

中国 COVID-19 疫情扩散的时空模式及影响因素

王博云¹, 刘天禹¹, 李露凝¹, 李 强¹, 贾鹏飞², 陈 晋¹

(1. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875; 2. 中国城市规划设计研究院, 北京 100044)

摘要: 在2020年全球暴发新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情的背景下,揭示中国疫情扩散时空模式及影响因素对于科学制定防疫策略具有重要作用。针对2020年1月24日—3月18日期间中国COVID-19疫情从快速扩散到逐步控制的完整过程,基于累计确诊病例数据,以317个地级市为对象,建立疫情扩散时空模式判别模型,结合峰位置、半峰间距、峰度、偏度等参数,解析时空模式的基本特征;基于交通可达性、城市关联程度和人口流动构建多元Logistic回归模型,揭示时空模式的关键影响因素。结果显示:①距武汉市直线距离588 km为判别疫情扩散4种空间模式的有效边界,综合同一空间模式下的时间过程类别,得到13类疫情扩散时空模式。②蛙跳型的疫情扩散相对严重;除近距离蛙跳型以外,其余空间模式的疫情扩散时间过程差异明显;各种时空模式的新增确诊病例峰值大多为2020年2月3日;所有普通类城市的平均半峰间距约为14 d,与COVID-19病毒的潜伏期一致。③与武汉市的人口关联度主要影响蔓延型和近距离蛙跳型空间模式,与武汉市的通航状况对远距离蛙跳型空间模式具有正向影响,迁出人口数量对蛙跳型空间模式有显著作用,综合型空间模式受初级和次级疫情暴发地的双重影响。不同城市应根据自身的疫情扩散时空模式,在疫情期间高度重视交通管控,从关键环节遏制疫情扩散。

关键词: COVID-19 疫情; 时空模式; 时间过程一致性; 多元Logistic 回归模型; 中国

DOI: 10.11821/dlxb202202012

1 引言

新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情自2019年末暴发,引发了一场全球性公共卫生突发事件,不仅给世界经济带来巨大冲击,而且持续影响各国人民的生活方式。疫情扩散不仅受COVID-19病毒的强传染特性影响,也与人口分布、气候条件、交通条件等地理要素直接关联,因而在不同地理区域表现出不同的时空模式,特别是在中国地域辽阔、地理要素分异显著的背景下,这种时空模式的差异性愈发突出。同时,由于减少人员聚集和流动能够有效阻断COVID-19病毒的传播途径,在疫情暴发期间停业、停产甚至“封城”等成为重要的防疫措施,其结果是在遏制疫情扩散取得成效的同时,也对经济社会的正常运行和人们的正常生活造成严重影响。在疫情防控日趋常态化的背景下,为了权衡防疫与保障经济社会秩序的双重目的,不同区域需要因地制宜、因时而动地采取科学而精准的疫情管控措施。因此从地理学的视角揭示特定区域的自然、经济、社会等属性综合作用下的疫情扩散时空模式,并从中解析地理要素的区域分异加剧或阻碍疫情扩散的作用至关重要。

收稿日期: 2020-12-30; 修订日期: 2021-09-17

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC1503004) [Foundation: National Key R&D Program of China, No.2017YFC1503004]

作者简介: 王博云(1998-), 女, 汉族, 硕士生, 研究方向为土地资源与区域发展。E-mail: wangboyun@mail.bnu.edu.cn

通讯作者: 李强(1967-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为区域规划与资源管理、城市交通需要管理。

E-mail: liqiang@bnu.edu.cn

不同领域的学者针对 COVID-19 疫情开展了大量研究。其中,生物学、医学等领域侧重病因、诊断、治疗等方面^[1-3],地理学领域则关注疫情扩散的时空特征及其对社会经济的影响,并且相关研究的重点在疫情发展的不同阶段有所不同。在疫情发展初期,为了给抗击疫情提供有效建议,主要研究聚焦疫情相关数据采集和 GIS 支持下的空间可视化,并评估疫情发展的时空变化趋势和防疫措施效果。如田怀玉等分析了 COVID-19 疫情暴发最初 50 d 内中国采取控制扩散措施的效果^[4],发现武汉市的封城措施使疫情扩散到其他城市延迟了 2.91 d,其中最有效的干预措施是暂停城市公共交通、关闭娱乐场所和禁止公共聚会;傅伯杰等从系统思维的角度总结了我国抗击疫情的经验,强调在全球范围内联合行动、实施系统的抗疫方案的重要性^[5]。还有一些学者通过流行病学建模,预估新增确诊病例和死亡人数^[6-10]。如 Zhu 等利用手机信令数据建立模型,预测 3 种扩散趋势下的病例数,为政府合理分配医疗资源提供参考^[11];顾朝林等通过数据建模和预测,认为疫情拐点已现,疫情不会对中国除湖北省以外的地区经济和社会造成巨大影响^[12]。在疫情发展中期,更多研究转向疫情与经济社会等因子间的相互作用,如 COVID-19 疫情对于经济全球化^[13]、中国国际航空网络连通性^[14]的影响,以及人口流动对于疫情传播的影响^[15-16]。刘张等利用多元时空大数据对离开武汉的人群流向进行推演,为制定防疫决策提供科学依据^[17]。还有一些研究侧重 COVID-19 疫情的风险评估,如夏吉喆等对 COVID-19 疫情在大湾区的传播风险和各类防疫管控措施的效果进行了评估与模拟^[18]。COVID-19 疫情在中国得到控制以后,关于疫情扩散时空模式的研究才开始出现,但数量较少。王姣娥等认为中国的疫情扩散主要经历了 6 个阶段,存在邻近扩散、迁移扩散、等级扩散和廊道扩散等 4 种地理空间模式,疫情的空间扩散过程和速度受不同因素的影响^[19]。

综上所述,现有研究主要是不完备扩散过程数据驱动下的特征分析和建模预测,而在疫情扩散完整过程数据的支持下,深入解析疫情扩散时空模式和特征的研究是缺乏的。在此背景下,本文以 2020 年 1 月 24 日—3 月 18 日期间中国 COVID-19 疫情发生—扩散—消减的一个完整过程为对象,以每日新增确诊病例数据为基础,选取全国 317 个地级市为基本单元,基于地理学时空分异思想构建疫情扩散空间模式,并解析其时间变化一致性特征,同时探究不同空间模式下的疫情时空演化影响因素,以期对未来突发公共卫生事件下的城市分层及分区管理提供理论依据。

2 研究对象与基础数据

2.1 研究对象

2020 年 1 月 23 日—4 月 8 日,武汉市实施了“封城”管控措施。2 月 28 日,全国累计治愈病例数首次超过当时实有确诊病例数 37414 例,表明疫情得到有效控制。3 月 18 日,全国新增确诊病例 34 例,且全部为境外输入病例,表明中国的疫情防控重心转为“外防输入”。为反映 COVID-19 疫情自发生至扩散再到消减的一个完整过程,本文以 2020 年 1 月 24 日—3 月 18 日为研究时间段,以中国 30 个省市自治区(不包括湖北省和港澳台地区)的 317 个地级市为研究对象,分析疫情扩散的时空模式。

