引文格式:沈勇杰,杨春成,尚海滨,等.突发公共卫生事件下的城市社会经济活动时空变化分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(3):603-614.DOI:10.13203/j.whugis20220016

Citation:SHEN Yongjie,YANG Chuncheng,SHANG Haibin,et al.Temporal and Spatial Variation Analysis of Urban Socioeconomic Activity in Public Health Emergencies[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(3):603-614.DOI:10.13203/j.whugis20220016

突发公共卫生事件下的城市社会经济活动时空变化分析

沈勇杰[1] 杨春成[1,2,3] 尚海滨[1] 徐 立[1] 王泽凡[2]

1 中国地质大学(武汉)国家地理信息系统工程技术研究中心,湖北 武汉,430078

2 中国地质大学(武汉)地质探测与评估教育部重点实验室,湖北 武汉,430074

3 中国地质大学(武汉)计算机学院,湖北 武汉,430078

摘 要:以美国洛杉矶、达拉斯和纽约3个主要城市群为研究区域,基于夜光数据构建平均夜光强度差异值和夜光稳定度两个指标,反映突发公共事件持续期间不同激增期内城市夜光水平的时空变化特征。采用客观赋权法融合移动大数据构建出行意愿指数和场景流动指数,表征区域流动性在不同激增期内的时空差异特征。研究结果表明,城市夜光水平在第一次激增期内降幅较大,城市经济活动受影响更显著,在第二次激增期中,大部分城市经济活动已经恢复至良好水平;城市社会活动变化在第一次激增期内主要表现为场景流动指数的降低,在第二次激增期中,不论是场景流动指数还是出行意愿指数都出现了不同程度的降低。根据激增时间点结合不同地区的社交疏远政策,可以对流动性的变化趋势做出良好的解释。通过夜光数据与移动大数据来表示城市经济社会活动变化,可以了解突发公共卫生事件的反弹对城市社会经济活动的影响,以期为未来可能出现的新型突发公共卫生事件制定对应的社会经济政策提供科学参考。

关键词:突发公共卫生事件;夜光稳定度;场景流动指数;出行意愿指数;社会经济活动

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-10-06

DOI:10.13203/j.whugis20220016 **文章编号**:1671-8860(2025)03-0603-12

Temporal and Spatial Variation Analysis of Urban Socioeconomic Activity in Public Health Emergencies

SHEN Yongjie[1] *YANG Chuncheng*[1,2,3] *SHANG Haibin*[1] *XU Li*[1] *WANG Zefan*[2]

1 National Engineering Research Center of Geographic Information System, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China

2 Key Laboratory of Geological Survey and Evaluation of Ministry of Education, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China

3 School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China

Abstract: **Objectives**: This paper aims to explore the characteristics of changes in urban socioeconomic activities during a public health emergency. Three major urban agglomerations, including Los Angeles, Dallas and New York, are selected as the study areas. **Methods**: First, the difference value of average nighttime light intensity and nighttime light stability are constructed based on nighttime light data to reflect the spatiotemporal variation characteristics of urban nighttime light levels during different surge periods of the duration of public emergencies. Then, based on the objective weighting method and mobility big data, the travel willingness index and scene mobility index are constructed to characterize the spatial and temporal differences of regional mobility in different surge periods. **Results**: The results show that, in the first surge period, the level of urban nighttime light decreases greatly and urban economic activities are affected signifi-

基金项目:国家自然科学基金(42171438)。

第一作者:沈勇杰,硕士,主要从事夜光遥感与时空数据挖掘等方面的研究。syjjj1016@163.com

通信作者:杨春成,博士,研究员。yangcc@cug.edu.cn

cantly, while in the second surge period, economic activities in most cities recover to a good level. The change of urban social activities in the first surge period is mainly reflected as the decrease of scene mobility index, while in the second surge period, both scene mobility index and travel willingness index decrease to different degrees. Combined with social distancing policies in different regions, the trend of mobility can be well explained according to the surge. **Conclusions**: By using nighttime light data and mobility big data to represent the changes of urban social and economic activities, we can understand the impacts of the rebound of public health emergency on urban social and economic activities, in order to provide scientific reference for the development of social and economic policies corresponding to the possible public health emergencies in the future.

Key words: public health emergency; nighttime light stability; scene mobility index; travel willingness index; socioeconomic activity

现有研究证实[1-5],突发公共卫生事件对社会经济活动最直接的影响是改变区域内的人类流动性。时空位置大数据是提供疫情信息服务和疫情监测的重要数据来源[6],通过分析数据中的时间、空间、地理位置信息提取人类流动性变化情况,评估疫情对人口流动的移动模式影响[7],研究社会防控政策的受响应程度[4,6,8]等。

区域内流动性降低导致社会生产受阻在宏观上表现为经济发展的停滞。根据国际货币基金组织在2021年1月发布的《世界经济展望》中公布的数据,2020年全球经济年化增长率降至-3.5%。然而,基于传统统计数据进行的经济活动监测往往受限于数据的及时性、可获取性等问题。夜间灯光数据反映来自城市、乡镇和其他来源的光(如渔船、森林大火等),可以在一定程度上作为人类活动和区域经济发展的表征[9]。在2020年突发公共卫生事件期间,夜光数据被应用于观测世界经济活动发展的研究[10-16],结果表明,研究区域的夜光水平在事件暴发初期都出现了不同程度的下降,说明利用夜光数据作为指标来监测经济活动水平是可行的技术手段。

本文综合利用时空位置大数据与夜间灯光数据的优势,试图从宏观角度揭示不同时空下的突发公共卫生事件持续期间和激增时期城市社会经济活动的变化规律。选取美国洛杉矶、达拉斯和纽约3个城市群作为研究区域,首先,利用美国发射的Suomi国家极地轨道伙伴关系(national polar-orbiting partnership,NPP)卫星搭载的可见光红外成像辐射仪(visible infrared imaging radiometer suite,VIIRS)夜光数据,构建夜光稳定度和平均夜光强度差异值两个指标,从城市群尺度分析不同激增期之间的夜光强度变化;然后,利用移动数据集构建场景流动指数和出行意愿指数,探究不同激增期内城市群内部区域流动性的波动趋势,并结合地区社会疏远政策剖析在反复激增过程中城市群的社会经济活动差异特征。

