数主要集中在城市核心商圈区域,而社区生活

圈的土地混合呈现出较多的负相关系数。城市尺度上的集中商圈更容易导致疫情的多链传播,局部集中的土地混合模式比城市核心商圈的土地模式更有利于降低疫情传播的风险^[30]。交通拥堵程度在城市核心商圈的高值正相关系数也表明分散式发展在降低疫情传播的风险上更有优势。

本文研究尚有一定的局限性。在研究内容上,病毒传播的主要风险在于病毒的浓度、病毒的毒性以及病毒通过飞沫传播的空气动力学研究。病毒性瘟疫的空间传播风险在于病毒携带者的交通行为与工作、生活和休闲游憩行为,城市不同建成环境反映了一定的风险变量。在研究方法上,对各种建成环境要素变量建模存在一定有偏估计,如网格数据在整体连续性上的偏差需要矫正。进一步的研究将参考卫生健康领域对微观空间样品的观察,结合元胞自动机等经典传染病模型全面分析城市疫情空间风险的影响因素,量化疫情空间风险因素的特征贡献,为城市传染病防治专项规划编制标准和不同尺度下治理对策的制定提供依据。

注释:

- ① 模型基于ADE_20K数据集,训练数据集的像素对比精度:0.814 426,测试数据集的像素对比精度:0.668 39

参考文献:

- [1] 李煜. 城市易致病空间理论[M]. 第1版. 北京: 中国建筑工业出版社, 2016: 7.
- [2] 王小月, 杨东峰. 建成环境如何影响老年人绿地使用频率——基于可达性和吸引力双重视角[J]. 中国园林, 2020, 36(11): 62-66.
- [3] 方永立, 阙青敏, 高伟. 基于支持公共健康导向的城市建成环境要素优化策略研究[J]. 西部人居环境学刊, 2022, 37(2): 47-55.
- [4] 祝新明. 基于健康城市理念的生活性街道空间问题及优化策略研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2019.
- [5] 姜玉培, 甄峰, 王文文, 等. 城市建成环境对居民身体活动的影响研究进展与启示[J]. 地理科学进展, 2019, 38(3): 357-369.
- [6] 张延吉, 秦波, 唐杰. 城市建成环境对居住安全感的影响——基于全国278个城市社区的实证分析[J]. 地理科学, 2017, 37(9): 1318-1325.
- [7] 郑天铭, 刘合林. 影响社区新冠肺炎疫情的建成环境要素探究——以武汉市为例[J]. 现代城市研究, 2020(10): 20-29.
- [8] 周卫. 疫情下城市建成环境与高风险社区关联性研究——基于汉口七个城市社区样本[J]. 新建筑, 2020(6): 52-55.
- [9] 曹中浩, 张健钦, 杨木, 等. 基于GIS新冠智能体仿真模型及应用——以广州市为例[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(2): 297-306.
- [10] 李武, 赵胜川, 戢晓峰, 等. 交通暴露与土地利用模式对社区COVID-19传播风险的影响[J]. 中国公路学报, 2020, 33(11): 43-54.
- [11] 李欣, 周林, 贾涛, 等. “新冠”疫情下的城市空间风险因素解析——以武汉市为例[J]. 城市规划, 2021, 45(8): 78-86.
- [12] ZHANG Y C, ZHANG Q M, ZHAO Y X, *et al.* Urban Spatial Risk Prediction and Optimization Analysis of POI Based on Deep Learning from the Perspective of an Epidemic[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 112: 102942.
- [13] 曹中浩, 张健钦, 杨木, 等. 基于GIS新冠智能体仿真模型及应用——以广州市为例[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(2): 297-306.
- [14] YIN L, WANG Z X. Measuring Visual Enclosure for Street Walkability: Using Machine Learning Algorithms and Google Street View Imagery[J]. Applied Geography, 2016, 76, 147-153.
- [15] 李煜, 陶锦耀, 潘奕. 流行病视角下的健康街道设计评价体系初探——以北京城区为例[J]. 建筑技艺, 2019(12): 63-69.
- [16] 党安荣, 张丹明, 李娟, 等. 基于时空大数据的城乡景观规划设计研究综述[J]. 中国园林, 2018, 34(3): 5-11.
- [17] GEBRU T, KRAUSE J, WANG Y, *et al.* Using Deep Learning and Google Street View to Estimate the Demographic Makeup of Neighborhoods Across the United States[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2017, 114(50): 13108-13113.
- [18] 郑屹, 杨俊宴. 基于大规模街景图片人工智能分析的精细化城市修补方法研究[J]. 中国园林, 2020, 36(8): 73-77.
- [19] 李欣, 周林, 贾涛, 等. “新冠”疫情下的城市空间风险因素解析——以武汉市为例[J]. 城市规划, 2021, 45(8): 78-86.
- [20] 国家卫健委.《新型冠状病毒肺炎防控方案(第四版)》[EB/OL]. (2020-02-06) [2023-04-04]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020-02/07/content_5475813.htm.
- [21] 伊赫亚, 李川, 王芄, 等. 全球新型冠状病毒肺炎疫情影响与早期防控对策[J]. 预防医学, 2020, 32(4): 325-329.
- [22] 国家卫健委.《新型冠状病毒肺炎诊疗方案(试行第六版)》[EB/OL]. (2020-02-18) [2023-04-04]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020-02/19/content_5480948.htm.
- [23] EWING R, CLEMENTE O. Measuring Urban Design: Metrics for Livable Places[M]. Washington, D.C.: Island Press, 2013.
- [24] 姚崇怀, 李德玺. 绿容积率及其确定机制[J]. 中国园林, 2015, 31(9): 5-11.
- [25] KANG K, WANG X. Fully Convolutional Neural Networks for Crowd Segmentation[J]. Computer Science, 2014, 49(1): 25-30.
- [26] YAO Y, LIANG Z T, YUAN Z H, *et al.* A Human-Machine Adversarial Scoring Framework for Urban Perception Assessment Using Street-View Images[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2019, 33(12), 2363-2384.
- [27] YIN L, CHENG Q M, WANG Z X, *et al.* “Big Data” for Pedestrian Volume: Exploring the Use of Google Street View Images for Pedestrian Counts[J]. Applied Geography, 2015, 63(1): 337-345.
- [28] 李博, 刘秋宏, 何赫, 等. 城市建成环境对新冠肺炎疫情的影响与防控对策[J]. 中外建筑, 2021(12): 2-7.
- [29] 曹志冬, 王劲峰, 高一鹤, 等. 广州SARS流行的空间风险因子与空间相关性特征[J]. 地理学报, 2008(9): 981-993.
- [30] 郭亮, 彭雨晴, 贺慧. 基于人群活动的大城市防疫风险预测与防控要素研究——以武汉市为例[J]. 西部人居环境学刊, 2022, 37(5): 52-58.

图表来源:

图1: 作者绘制, 其中数据根据湖北省自然资源厅网站提供的标准地图鄂S(2020)003号整理绘制

图2-6: 作者绘制

表1-8: 作者绘制

收稿日期: 2022-11-01

(编辑: 苏小亨)