2.2 基础数据

以中国 317 个地级市的每日新增确诊病例和累计确诊病例作为基础数据,数据来源于国家卫健委(<http://www.nhc.gov.cn>)和各省、市、自治区卫健委的每日疫情通报。按照《新型冠状病毒感染的肺炎诊疗方案(试行第六版)》的诊断标准,发病前 14 d 内是否有

武汉及周边地区的旅居史是重要依据,因此,基于联通大数据平台 (<https://www.cubigdata.cn>),搜集了武汉市封城前一周的迁出人口数据。

交通通达水平不仅是城市对外联系的根本保障,也是区域间人口流动的重要基础,特别是航空运输大大缩短了远距离人口流动的时间成本,对于 COVID-19 疫情扩散有着不可忽视的影响。因此,从武汉天河机场官方网站 (<http://www.whairport.com/jc/ch/dep/thcsList.jhtml>),获取与武汉市通航的城市信息。此外,从《中国城市统计年鉴》中收集了 317 个地级市 2018 年的城市常住人口数据,用以计算不同城市间的人口连通度。

3 研究方法

3.1 疫情扩散的空间模式定义

疫情扩散是一个时空相互叠加的过程。从时间维度看,随着时间的推移,各地区的确诊病例数呈现从无到有—逐步增加—相对稳定—逐步消减的变化;从空间维度看,当疫情在特定地区暴发后,会因该地区与其他地区之间的人员流动而导致疫情的空间范围不断扩大。

根据地理空间的邻近效应,可以认为越接近疫情暴发地的地区,疫情发展越早且程度越严重;反之,远离疫情暴发地的地区,疫情发展较晚且程度逐步衰减。这种疫情扩散的时空特征类似于伯吉斯城市扩张理论中的同心圆型城市扩张模式^[20],即以某一中心为源头向四周扩散,并且扩散能力随距离增加而逐渐减弱,直至扩散边界,本文将这种由地理距离控制的扩散模式定义为蔓延型。另一方面,航空、高铁等交通方式会突破地理距离控制的蔓延模式,使得一些与疫情暴发地不是直接相邻且距离较远的地区出现疫情发生早于暴发地的邻近地区、且疫情更严重的特点。这种扩散特征类似于城市扩张理论中的点—轴模式,受到交通可达性与城市间关联程度的显著影响^[21],本文将这种扩散模式定义为蛙跳型,并且按照蔓延边界区分出边界内的近距离蛙跳型及边界外的远距离蛙跳型。更进一步,这些蛙跳型地区又可以作为一个次级疫情暴发地,按照地理空间的邻近效应,以蔓延型模式向其周边地区扩散疫情,本文将这种模式定义为综合型(图1)。

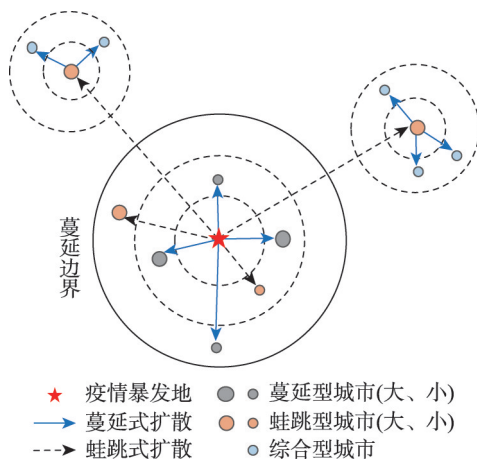


图1 COVID-19 疫情扩散的空间模式示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the spatial pattern of the spread of the COVID-19 epidemic

3.2 疫情扩散的时空模式判别模型

3.2.1 空间模式判别 假设 COVID-19 疫情扩散的前提条件是当且仅当某城市的确诊病例数达到一定数量。本文以武汉市封城后各地级市的累计确诊病例数达到一定数量所需天数 (T , 以下简称为滞后时间) 作为疫情扩散空间模式判别的特征参数。基于前文疫情扩散空间模式的定义,认为武汉市周边城市的疫情扩散遵循蔓延型模式,即随着与武汉市的距离增加,各城市的滞后时间 T 呈指数型增加。因此对不同地级市与武汉市的距离进行等密度分组,并构建回归方程,据此确定蔓延型扩散的影响范围,具体公式为:

$$T_j = \beta_0 \times \exp(\beta_1 \times D_j) \quad (1)$$

$$T_j = \frac{\sum T_{ij}}{n} \quad (2)$$

$$D_j = \frac{\sum D_{ij}}{n} \quad (3)$$

式中: T_j 为第 j 组的平均滞后时间; D_j 为第 j 组距武汉市的平均直线距离; n 为各组内的样本数; T_{ij} 为地级市 i 的滞后时间; D_{ij} 为地级市 i 距武汉市的直线距离; j 为分组编号; β_0 、 β_1 为模型的待定系数, 通过最小二乘法拟合求得。分组的目的在于去除极端值影响, 以准确反映滞后时间随距离而增大的趋势。

首先, 根据公式 (1) 中 T_j 、 D_j 的指数型关系, 可以认为随着疫情扩散的空间范围逐渐扩大, R^2 应呈现逐步降低的趋势。依据逐步回归的思想, 按照不同城市与武汉市的直线距离由小至大的顺序, 在公式 (1) 中依次加入分组样本, 并观察模型决定系数 R^2 的变化。当 R^2 达到拐点时, 认为此时的分组样本距武汉的平均直线距离即为蔓延型模式的有效边界。

其次, 在蔓延型的有效边界内, 进一步根据公式 (4) 和公式 (5), 通过对比实际滞后时间与模型预测的滞后时间, 判别蔓延型和近距离蛙跳型两种疫情扩散模式。

$$T'_{ij} \geq \beta_0 \times \exp(\beta_1 \times D_{ij}) - \sigma_j \quad (4)$$

$$T'_{ij} < \beta_0 \times \exp(\beta_1 \times D_{ij}) - \sigma_j \quad (5)$$

式中: σ_j 为各组内样本实际滞后时间的标准差。当实际滞后时间 T'_{ij} 大于或等于模型预测结果时, 判别为蔓延型模式, 反之则判别为近距离蛙跳型模式。

在蔓延型模式的有效边界外, COVID-19 疫情扩散的空间模式为远距离蛙跳型或综合型。考虑到省会城市和副省级城市均为各省的重要交通枢纽, 交通可达性高, 且与武汉市的关联性强, 疫情扩散的滞后时间较短, 首先将这些城市判别为远距离蛙跳型。对于除此以外的其他城市, 进一步对比其实际滞后时间与最邻近蛙跳节点为中心的蔓延预测时间, 若实际滞后时间小于蔓延预测时间, 则判别为远距离蛙跳型, 反之则判别为综合型。

3.2.2 时间过程分类 在空间模式判别的基础上, 利用 K -means 聚类分析方法对疫情扩散空间模式的时间一致性进行探索。 K -means 聚类分析以簇中心与样本之间的欧式距离来判断样本间的相似程度, 通过不断迭代将所有样本划分为 k 簇, 且各簇的中心 (聚类中心) 为该簇包含所有样本的均值。