1 研究区域与数据选取

1.1 研究区域

美国在2020-03-13宣布进入全国紧急状态,各州政府根据当地的疫情影响程度实施了非药物干预的保护性措施来增加社交距离和限制个人行动,在4月底疫情得到了一定的控制,5月之后确诊病例开始出现反复激增,并出现医疗资源紧张的情况。

约翰霍普金斯大学公开的美国全域新增确诊病例数曲线显示,2020年3月至2021年3月存在3次确诊病例的暴发式增长,而由于各州的地理位置与应对政策不同,实际上大部分州只经历了其中两次激增。考虑到受疫情影响严重程度和经济水平等因素,重点关注加利福尼亚州、得克萨斯州和纽约州。鉴于夜光强度与人口空间分布密切相关,基于WorldPop人口分布数据(分辨率100×100 m)确定人口分布的聚集程度。首先,对人口分布栅格数据添加1 km×1 km的六边形格网,相比于正方形格网,六边形格网可减少由于格网形状的边界效应带来的样本偏差[17];然后,统计每个格网内的人口总数,并基于空间自相关方法分析3个州的人口空间分布模式;最后,确认郡级行政区划,分别选取洛杉矶、达拉斯和纽约3个城市群作为研究区域。

1.2 数据来源

本文的夜光影像数据来源于NPP卫星的夜间成像,VIIRS月度合成影像是由科罗拉多矿业学院的地球观测小组公开提供,像元单位为$nW/(cm^2 \cdot sr^{-1})$,研究选用vcmsl(VIIRS cloud mask stray light removed)版本的月度复合影像。

移动数据集包括 Apple 与 Google 两个流动性数据集。Apple 移动报告是通过计算用户向 Apple 地图请求方位导航服务的数量生成,表现了区域内人们的出行意愿,为了解人们在应对疫情期间的出行模式变化提供了有力的数据支持。该报告中以 2020-01-13 的导航服务申请数量为基准,提供了包括公共交通、走路和驾驶 3 种不同出行方式的移动数据。Google 社区流动性报告是基于匿名地理位置数据绘制 6 个不同类别场景的访问频率趋势。该数据集的基线定义在 2020-01-03—2020-02-06 期间,并提供了 2020-02-15 以后的流动性变化趋势。无论是 Apple 移动报告还是 Google 流动性报告,二者的原始数据集都存在一定程度的数据缺失,为了提升数据的可用性,需要进行预处理操作。

此外,本文使用的行政区划数据来源于 OpenStreetMap 开源数据,美国县市级每日病患确诊数据来源于约翰霍普金斯大学系统科学与工程中心。

2　研究方法

2.1　数据的预处理

2.1.1　激增期的确定

基于区域确诊病例数量变化,将激增期定义为确诊病例数量急速增长至平稳的时间区间。根据 3 个城市群的组成,利用美国县市级每日疫情确诊病例数据,提取、汇总并生成各城市群的每周确诊人数曲线,如图 1 所示。通过寻找曲线起伏较大的时间节点,确定各研究区域的确诊病例激增期,3 个城市群截至 2021-02-28 的激增期时间见表 1。

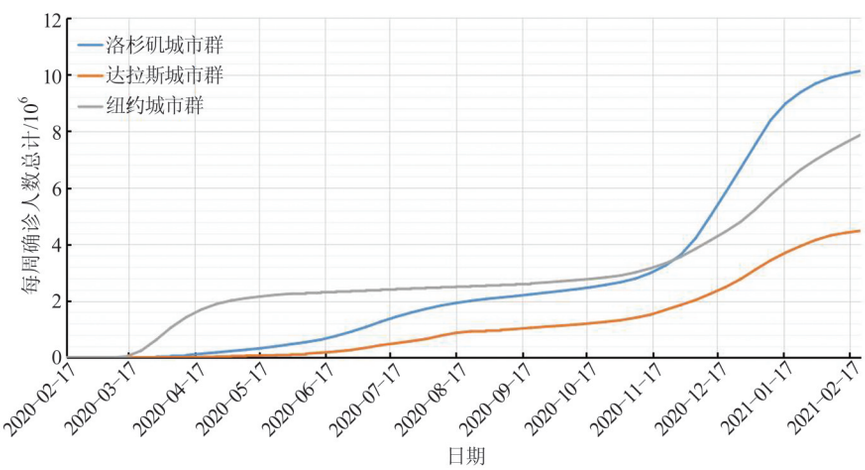


图 1　3 个城市群的每周确诊人数变化曲线

Fig. 1　Weekly Change Curves of Confirmed Cases in Three Urban Agglomerations

表 1　3 个城市群的激增期时间

Table 1　Surge Time in Three Urban Agglomerations

城市群	第一次激增期	第二次激增期
洛杉矶	2020-06-01—2020-09-13	2020-11-02—2021-02-28
达拉斯	2020-06-15—2020-08-23	2020-11-02—2021-02-28
纽约	2020-03-16—2020-05-10	2020-11-09—2021-02-28

2.1.2　夜光数据预处理

虽然 NPP-VIIRS 月度合成影像数据经过辐射定标处理,能够真实记录研究区域的灯光强度,但其并没有完全过滤杂散光及短暂光源,因此需要一定的处理才能获取反映人类活动的夜光数据,具体处理流程如下:

1)影像裁剪、重投影、重采样。首先利用研究区域的行政区划矢量数据裁剪原始影像,获取研究需要的 VIIRS 月度复合影像,然后将裁剪后的 VIIRS 夜光影像重投影至北美阿尔伯斯等面积投影坐标系,最后将影像重采样至 500 m 分辨率。

2)基于最小灯光阈值的校正。原始影像在合成过程中未过滤的火光、极光、渔船以及其他短暂光源,所形成的零星灯光像元会以图像噪声的形式出现在夜光影像中,因此参考文献[15],将最小灯光阈值设定为 0.6 nW/(cm^2·sr^{-1}),并将所有夜光影像中低于该值的像元设定为背景值,完成去噪处理。表 2 为根据 3 个城市群经历的激增期所选取的月度复合夜光数据研究时期。