在同一时段内, 若不同城市的累计确诊病例数变化呈现同增同减且增减幅度相似的特征, 则认为这些城市的疫情扩散过程具有时间一致性。对属于同一种空间模式的所有城市, 按照公式 (6) 计算城市 i 的累计确诊病例数变化曲线在 p 个时段的斜率 s_{ip} , 用以表征累计确诊病例数的增减和变化幅度, 体现时间一致性。

$$s_{ip} = \frac{y_{i_{t_{p+1}}} - y_{i_{t_p}}}{t_{p+1} - t_p} \quad (6)$$

式中: $y_{i_{t_{p+1}}}$ 和 $y_{i_{t_p}}$ 分别为城市 i 对应时间点 t_{p+1} 和 t_p 的累计确诊病例数。为精准反映疫情逐日变化的差异性; p 以天为单位的时间间隔。

3.3 疫情扩散的时空模式表征参数

综合考虑疫情扩散的时空模式, 通过峰位置、半峰间距、峰度、偏度等参数^[22]定量解析疫情扩散的时间过程。如图 2 所示, 峰位置 (x_0) 是疫情变化曲线峰值点对应的日期, 即当日新增确诊病例数最大值出现的日期。半峰间距 ($x_2 - x_1$) 是由 1/2 峰值处引出的

x 轴平行线与疫情变化曲线交点间的距离, 表征疫情处于中高严重程度以上的持续时间。

峰度和偏度分别表示样本分布相对于正态分布的陡缓程度和对称程度, 计算公式分别为:

$$K = \left\{ \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \right\} - 3 \quad (7)$$

$$S = \left\{ \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \right\} \quad (8)$$

式中: n 为样本 x_i 数量; \bar{x} 为样本均值; σ 为标准差。

若峰度 $K > 0$, 表明样本 x_i 的分布比正态分布陡峭, 呈现尖顶峰; 反之则为平顶峰。尖顶峰代表疫情起伏较大且变化迅速, 新增确诊病例数出现了激增的情况。该指标的意义类似于流行病学研究中常用的反香农熵指数 (Inverse Shannon Entropy), 其值较大时说明新增病例在短时间内集中出现。对于例如 COVID-19 的新型呼吸道传染病, 新增确诊病例的激增可能对公共卫生系统造成压力^[23-24]。平顶峰则表征疫情整体变化较为平稳。偏度 $S > 0$ 为右偏分布, 表示相比于正态分布, 样本 x_i 分布的峰值向左侧偏移, 更多的样本集中分布在左侧; 反之则为左偏分布。右偏分布表示新增确诊病例更多集中在疫情完整过程的前段, 疫情得到有效控制。

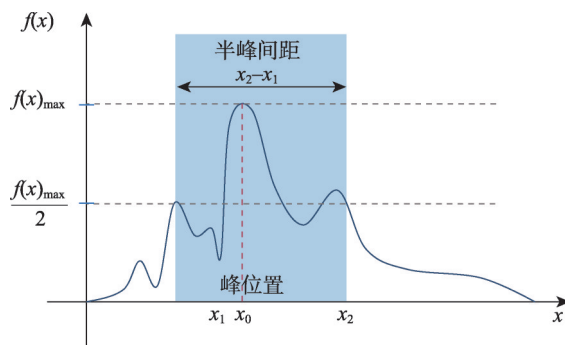


图2 半峰间距与峰位置示意图

Fig. 2 Schematic diagram of full width at half maximum and peak position

4 疫情扩散的时空模式特征

4.1 时空模式判别结果

基本传染数 R_0 是流行病学中的一个重要指标, $R_0 < 1$ 表示传染病会逐渐消失, R_0 越大意味着传染病以指数形式快速扩散的可能性越大。根据国家疫情防控指导意见中判定疫情风险等级的依据^[25], 14 d 内有新增确诊病例且累计确诊病例不超过 50 例、或者累计确诊病例超过 50 例但 14 d 内未发生聚集性疫情为中风险地区。如果某城市的确诊病例数达到 10 例, 按照 $R_0 = 3.77$ ^[26] 可以推断该城市极有可能成为中风险地区。因此, 本文以武汉市封城后各地级市的累计确诊病例数达到 10 例所需天数作为疫情扩散空间模式判别的特征参数。

首先, 从中国 317 个地级市 (不包括湖北省和港澳台地区) 中去除研究时段内累计确诊病例数未达到 10 例的城市, 得到 204 个地级市作为研究样本。对所有样本进行等密度分组, 每组包含 3 个样本, 共得到 68 组样本。以武汉市为参照, 将湖北省其余 16 个地级市的确诊病例数据带入公式 (1) 构建初始模型。然后, 按照距武汉市直线距离由小到大的顺序依次加入分组样本, 构建回归方程。当组内平均距离为 588 km 时, 回归模型的 R^2 达到最大值 (图 3)。根据 3.2.1 节的判别条件, 可以认为 COVID-19 疫情从武汉市向外蔓延的有效边界为 588 km。

以蔓延有效边界为基准, 对于边界以内的城市, 通过对比其实际滞后时间与模型预测的滞后时间, 判别蔓延型和近距离蛙跳型 2 种空间模式; 对于边界以外的城市, 仍然依据疫情扩散的滞后时间, 按照 3.2.1 节的方法判别远距离蛙跳型和综合型 2 种空间模式。

其次,采用 K -means聚类方法,设置类别数 $k=3$,基于时间过程一致性原则,将属于同一空间模式的所有城市进一步划分为典型类、普通类和异常类(图4),聚类结果的聚类中心为所有城市每日新增确诊病例数的均值。不同空间模式下的典型类呈现出该空间模式最为典型的疫情时间变化特征,能够反映与其他空间模式的显著差异;普通类呈现的是同一空间模式中多数城市具有的疫情时间变化特征;异常类则是个别城市因特殊原因而呈现出个性化的疫情时间变化特征。

综合疫情扩散的空间模式识别与时间过程一致性分析,将全国除湖北省以外的317个地级市归为13类,得到图5所示的疫情扩散时空模式空间分布(图5)。

最后,基于疫情扩散的时空模式结果,为探究累计确诊病例数的空间分异性,以每日累计病例数为因变量,以疫情扩散的时空模式为自变量,利用地理探测器^[27]计算 q 值随时间的变化。 q 值均显著且随时间推移呈上升趋势的结果表

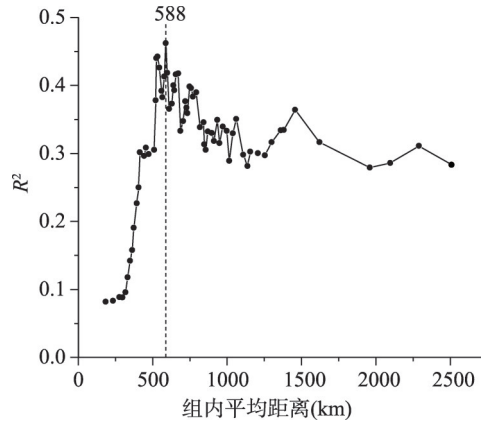


图3 疫情扩散空间模式判别模型的 R^2 变化
Fig. 3 R^2 variability in the discriminant model for the spatial pattern of epidemic spread