2.1.3　移动数据预处理

本文采用的移动数据是基于美国县市级空间单元统计,因此需要根据确定的城市群信息对移动数据进行相应预处理。无论是出行意愿还

是对某场景的访问频率,都与一个地区的人口数量有关,因此根据每个城市群研究区域内包含的各行政县的人口总量占比设置融合权重,实现县市级空间单元至目标城市群的数据聚合,权重系数如表3所示。

表2 3个城市群的夜光数据研究时期

Table 2 Study Period of Nighttime Light Data in Three Urban Agglomerations

城市群	第一次激增期		第二次激增期	
	激增开始前期	快速激增时期	激增开始前期	快速激增时期
洛杉矶	2020年4月	2020年7月	2020年9月	2020年12月
达拉斯	2020年5月	2020年7月	2020年10月	2021年1月
纽约	2020年2月	2020年3月	2020年9月	2021年1月

表3 基于人口比例的3个城市群移动数据的融合权重

Table 3 Population-Based Fusion Weights of Mobility Data in Three Urban Agglomerations

城市群	行政单位	2020年人口数/人	融合权重
洛杉矶	Los Angeles	10 114 218	0.760 7
	Orange	3 181 516	0.239 3
达拉斯	Collin	1 236 538	0.183 1
	Dallas	2 520 155	0.040 7
	Denton	1 007 795	0.128 2
	Tarrant	2 251 621	0.077 3
纽约	Bronx	1 435 322	0.176 2
	Kings	2 542 010	0.359 2
	Nassau	1 334 702	0.143 6
	New York	1 630 542	0.320 9
	Queens	2 227 117	0.118 0
	Richmond	494 553	0.209 0
	Suffolk	1 559 886	0.109 7
	Westchester	939 762	0.134 0

Apple与Google两款移动数据各自的基准线取自不同的时间,因此需要先统一两者的基准线设置。由于Google流动性报告的基线定义在2020-01-03—2020-02-06的5周期间,以每周的同一天的均值作为基准量;而Apple移动报告仅以2020-01-13的出行距离为基准量,所以参考Google的基准线设定,将Apple移动数据中的2020-01-13—2020-02-09共4周定义为基准线。

同时为了提高数据集的可用性,对于原始数据需要进行筛选并剔除缺失数据过多的时间序列。通过对Google数据集的观察,最终筛选出零售店与休闲场所、食品杂货店与药房、工作场所3个场景类别作为流动性变化的评价指标。

2.2 基于夜光指标的城市经济活动变化评价

研究区域内总体夜光强度变化可以利用夜光总强度(total nighttime light,TNL)或平均夜光强度(average nighttime light,ANL)作为评价指标。单个夜光像元(pixel nighttime light,PNL)的时序变化可以通过计算像素值差值或者比率来分析。采用平均夜光强度差异值(difference of average nighttime light,DANL)可以分析不同城市群的夜光强度时序变化,同时通过像元比值法对同一地区的激增前期与快速激增期两个时期的VIIRS月度复合影像进行处理,得到该地区在某一激增期内的像元变化率,计算式为:

$$\mathrm{ANL}=\frac{\mathrm{TNL}}{N} \tag{1}$$

$$\mathrm{DANL}=\mathrm{ANL}_F-\mathrm{ANL}_M \tag{2}$$

$$r=\frac{\mathrm{PNL}_F}{\mathrm{PNL}_M} \tag{3}$$

式中,N表示该地区的像元个数;ANL_F和ANL_M分别表示激增前期与快速激增期的平均夜光强度;r表示像元变化率;PNL_F和PNL_M分别表示激增前期与快速激增期的两幅影像中同一位置的像元亮度值。

对比相邻年份计算结果可以在一定程度上减弱夜光时序数据本身的季节性波动,因此根据不同城市群在2020年经历的激增时期信息,对2019年同时期的夜光影像进行相同处理和计算,获得了2019年激增期同期的夜光指标以供对比研究。

为了进一步分析疫情激增对城市内部经济活动的影响,设定一个指标来量化影响程度,即夜光稳定度(stability of nighttime light,SNTL),计算式为:

$$R=r_{2020}-r_{2019} \tag{4}$$

$$\mathrm{SNTL}=\frac{N_{(R\geqslant 0)}}{N_{(R\geqslant 0)}+N_{(R<0)}}\times 100\% \tag{5}$$

式中,R表示夜光变化度,$R\geqslant 0$的像元设定为稳定像元,$R<0$的像元设定为受影响像元;$N_{(R\geqslant 0)}$与$N_{(R<0)}$分别表示该区域的稳定像元数量和受影响像元数量。通过观察数据发现,R的计算结果在数值上趋向于正态分布,为了便于后续分析,将R限定在$[-1,1]$之间,超过阈值的像元重新设置为相邻近的阈值。

2.3 基于区域流动性的城市社会活动变化评价

由于一个区域内大部分居民的日常行为模式具有一定的规律,所以在移动数据分析方面,将一周作为分析流动性变化的最小周期,以此减

少因数据缺失引起的时序数据不连续的问题。

对于Google移动数据,构建了研究区域内每周每类场景的流动增加区间(mobility increase section,MIS)、流动减少区间(mobility reduction section,MRS)和场景访问指数(scene visit index,SVI),计算式分别为:

$$\mathrm{MIS}=\int_a^b f(x)\mathrm{d}x, x\in(a,b), f(x)\geqslant 0 \quad (6)$$

$$\mathrm{MRS}=\int_c^d f(x)\mathrm{d}x, x\in(c,d), f(x)<0 \quad (7)$$

$$\mathrm{SVI}=(\mathrm{MIS}_1+\mathrm{MIS}_2+\cdots+\mathrm{MIS}_i)-(\mathrm{MRS}_1+\mathrm{MRS}_2+\cdots+\mathrm{MRS}_j) \quad (8)$$

式中,MIS_i计算的是第i个位于基线上方的曲线积分,a、b表示对应曲线部分的起止时间点;MRS_j计算的是第j个位于基线下方的曲线积分,c、d表示对应曲线部分的起止时间点;因为一周有7天,所以变化曲线、基线和起始线所构成的闭合区域个数最多为4个;SVI为该周的时序曲线与基准线构成的所有MIS与所有MRS的差值。假设一周内某场景的流动性曲线经过平滑后如图2所示,共有3个区域面积,则该场景这一周的流动性指数计算式为:

$$\mathrm{SVI}=(\mathrm{MIS}_1+\mathrm{MIS}_2)-(\mathrm{MRS}_1+\mathrm{MRS}_2) \quad (9)$$

当SVI>0时,表示这一周内某场景的流动性相较于基准线增加了;当SVI=0时,表示这一周内某场景的流动性没有发生变化;当SVI<0时,表示这一周内某场景的流动性相较于基准线减少了。

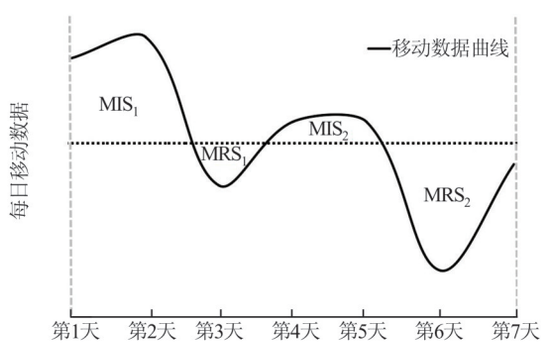


图2　场景访问指数的构建

Fig. 2　Construction of Scene Visiting Index

通过计算获得了2020-02-17—2021-02-28共54周的场景流动性变化率作为研究的数据支撑,分别按照零售店与休闲场所、食品杂货店与药房、工作场所3个场景类别进行汇总。

对于Apple移动数据,首先需要将数据按周为统计单位取均值汇总,然后以4周为一个周期,每一周期内的一周相对于预处理中设定的基准期内的同一周的差值作为本周的出行意愿变化值,最后参考Google数据集的指标构建方法进行处理,获得更新后的Apple移动数据集,其中数据集涵盖了2020-02-10—2021-02-28所有研究区域内的郡级行政单位共55周的每周出行意愿指数。

为了全面地对研究区域内的流动性变化趋势作出判断,需要对处理后的Apple和Google移动数据各自的评价指标分别进行融合,构建场景流动指数(scene mobility index,SMI)与出行意愿指数(travel willingness index,TWI),计算式为:

$$\mathrm{SMI}=\mathrm{SVI}_m\times\omega_m \quad (10)$$

$$\mathrm{TWI}=\sum_{n=1}^{N}T_n\times\omega_n \quad (11)$$

式中,SVI_m表示该区域内Google场景访问数据的第m个评价指标,$m=1,2,\cdots,N$;T_n表示该区域内Apple移动数据的第n个评价指标,$n=1,2,\cdots,N$;ω_m、ω_n表示对应的权重。考虑到评价指标之间可能存在一定的相关性,选择CRITIC客观赋权法[18]对流动性评价指标分配权重。

CRITIC权重法是基于评价指标的对比强度和指标之间的冲突性来综合衡量指标的客观权重,兼顾指标之间的相关性与差异性。对比强度是指同一个指标各个评价方案之间取值差距的大小,以标准差的形式来表现,标准差越大,说明波动越大,即各方案之间的取值差距越大,权重会越高;指标之间的冲突性,用相关系数进行表示,若两个指标之间具有较强的正相关,说明其冲突性越小,权重会越低。计算式为:

$$x'_{pq}=\frac{x_{pq}-\min(x_{pq})}{\max(x_{pq})-\min(x_{pq})} \quad (12)$$

$$\bar{x}_{pq}=\frac{1}{K}\sum_{p=1}^{K}x_{pq} \quad (13)$$

$$S_q=\sqrt{\frac{\sum_{p=1}^{K}(x_{pq}-\bar{x}_{pq})^2}{K-1}} \quad (14)$$

$$R_q=\sum_{p=1}^{K}(1-r_{pq}) \quad (15)$$

$$C_q=\sum_{p=1}^{K}(1-r_{pq})=S_qR_q \quad (16)$$

$$W_q=\frac{C_q}{\sum_{p=1}^{K}C_q} \quad (17)$$

式中,S_q表示第q个指标的标准差;r_{pq}表示评价指标p和q之间的相关系数;C_q表示信息量,且C_q越大,第q个评价指标在整个评价指标体系中的作用越大,就应该给其分配更多的权重,即W_q。

3 结果分析

3.1 夜光强度变化的时空格局特征

对区域夜光强度的总体变化进行分析,通过计算研究区域在不同激增期时的DANL来体现激增期前后的夜光强度变化情况,同时对2019年激增期同期影像进行了数值计算和对比,结果如表4所示。由表4可以看出,洛杉矶城市群在2020年第一次激增期与2019年同期的DANL虽然都是负值,但是二者对比,2020年第一次激增期的平均夜光强度差异值下降了约7.5 nW/(cm^2·sr^{-1});达拉斯城市群与纽约城市群在2019年第一次激增期同期的DANL皆为正值,而在2020年第一次激增期中都变为负值,分别下降2.7 nW/(cm^2·sr^{-1})与4.6 nW/(cm^2·sr^{-1}),由此说明,3个城市群在第一次激增期受疫情冲击时,夜光水平出现了不同程度的降幅。在2019年第二次激增期同期,只有达拉斯城市群的DANL为负值,而在2020年第二次激增期中,DANL皆为正值,说明3个城市群在第二次激增期中受疫情影响小,夜光水平都有一定的上升。3个城市群内部包含的郡级行政区域的平均夜光强度变化如图3所示。

表4 不同激增期的平均夜光强度差异值/(nW·cm^{-2}·sr)

Table 4 DANL of Different Surge Periods/(nW·cm^{-2}·sr)

城市群	2019年		2020年	
	第一次激增期同期	第二次激增期同期	第一次激增期	第二次激增期
洛杉矶	−0.167 6	3.367 0	−7.662 8	6.591 9
达拉斯	1.844 1	−2.097 0	−0.900 6	6.098 1
纽约	3.448 7	4.782 1	−1.149 1	8.984 0