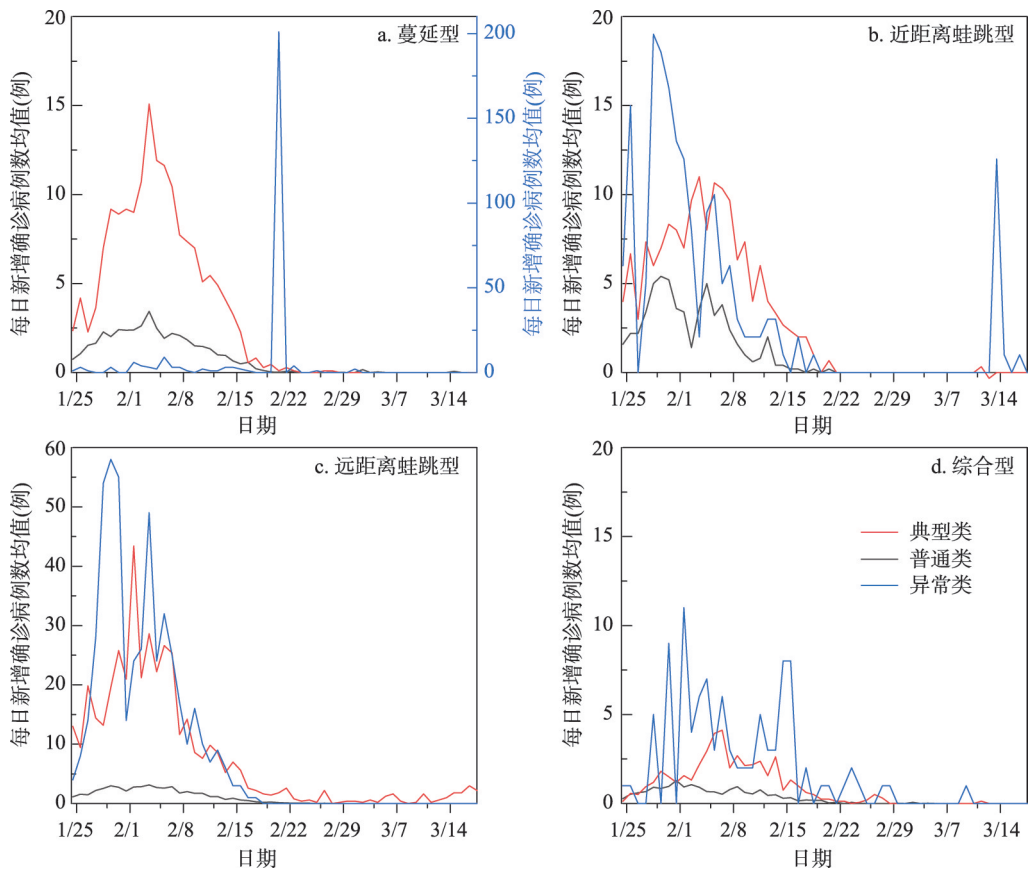


图4 2020年1月24日—3月18日中国COVID-19疫情扩散空间模式的时间过程曲线

Fig. 4 Time-course curve of the spatial pattern of epidemic spread in China

明, 确诊病例的空间分异性逐渐明显, 疫情扩散的时空模式对各地确诊病例的解释力增强, 两者的空间分布具有高度相似性, 扩散规律的空间分异性显著。

4.2 时空模式结果分析

对比图4中不同空间模式下每日新增确诊病例数的均值可以发现, 远距离蛙跳型的疫情扩散最为严重, 其次为近距离蛙跳型, 蔓延型和综合型的严重程度相对较弱。同时, 属于同一空间模式的不同城市的疫情扩散时间变化曲线具有显著差异。根据图5可知, 2020年3月18日前, 累计确诊病例数超过10例的城市主要集中在人口密度较大的东部和中部地区。不同的疫情扩散时空模式的主要特征表现为:

(1) 63个城市属于蔓延型, 主要位于黄河以南且集中连片分布于湖北省外围的东北和东南方向, 平均滞后时间为10 d。其中, 相较于普通—蔓延型, 南阳市、长沙市、南昌市等11个典型—蔓延型城市处于距湖北省更临近的地区, 每日新增确诊病例数在初期逐渐递增, 2月5日到达峰值15例, 其后持续减少。51个普通—蔓延型城市的时间变化过程比典型—蔓延型和异常—蔓延型更平稳, 每日新增确诊病例数稳定在5例以内, 且最早实现新增确诊病例数清零。山东省济宁市为异常—蔓延型, 受任城监狱事件的影响^[28], 2月20日新增确诊病例数骤增约200例。

(2) 郑州市、合肥市等9个城市属于近距离蛙跳型, 零散分布在湖北省周边地区。由于这些城市与武汉市或湖北省其它城市有便捷的交通联系和密切的人口流动, 疫情扩散时间小于蔓延型扩散所需的时间, 平均滞后时间为6 d。其疫情时间变化主要表现为: 每日新增确诊病例数在前期显著上升, 中期回落且后期保持在较低水平。其中, 典型—近距离蛙跳型城市有3个, 分布于湖北省的东北方向; 普通—近距离蛙跳型城市有5个, 位于湖北省的西南方向, 这两类城市的每日新增确诊病例数在波动下降后均没有出现反弹, 主要区别是绝对数量的差异。浙江省杭州市为异常—近距离蛙跳型, 表现为新增确诊病例的绝对数量和波动均较大, 并且由于核减病例调整^[29], 3月14日出现一个峰值。

(3) 64个城市属于远距离蛙跳型, 分布于全国各地, 平均滞后时间为8 d。其中典型—远距离蛙跳型为北京、上海、广州、深圳和重庆5个超大城市, 确诊病例数最多, 增减波动不断反复, 且一直持续至后期; 普通—远距离蛙跳型有58个城市, 多为各地的重要节点城市, 每日新增确诊病例数保持在较低水平, 疫情变化较为平稳。温州市为异常—远距离蛙跳型, 由于疫情暴发初期从武汉返程的人口基数过大而导致确诊病例数激增^[30]。

(4) 69个城市属于综合型, 主要是分布在大城市周边的中小城市, 如北京市和天津市周边的廊坊市、唐山市, 哈尔滨市周边的大庆市、齐齐哈尔市, 成都市周边的绵阳市

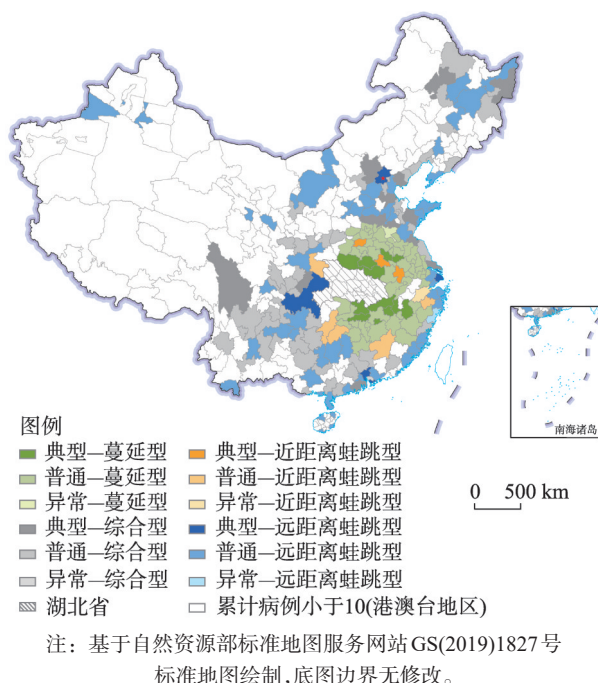


图5 2020年1月24日—3月18日中国COVID-19疫情扩散的时空模式空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of the spatio-temporal patterns of the epidemic spread in China

市、内江市等城市，其疫情源于邻近大城市的二次蔓延，平均滞后时间为 16 d。综合型城市的疫情时间变化表现为新增确诊病例数较少，但清零较晚。其中，52 个普通—综合型城市每日新增确诊病例数最少且变化平稳，16 个典型—综合型城市则更多临近重要的蛙跳节点，确诊病例数相对较多，前期有明显峰值，后期也有小幅起伏波动。东莞市为异常—综合型城市，人口流动较大，导致其疫情持续时间长、起伏多。

进一步采用 3.3 节的方法计算不同时空模式的峰位置、半峰间距、峰度、偏度 4 个参数（表 1）。对于蔓延型空间模式，除异常—蔓延型城市以外，典型—蔓延型城市与普通—蔓延型城市的峰位置一致，均为 2020 年 2 月 3 日，但普通—蔓延型城市的半峰间距要比典型—蔓延型城市更长，并且呈现平顶峰的曲线形态，表明普通—蔓延型城市的疫情扩散虽然持续时间较长，但变化较为平稳。济宁市由于病例数单日激增而呈现半峰间距最小、峰度值最高为 53.51 的特征。

表 1 中国 COVID-19 疫情扩散时空模式的时间变化曲线特征指标

Tab. 1 Key indicators of the time-varying curves in the spatio-temporal model of the epidemic spread in China

疫情扩散的时空模式(城市个数)	峰位置	半峰间距(d)	峰度	偏度
典型—蔓延型(11)	2020/2/3	10.25	0.19	1.16
普通—蔓延型(51)	2020/2/3	12.25	-0.46	0.94
异常—蔓延型(1)	2020/2/20	1.00	53.51	7.30
典型—近距离蛙跳型(3)	2020/2/3	17.69	-0.74	0.86
普通—近距离蛙跳型(5)	2020/1/29	11.37	0.67	1.39
异常—近距离蛙跳型(1)	2020/1/28	48.84	1.85	1.71
典型—远距离蛙跳型(5)	2020/2/1	7.93	2.18	1.56
普通—远距离蛙跳型(58)	2020/2/3	16.28	-0.84	0.86
异常—远距离蛙跳型(1)	2020/1/29	9.39	3.16	1.96
典型—综合型(16)	2020/2/6	10.44	1.20	1.35
普通—综合型(52)	2020/1/31	15.78	-0.59	0.85
异常—综合型(1)	2020/2/1	16.70	2.21	1.70

对于近距离蛙跳型空间模式，整体峰位置早于蔓延型城市，且半峰间距更短，表明疫情扩散更快且持续时间短。杭州市由于核减病例调整而导致后期出现峰值，进而使其半峰间距最大，约为 49 d。对于远距离蛙跳型空间模式，普通—远距离蛙跳型城市的峰位置与普通—蔓延型城市相同，但半峰间距更长，且峰度为负数，表明疫情持续时间更长且发展较平缓。此外，典型—远距离蛙跳型城市的半峰间距显著小于普通—远距离蛙跳型城市，且峰度为正，偏度更大，表现出疫情集中暴发且多出现于前期的特征。

对于综合型空间模式，普通—综合型城市表现出半峰间距较大、峰度和偏度均较小、且峰度值为负的特征，表明这些城市的疫情整体持续时间较长，但变化较为平稳。东莞市前期和中期的疫情在较高水平上波动，致使其半峰间距最大约为 17 d，疫情更为严重。

如果不考虑所有异常类城市，综合不同空间模式下的时间过程一致性差异可以看出，各类城市的疫情变化曲线大多在 2020 年 2 月 3 日呈现峰值，其中，普通—近距离蛙跳型和普通—综合型的城市分别在 2020 年 1 月 29 日和 1 月 31 日呈现峰值，相对早于其他类城市。所有普通类城市的半峰间距介于 11.37~16.28 d，平均值约为 14 d，与 COVID-19 病毒的潜伏期一致。另外，根据各类城市疫情变化曲线的峰度和偏度统计结果可知，除了近距离蛙跳型以外，其余 3 种空间模式的普通类城市均为负的峰度，而典型类城市均为正的峰度，呈现出不同的时间变化过程。无论哪种空间模式，所有类型城市的偏度均为正值，表现出新增确诊病例总体分布偏向左侧，即小于均值的新增确诊病例居多的特征。

5 疫情扩散时空模式的影响因素

考虑不同城市之间的交通联系与人口流动, 进一步针对疫情扩散时空模式的判别结果, 本文采用多元 Logistic 回归模型探讨时空模式的关键影响因素, 为不同城市采取有效措施阻断疫情扩散提供依据。

5.1 多元 Logistic 回归模型

多元 Logistic 回归 (Logistic Regression) 模型是一种概率型非线性回归模型, 具有探索多分类因变量影响因素的优势, 能够分析两类以上分类变量与自变量之间的回归关系。对于两类别以上的因变量 y , 假设取前 j 个类别的累积概率 p_j 满足:

$$p_j = P(y \leq j | X) = \frac{\exp(\beta_{j0} + \beta_{j1}X_1 + \beta_{j2}X_2 + \cdots + \beta_{jk}X_k)}{1 + \exp(\beta_{j0} + \beta_{j1}X_1 + \beta_{j2}X_2 + \cdots + \beta_{jk}X_k)} \quad (9)$$

进一步对累积概率 p_j 进行 logit 变化, 得到线性表达形式为:

$$\log it(p_j) = \ln\left(\frac{p_j}{1-p_j}\right) = \beta_{j0} + \beta_{j1}X_1 + \beta_{j2}X_2 + \cdots + \beta_{jk}X_k \quad (10)$$

式中: β_k 表示第 j 个类别中第 k 个解释变量的回归系数, 可采用最大似然法 (Maximum Likelihood Method) 进行估计, 即在对数似然函数 L 最大化的条件下求回归系数。对数似然函数表示为:

$$L = \sum \ln(P(y=j|X)) \quad (11)$$

多元 Logistic 回归模型可以理解多个二元 Logistic 回归模型, 分别描述各类别与参考类别相比时不同因素的贡献程度。与线性回归模型相同, 多元 Logistic 回归模型的回归系数表达的是解释变量对因变量的作用大小, 即: 在其他变量不变的条件下, 解释变量 X_k 每改变一个单位时, 因变量 y 取前 j 个类别的累积概率对数值 $\log it(p_j)$ 对应的变化量。回归系数大于 0 表示相对于参考类别, 解释变量 X 值的增加与类别 j 的出现呈现正相关关系, 系数越大, 该变量的贡献越大; 反之, 解释变量 X 值的增加与类别 j 的出现为负相关, 系数越大, 该变量的贡献越大。