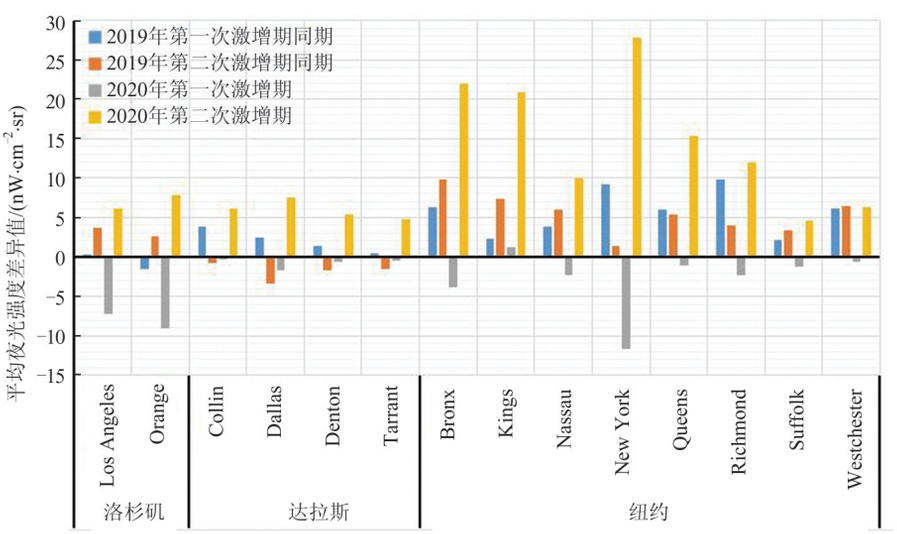


图3 郡级行政区域的平均夜光强度差异值

Fig. 3 DANL in County Areas

图4为在不同激增期内不同夜光评价指标的变化幅度。图4(a)表示第一次激增期和第二次激增期内的夜光稳定度变化情况,图4(b)表示第一次激增期和第二次激增期内的DANL变化情况。通过比较3个城市群的夜光水平变化情况可以发现,在第一次激增期内,研究区域的夜光强度受疫情影响程度更严重,其中洛杉矶城市群的平均夜光强度差异值降幅最大,纽约、达拉斯城市群次之。但洛杉矶城市群的夜光稳定度要高于纽约城市群,可能是因为洛杉矶城市群具有更好的城市经济基础。在第二次激增期中,达拉斯城市群的平均夜光强度差异值增幅和夜光稳定度都是最高的,纽约城市群次之,说明达拉斯城市群总体上经济恢复得更好,由此可以认为,虽然疫情反复激增使得大量的城市经济活动受到冲击,但是到第二次激增期时,大部分城市内的经济活动已经逐步恢复至较高的水平。

3个城市群中各郡县在不同激增期内的夜光稳定度变化统计见表5,夜光变化度的空间分布如图5所示,其中,像元趋于黄色表示像元变化更稳定,越趋向于红色,夜光正向变化度越高;越趋向于绿色,夜光负向变化度越大。

结合图4(a)各城市群的夜光稳定度可知,在第一次激增期内,洛杉矶城市群的夜光稳定度为22.76%,而由图5(a)和图5(b)可以发现,以中心城市区域存在集中连片的绿色像素群,包括一些南部城市也存在大量的绿色受影响像元,相比之下,北部的大部分城市内部以稳定像元分布为

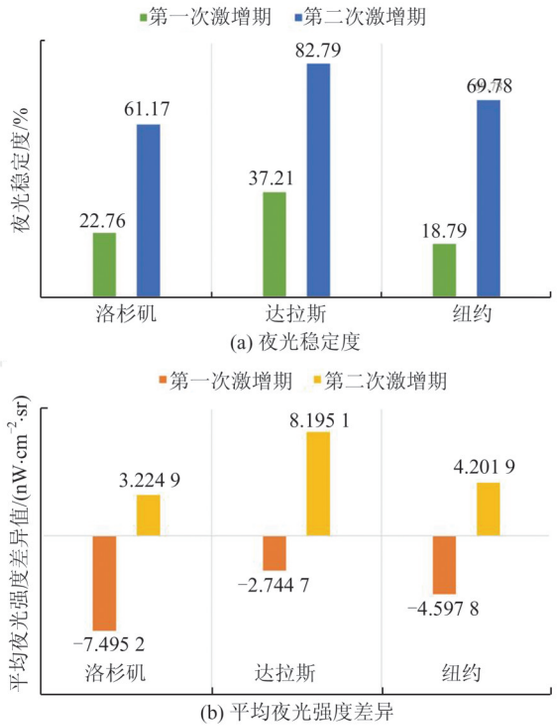


图 4　不同激增期内不同夜光评价指标的变化幅度

Fig. 4　Variation Range of Different Evaluation Indexes in Different Surge Periods

表 5　各郡县在不同激增期内的夜光稳定度变化/%

Table 5　Changes of Nighttime Light Intensity Stability in Different Surge Periods in Different Counties/%

城市群	包含行政区域	第一次激增期	第二次激增期
洛杉矶	Los Angeles	23.24	56.68
	Orange	21.51	73.62
达拉斯	Collin	25.06	81.95
	Dallas	33.89	85.36
	Denton	37.42	86.23
	Tarrant	46.05	79.03
纽约	Bronx	16.39	84.23
	Kings	36.63	89.46
	Nassau	13.90	69.29
	New York	59.90	83.08
	Queens	19.63	83.53
	Richmond	6.98	85.31
	Suffolk	20.06	64.60
	Westchester	10.39	46.09

主,说明在第一次激增期时,洛杉矶城市群以一些南部近海城市受影响为主。在第二次激增期内,洛杉矶城市群的夜光稳定度上升至 61.17%,与第一次激增期相比,南部城市出现较多成片的红色像素群,城市群北部的绿色像元数量增多,呈零星分布状,北部城市内部仍以稳定像元分布为主。由此可以看出,第二次激增期时洛杉矶城市群夜光强度受影响程度不及第一次激增期时强烈,并且受影响范围向北部城市扩大。

从图 4(a)可知,达拉斯城市群在第一次激增期和第二次激增期的夜光稳定度分别为 37.21%和 82.79%,而在图 5(c)和图 5(d 中的第一次激增期时,该城市群以达拉斯为中心,北部的大部分区域以绿色受影响像元分布为主,西部的一些区域虽然也离散分布绿色像元,但主要由黄、橘、红像元组成。在第二次激增期时,像元分布更加集中,西部的郡县存在部分的绿色受影响像元,城市群内部出现了大量连片的稳定像元群,相比于第一次激增期,受影响像元分布由城市群的东北部向西部移动。从表 5 可以看出,城市群包含的 4 个郡的夜光稳定度都恢复到了 80%左右。