在模型构建时, 以疫情扩散的空间模式作为多元 Logistic 回归模型的因变量, 分别定义蔓延型为 1, 近距离蛙跳型为 2, 远距离蛙跳型为 3, 综合型为 4。同时, 考虑到对于一种具有“人传人”特点、人群普遍易感的流行病, 不同地区之间的人员流动, 尤其是来自武汉市的人员输入是影响疫情扩散的重要因素^[31-32], 因而在选取解释变量时, 侧重不同城市与武汉市的关联对于疫情扩散时空模式的影响。交通是人员流动的载体, 也是疫情扩散的重要途径; 人口迁移量的多少与病例数量密切相关; 城市间的关联程度一定程度上能够反映人口流动的偏好性, 因此, 以是否与武汉市通航、在武汉市封城前一周从武汉市迁出的人口数量、与武汉市的关联度作为解释变量。

通航状况为二分变量, 与武汉市之间有直飞航班表示为 1, 没有则表示为 0。迁出人口数量采用 2020 年 1 月 17 日—1 月 24 日期间由武汉市前往各城市的人口流动量均值, 考虑到疫情暴发时间临近春节, 可能存在春运对人口流动的影响, 本文对人口迁移数据进行了 Min-Max 标准化, 以削减人员流动绝对量对于影响因素分析结果的影响。城市间的关联度借鉴常用的引力模型, 用 2 个城市的人口规模以及二者间的直线距离刻画, 在反映地理邻近关系的同时也兼顾地理单元的人口规模, 具体计算公式如下:

$$B_{iw} = \frac{P_i \times P_w}{d_{iw}^2} \quad (12)$$

式中： B_w 为人口关联度； P_i 和 P_w 分别为 i 城市与武汉市的人口数； d_{iw} 为 i 城市与武汉市之间的直线距离。

根据图 5 可知，中国地势二级和三级阶梯上大部分城市的累计确诊病例总数未达到 10 例，没有被包括在疫情扩散时空模式分析中，因而暂不考虑自然地理因素的影响。

5.2 多元 Logistic 回归结果

本文将 4 种时空模式分别作为回归模型的因变量，并以其他时空模式作为参考类型，得到不同情景下解释变量的影响方向及强度（表 2）。如果标准化系数为正，表示解释变量对因变量的影响相比参考类型是正向的，反之则表示负向影响；标准化系数的绝对值表示影响强度的大小。

表 2 中国疫情扩散时空模式的 Logistic 回归结果
Tab. 2 Logistic regression results of the spatio-temporal model of epidemic spread

因变量	蔓延型	蔓延型	蔓延型	近距离蛙跳型	近距离蛙跳型	远距离蛙跳型
参考类型	近距离蛙跳型	远距离蛙跳型	综合型	远距离蛙跳型	综合型	综合型
解释变量	标准化系数 β					
是否通航	-2.593***	-4.062***	-2.714***	-1.468	-0.121	1.348***
人口关联度	0.474	40.572***	30.385***	40.098***	29.911***	-10.187
迁出人口数量	3.742	-17.544*	88.387***	-21.286**	84.645***	105.931***

注：***表示在 0.01 水平上显著，**表示在 0.05 水平上显著，*表示在 0.1 水平上显著。

首先，与武汉市的通航状况对近距离蛙跳型和远距离蛙跳型空间模式具有正向影响，特别是对于远距离蛙跳型，相比其余两种空间模式，是否通航均在 0.01 水平上呈现显著正相关，表明与武汉市之间的便捷交通会突破地理距离的限制而加快疫情扩散，从而导致蛙跳型城市的出现。其次，与武汉市的人口关联度对蔓延型和近距离蛙跳型空间模式起正向作用，说明人口规模大且与武汉市距离近的城市，更容易受邻近作用或人口流动影响而成为疫情的扩散地。迁出人口数量对于蛙跳型空间模式同样存在显著作用，进一步表明武汉市封城前一周内的人口流动是蛙跳型疫情扩散的重要影响因素。对于综合型城市，由于其疫情扩散的时空特征受到初级和次级疫情暴发地的双重影响，空间模式的形成受 3 种解释变量的作用方向与强度并不具有明确和显著的解释力。

Logistic 模型的回归结果为进一步探讨不同疫情扩散时空模式下的城市防疫对策提供了依据。首先，蔓延型城市与武汉市较高的人口关联度是疫情扩散最主要的影响因素，由于空间位置邻近武汉市，两地之间的人员往来可能借助多种交通方式（如公路、铁路等），使得疫情扩散过程更为复杂、更加快速，给疫情防控带来很大难度。因此，第一时间切断与疫情暴发地的各种关联途径是蔓延型城市应对疫情扩散的首要任务。其次，蛙跳型城市与武汉市之间较高的交通可达性突破了地理距离的制约，使得疫情快速扩散至蔓延型有效边界以外；而且从疫情暴发地迁出的人口数量对于蛙跳型城市，特别是远距离蛙跳型城市的影响较为显著。因此，高度强化机场等交通枢纽的疫情监控，严格限制航空交通方式带来的大量且快速的人口流动是蛙跳型城市防止疫情扩散的重点工作。最后，虽然综合型城市与疫情暴发地之间的影响关系尚不明确，但考虑到这些城市距离蛙跳型城市、特别是远距离蛙跳型城市较近的特点，控制与周边蛙跳型城市的人口流动是这类城市防范疫情扩散的有效策略。

6 结论与讨论

针对2020年1月24日—3月18日期间中国 COVID-19 疫情从快速扩散到逐步控制的完整过程,以每日新增确诊病例数据为基础,以317个地级城市为对象,建立了疫情扩散空间模式判别模型。进一步依据不同空间模式的时间变化曲线解析其时间过程一致性特征,并从交通可达性、城市关联程度和人口流动等方面构建多元 Logistic 回归模型,揭示影响 COVID-19 疫情扩散模式的关键因素,主要结论为:

(1) 距武汉市直线距离 588 km 是判别疫情扩散 4 种空间模式的有效边界,在同一空间模式下进一步区分时间过程的典型类、普通类和异常类,得到 13 种类型的疫情扩散时空模式。蔓延型城市集中在湖北省外围的东北和东南区域;近距离蛙跳型城市相对较少,零星分布在蔓延型城市之间;远距离蛙跳型以省会城市和大城市为主;综合型为远距离蛙跳型城市周边的中小城市。

(2) COVID-19 疫情扩散时空模式的基本特征为:远距离蛙跳型的每日新增确诊病例绝对量最大,其次为近距离蛙跳型。除了数量较少的近距离蛙跳型以外,其余 3 种空间模式下的疫情扩散具有明显的时间过程差异。各种时空模式下的新增确诊病例峰值大多出现在 2020 年 2 月 3 日,且总体分布呈现偏向左侧的特征,即新增确诊病例多集中在研究时段的前期。所有普通类城市的半峰间距平均值约为 14 d,与 COVID-19 病毒的潜伏期一致。