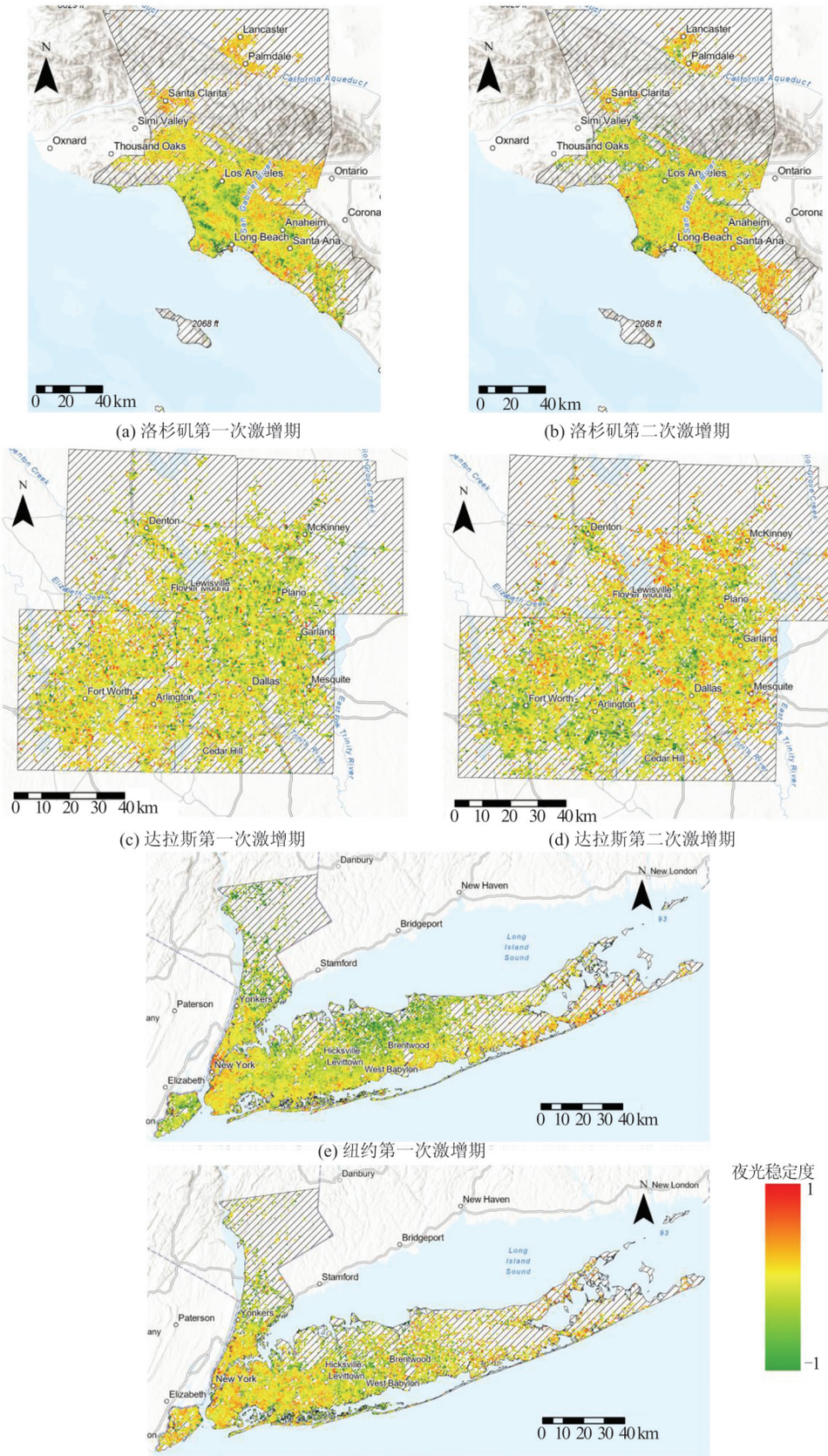
由图 5(e)和图 5(f)可知,在第一次激增期时,纽约城市群内部的像元分布存在明显的集群现象,以纽约市为中心的城市区域分布着集中连片的稳定像素群,而远离中心的郡县的夜光稳定度也在不断下降;在第二次激增期时,城市群北部的绿色像素群面积降低,呈零星分布状,以纽约市为中心的稳定像素群的范围在扩大,部分郡县夜光稳定度的恢复程度较低。纽约城市群在第一次激增期的总体夜光稳定度仅有 18.79%,在第二次激增期上升至 69.78%,见图 4(a)。

3.2　城市群内部的流动性变化分析

基于客观赋权法融合构建每个城市群的 SMI 与 TWI,移动数据融合权重分配见表 6,获得了 2020-02-17—2021-01-31 的区域流动性变化曲线,如图 6 所示。总体上,3 个城市群的场景流动指数与出行意愿指数具有相似的变化规律,在开始受到疫情冲击后,2020-03-13 之前的流动性已经存在下降的趋势;在进入全国紧急状态后,流动性水平急剧下降;4 月中旬美国政府提出经济重启计划,流动性随之开始上升,场景流动指数慢慢维持在一个远低于基准量的水平,距离变化指数开始逐渐靠近基准线水平。

为了进一步分析不同激增期之间社会活动变化的差异,将 3 个城市群的流动性变化曲线分别提取出来,对两次激增期内的流动性变化加以分析,结果如图 7 所示。图 7 中红色间隔线表示激增期的开始,绿色阴影区域表示在激增期开始前一个月的时间段,红色阴影区域表示自激增开始至达到激增平稳期的时间段。

如图 7(a)所示,在第一次激增前,洛杉矶城市群的 SMI 与 TWI 均处于上升的态势;第一次激增开始后,SMI 曲线的增长趋势出现明显的转



(a) 洛杉矶第一次激增期 (b) 洛杉矶第二次激增期

(c) 达拉斯第一次激增期 (d) 达拉斯第二次激增期

(e) 纽约第一次激增期

(f) 纽约第二次激增期

图5 3个城市群的夜光变化度空间分布图

Fig. 5 Spatial Distribution of Nighttime Light Intensity Variation in Three Urban Agglomerations