(3) COVID-19 疫情扩散的时空模式与不同的影响因素相关联。与武汉市的通航状况对蛙跳型、特别是远距离蛙跳型空间模式具有正向影响,使得疫情快速扩散至蔓延型有效边界以外;与武汉市的人口关联度对蔓延型和近距离蛙跳型空间模式有正向作用,是疫情扩散最主要的影响因素;迁出人口数量对于近距离和远距离蛙跳型空间模式均有显著作用;综合型空间模式受初级和次级疫情暴发地的双重影响。

根据本文的研究结果可以认为,各城市有必要在疫情扩散的不同阶段,从自身与疫情暴发地以及周边毗邻城市的关联着手,实时研判疫情扩散时空模式,据此制定科学而有效的疫情防范和管控策略。事实上,中国抗击 COVID-19 疫情取得显著成效就是对于本文研究结论的有力印证,如 2020 年 1 月 23 日采取的武汉市“封城”措施,从根本上阻断了疫情从暴发地继续向外扩散的路径。随着疫情形势出现积极变化,国务院联防联控机制在 2020 年 2 月 17 日印发《关于科学防治精准施策分区分级做好新冠肺炎疫情防控工作的指导意见》,提出突出重点、统筹兼顾、分类指导、分区施策的要求,低、中、高风险地区应采取不同的疫情防范策略;交通运输部 2020 年 3 月 1 日发布《关于分区分级科学做好客运场站和交通运输工具新冠肺炎疫情防控工作的通知》,明确了交通工具对于疫情传播风险的重大影响,要求分区分级差异化施策。在目前全球疫情防控态势多变且趋向持久化的形势下,有必要继续发挥地理学时空分析的优势,深入研究不同地理单元疫情扩散的时空特征与影响因素,为完善常态化疫情防控体制机制、提升疫情监测与预警能力提供依据。

参考文献(References)

- [1] Lu Rongguang, Wu Jing, Bai Xue, et al. Research progress on the infection mechanism of coronavirus SARS-CoV-2. Chinese Journal of Virology, 2020, 36(5): 927-935. [鲁荣光, 武婧, 白雪, 等. 新冠病毒 SARS-CoV-2 的感染机制研究进展. 病毒学报, 2020, 36(5): 927-935.]
- [2] Zheng Kui, Hu Fengyu, Sun Jing, et al. Isolation, identification of the first SARS-CoV-2 strain from a COVID-19 case

- infected in Guangzhou. *Chinese Journal of Frontier Health and Quarantine*, 2020, 43(5): 305-307, 353. [郑夔, 胡凤玉, 孙静, 等. 第1株广州本地感染 COVID-19 病例的新型冠状病毒的分离鉴定. *中国国境卫生检疫杂志*, 2020, 43(5): 305-307, 353.]
- [3] Chen Yong, Chen Zhaolong, Xie Xiaomei, et al. Reflection and exploration on rehabilitation treatment of COVID-19 patients with traditional Chinese medicine. *Journal of Emergency in Traditional Chinese Medicine*, 2020, 29(10): 1693-1695, 1701. [陈勇, 陈照龙, 谢晓梅, 等. 中医药在新冠肺炎康复治疗应用中的思考与探索. *中国中医急症*, 2020, 29(10): 1693-1695, 1701.]
- [4] Tian H, Liu Y, Li Y, et al. An investigation of transmission control measures during the first 50 days of the COVID-19 epidemic in China. *Science*, 2020, 368(6491): 638-642.
- [5] Zhao W, Zhang J, Meadows M E, et al. A systematic approach is needed to contain COVID-19 globally. *Science Bulletin*, 2020, 65(11): 876-878.
- [6] Yang Z, Zeng Z, Wang K, et al. Modified SEIR and AI prediction of the epidemics trend of COVID-19 in China under public health interventions. *Journal of Thoracic Disease*, 2020, 12(3): 165-174.
- [7] Cooke K L, van den Driessche P. Analysis of an SEIRS epidemic model with two delays. *Journal of Mathematical Biology*, 1996, 35(2): 240-260.
- [8] Jumpen W, Wiwatanapataphee B, Wu Y H, et al. A SEIQR model for pandemic influenza and its parameter identification. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 2009, 52(2): 247-265.
- [9] Wang H W, Wang Z Z, Dong Y Q, et al. Phase-adjusted estimation of the number of Coronavirus Disease 2019 cases in Wuhan, China. *Cell Discovery*, 2020, 6: 10. DOI: 10.1038/s41421-020-0148-0.
- [10] Wu J T, Leung K, Leung G M. Nowcasting and forecasting the potential domestic and international spread of the 2019-nCoV outbreak originating in Wuhan, China: A modelling study. *Lancet*, 2020, 395(10225): 689-697.
- [11] Zhu X, Zhang A, Xu S, et al. Spatially explicit modeling of 2019-nCoV epidemic trend based on mobile phone data in mainland of China. *MedRxiv*, 2020. DOI: 10.1101/2020.02.09.20021360.
- [12] Gu C, Zhu J, Sun Y, et al. The inflection point about COVID-19 may have passed. *Science Bulletin*, 2020, 65(11): 865-867.
- [13] Liu Weidong. The impacts of COVID-19 pandemic on the development of economic globalization. *Geographical Research*, 2020, 39(7): 1439-1449. [刘卫东. 新冠肺炎疫情对经济全球化的影响分析. *地理研究*, 2020, 39(7): 1439-1449.]
- [14] Du Fangye, Wang Jiao'e, Wang Han. The impacts of COVID-19 on the connectivity of China's international air transport network and the spatial differences. *Tropical Geography*, 2020, 40(3): 386-395. [杜方叶, 王姣娥, 王涵. 新冠疫情对中国国际航空网络连通性的影响及空间差异. *热带地理*, 2020, 40(3): 386-395.]
- [15] Xiang Yunbo, Wang Shengyun. Spatial relationship between epidemic spread and population outflow of the corona virus disease 2019 (COVID-19) that impacted Chinese urban public health classification. *Tropical Geography*, 2020, 40(3): 408-421. [向云波, 王圣云. 新冠肺炎疫情扩散与人口流动的空间关系及对中国城市公共卫生分类治理启示. *热带地理*, 2020, 40(3): 408-421.]
- [16] Jia J S, Lu X, Yuan Y, et al. Population flow drives spatio-temporal distribution of COVID-19 in China. *Nature*, 2020, 582(7812): 389-394.
- [17] Liu Zhang, Qian Jiale, Du Yunyan, 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. *Journal of Geo-information Science*, 2020, 22(2): 147-160. [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. *地球信息科学学报*, 2020, 22(2): 147-160.]
- [18] Xia Jizhe, Zhou Ying, Li Zhen, et al. COVID-19 risk assessment driven by urban spatiotemporal big data: A case study of Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(6): 671-680. [夏吉喆, 周颖, 李珍, 等. 城市时空大数据驱动的新型冠状病毒传播风险评估: 以粤港澳大湾区为例. *测绘学报*, 2020, 49(6): 671-680.]
- [19] Wang Jiaoe, Du Delin, Wei Ye, et al. The development of COVID-19 in China: Spatial diffusion and geographical pattern. *Geographical Research*, 2020, 39(7): 1450-1462. [王姣娥, 杜德林, 魏冶, 等. 新冠肺炎疫情的空间扩散过程与模式研究. *地理研究*, 2020, 39(7): 1450-1462.]
- [20] Xu Xueqiang, Zhou Yixing, Ning Yuemin. *Urban Geography*. 2nd ed. Beijing: Higher Education Press, 2009: 274-276. [许学强, 周一星, 宁越敏. *城市地理学*. 2版. 北京: 高等教育出版社, 2009: 274-276.]
- [21] Lu Dadao. An analysis of spatial structure and optimal regional development. *Acta Geographica Sinica*, 2001, 56(2):