折点并开始趋于平缓,而TWI曲线仍保持较为缓慢的增长趋势;在进入第二次激增期时,原本较为平缓的两种流动性曲线分别出现了不同程度的下降趋势。加州政府应对第一次激增情况,2020-06-18要求居民在无法保持身体距离的情况下,在公共室内和室外空间戴面罩;2020-07-06

表 6　基于客观赋权法的移动数据融合权重分配

Table 6　Weight Allocation of Mobility Data Fusion Based on Objective Weighting Method

数据库	分类指标	洛杉矶	达拉斯	纽约
Google	零售店与休闲场所	0.319 3	0.256 4	0.303 9
	食品杂货店与药房	0.367 3	0.402 1	0.384 9
	工作场所	0.313 5	0.341 5	0.311 2
Apple	驾驶	0.269 8	0.396 8	0.291 5
	公共交通	0.446 8	0.306 9	0.441 6
	步行	0.283 3	0.296 3	0.266 9

第二次关闭因病例激增的 19 个以上县的餐馆和室内业务,2020-07-13 宣布该州所有县关闭所有酒吧以及餐厅、电影院和博物馆等室内营业。第二次激增期间,在 2020-11-09 宣布了一项有限的居家令,要求病例激增严重的一县的非必要工作、活动和聚会在晚上 10 点至凌晨 5 点之间停止,2020-12-03 发布了区域性的居家令。对比发现,加州政府在两次激增期间内实施的社交疏远政策的侧重分别是针对服务内容的室内活动限制和出行活动的限制。侧面说明,针对部分行业室内活动的限制,使得 SMI 在进入第一次激增期后出现转折点,而 TWI 反映的移动距离变化在一定程度上受到较小的影响;而在第二次激增期间,居家令的发布限制了人们的出行模式,直接影响了人们对于城市场景的访问次数,这也是 SMI 与 TWI 曲线出现下降的原因。