- 127-135. [陆大道. 论区域的最佳结构与最佳发展: 提出“点—轴系统”和“T”型结构以来的回顾与再分析. 地理学报, 2001, 56(2): 127-135.]
- [22] Yu Xi, Zhang Bingqi, Li Qiang, et al. A method characterizing urban expansion based on land cover map at 30 m resolution. *Scientia Sinica Terrae*, 2016, 46(9): 1180-1187. [于溪, 张冰琦, 李强, 等. 基于 30m 地表覆盖数据的城市扩张测度方法. 中国科学: 地球科学, 2016, 46(9): 1180-1187.]
- [23] Rader B, Scarpino S V, Nande A, et al. Crowding and the shape of COVID-19 epidemics. *Nature Medicine*, 2020, 26(12): 1829-1834.
- [24] Dalziel B D, Kissler S, Gog J R, et al. Urbanization and humidity shape the intensity of influenza epidemics in US cities. *Science*, 2018, 362(6410): 75-79.
- [25] China Government Website. Joint Prevention and Control Mechanism of the State Council issued the "Guiding Opinions on Scientific Prevention and Control, Precise Measures, and Divisions and Levels for the Prevention and Control of New Coronary Pneumonia". http://www.gov.cn/xinwen/2020-02/18/content_5480514.htm, 2020-02-18. [中国政府网. 国务院联防联控机制印发《关于科学防治精准施策分区分级做好新冠肺炎疫情防控工作的指导意见》. http://www.gov.cn/xinwen/2020-02/18/content_5480514.htm, 2020-02-18.]
- [26] Zhang Q, Yu Y. Epidemiological features of the 2019 novel coronavirus outbreak in China. *Current Topics in Medicinal Chemistry*, 2020, 20(13): 1137-1140.
- [27] Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 116-134. [王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134.]
- [28] Health Commission Shandong. Epidemic situation of COVID-19 in Shandong Province from 12:00 to 24:00 on February 20, 2020. http://wsjkw.shandong.gov.cn/ztzl/rdzt/qlzhxxgzbdffyqfkgz/tzgg/202002/t20200221_3417831.html, 2020-02-21. [山东省卫生健康委员会. 2020 年 2 月 20 日 12 时至 24 时山东省新型冠状病毒肺炎疫情情况. http://wsjkw.shandong.gov.cn/ztzl/rdzt/qlzhxxgzbdffyqfkgz/tzgg/202002/t20200221_3417831.html, 2020-02-21.]
- [29] Health Commission Hangzhou. March 14 the latest epidemic reporting-Experts advise: Hangzhou strengthen the closed loop management, hope the public will continue to support cooperation. <http://wsjkw.hangzhou.gov.cn/art/2020/3/14/art122900827947507109.html>, 2020-03-14. [杭州市卫生健康委员会. 3 月 14 日最新疫情通报—专家提醒: 杭州强化闭环式管理, 希望市民继续支持配合. http://wsjkw.hangzhou.gov.cn/art/2020/3/14/art_1229008279_47507109.html, 2020-03-14.]
- [30] Portal website of Zhejiang Provincial People's Government. Press conference on Zhejiang Province's COVID-19 epidemic prevention and control work (third session). <http://www.zj.gov.cn/col/col1228996613/index.html>, 2020-01-29. [浙江省人民政府门户网站. 浙江省新型冠状病毒病毒感染的肺炎疫情防控工作新闻发布会(第三场). <http://www.zj.gov.cn/col/col1228996613/index.html>, 2020-01-29.]
- [31] Ye Yuyao, Wang Changjian, Zhang Hong'ou, et al. Spatio-temporal analysis of COVID-19 epidemic risk in Guangdong Province based on population migration. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(11): 2521-2534. [叶玉瑶, 王长建, 张虹鸥, 等. 基于人口流动的广东省 COVID-19 疫情风险时空分析. 地理学报, 2020, 75(11): 2521-2534.]
- [32] Tong Yun, Ma Yong, Liu Haimeng. The short-term impact of COVID-19 epidemic on the migration of Chinese urban population and the evaluation of Chinese urban resilience. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(11): 2505-2520. [童昀, 马勇, 刘海猛. 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. 地理学报, 2020, 75(11): 2505-2520.]

Spatial and temporal patterns and factors influencing the spread of the COVID-19 pandemic in China

WANG Boyun¹, LIU Tianyu¹, LI Luning¹, LI Qiang¹, JIA Pengfei², CHEN Jin¹

(1. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. China Academy of Urban Planning and Design, Beijing 100044, China)

Abstract: It is essential to unravel the spatial and temporal patterns of the spread of the epidemic in China during the backdrop of the global coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in 2020, as the underlying drivers are crucial for scientific formulation of epidemic-preventing strategies. A discriminant model for the spatio-temporal pattern of epidemic spread was developed for 317 prefecture-level cities using accumulated data on confirmed cases. The model was introduced for the real-time evolution of the outbreak starting from the rapid spread of COVID-19 on January 24, 2020, until the control on March 18, 2020. The model was used to analyze the basic characteristics of the spatio-temporal patterns of the epidemic spread by combining parameters such as peak position, full width at half maximum, kurtosis, and skewness. A multivariate logistic regression model was developed to unravel the key drivers of the spatio-temporal patterns based on traffic accessibility, urban connectivity, and population flow. The results of the study are as follows. (1) The straight-line distance of 588 km from Wuhan was used as the effective boundary to identify the four spatial patterns of epidemic spread, and 13 types of spatio-temporal patterns were obtained by combining the time-course categories of the same spatial pattern. (2) The spread of the epidemic was relatively severe in the leapfrogging model. Besides the short-distance leapfrogging model, significant differences emerged in the spatial patterns of the time course of epidemic spread. The peaks of the new confirmed cases in various spatio-temporal patterns were mostly observed on February 3, 2020. The average full widths at the half maximum of all ordinary cities were approximately 14 days, thus, resonating with the incubation period of the COVID-19 virus. (3) The degree of the population correlation with Wuhan city has mainly influenced the spreading and the short-distance leapfrogging spatial patterns. The existence of direct flight from Wuhan city exhibited a positive effect on the long-distance leapfrogging spatial pattern. The number of population outflows has significantly affected the leapfrogging spatial pattern. The integrated spatial pattern was influenced by both primary and secondary epidemic outbreak sites. Thus, cities should pay great attention to traffic control during the epidemic as analysis has shown that the spatio-temporal patterns of epidemic spread in the respective cities can curb the spread of the epidemic from key links.

Keywords: COVID-19 outbreak; spatio-temporal pattern; time-course consistency; multivariate logistic regression model; China