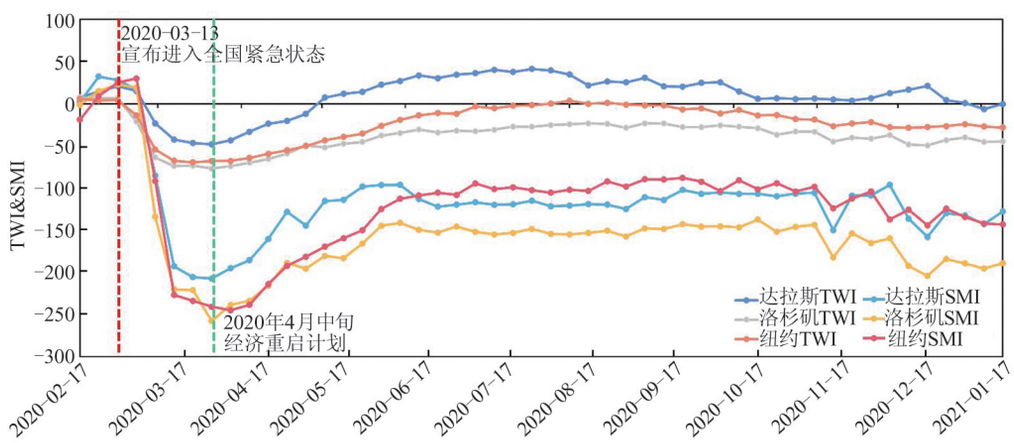


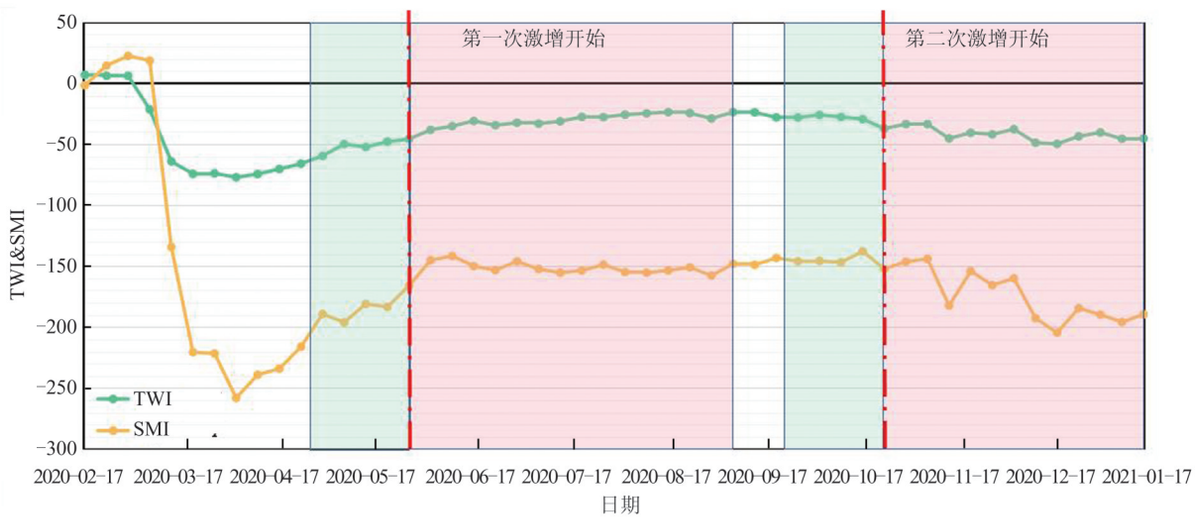
图 6　研究区域内 SMI 与 TWI 曲线

Fig. 6　SMI and TWI Curves of the Study Area

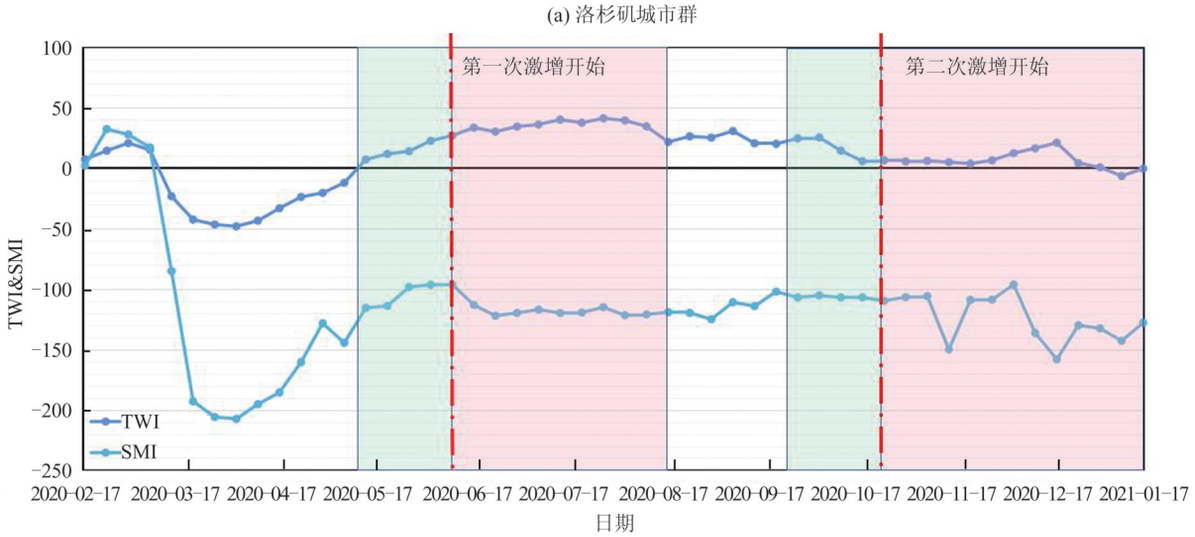
如图 7(b)所示,在第一次激增期开始前,达拉斯城市群与洛杉矶城市群相似,区域流动性处于不断恢复的阶段,然后在第一次激增期开始后,TWI 曲线仍保持增长态势,而 SMI 曲线出现了明显的下降趋势并且趋于稳定;在第二次激增期前,TWI 曲线已经先于激增开始日期出现了一定的下降趋势,而 SMI 曲线处于较为稳定的状态;当进入第二次激增期后,SMI 曲线出现了较大的波动。在进入第一次激增期后,德州政府于 2020-06-26 发布了针对餐厅、酒吧等类似场所的业务和服务的行政命令,2020-07-02 对出现确诊病例激增的县提出口罩佩戴要求,并对超过 10 人的户外集会施加限制;而在第二次激增期间,政府于 2020-12-06 宣布该州仍处于突发公共卫生事件灾难状态,限制人们的出行等。与洛杉矶城市群相似,第一次激增期主要针对室内服务业进行限制,从一定程度上能够解释达拉斯城市群的 SMI 曲线在第一次激增后出现了明显的下降;而在第二次激增期内灾难状态的延长也说明了 SMI 和 TWI 曲线波动下降的变化趋势。

如图 7(c)所示,与洛杉矶、达拉斯城市群不同,纽约城市群的第一次激增期出现在美国疫情暴发的初期,这也使得在第一次激增期前后,该地区的流动性出现了断崖式的下降;而在第二次激增期后,平缓的 SMI 和 TWI 曲线也都出现了下降的趋势。纽约城市群在第一次激增期流动性断崖式下降与初期的社交疏远政策有关,而在第二次激增期内,纽约州政府在 2020-11-11 宣布对纽约州的酒吧、餐馆、健身房和住宅聚会实施新的居家限制,从一定程度上也说明了 SMI 曲线下降的变化趋势。

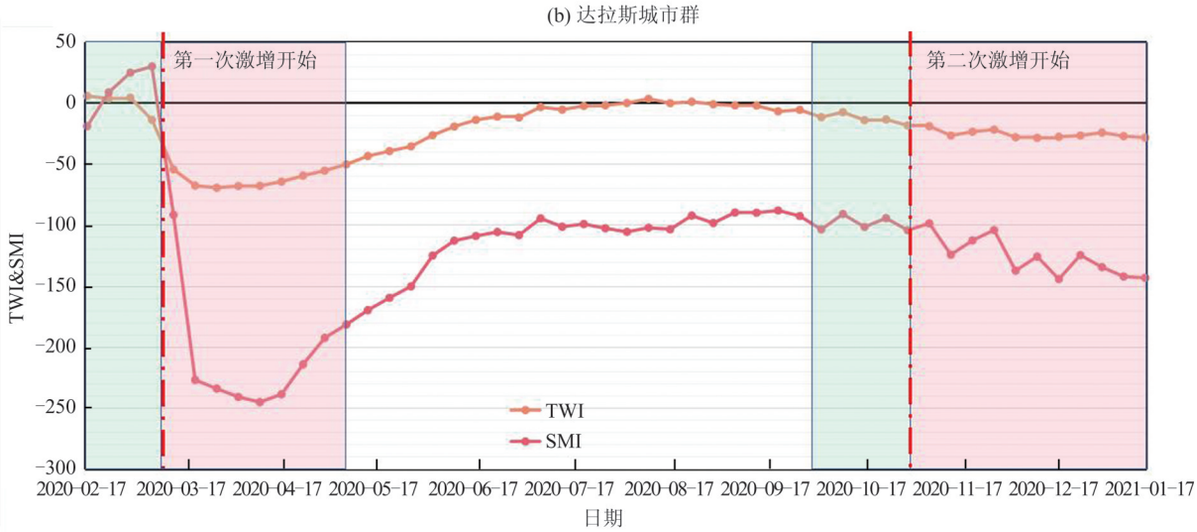
对比 3 个城市群分别在两次激增期前后的流动性曲线变化情况可以发现,出现在疫情暴发初期的激增期对区域内的流动性变化影响最大;出现在 2020 年 5 月之后的第一次激增期内人们对场景的访问频率降低了,因为 2020 年 5 月美国全域逐渐解除了严格的居家令,所以人们的出行距离实际上是在不断增加的。在第二次激增期中,



(a) 洛杉矶城市群



(b) 达拉斯城市群



(c) 纽约城市群

图7 不同激增期内的3个城市群的SMI与TWI曲线

Fig. 7 SMI and TWI Curves in Different Surge Periods in Three Urban Agglomerations

不论是人们的出行意愿还是对场景的访问频率都出现了不同程度的减少,同时根据激增时间点结合了不同地区的社交疏远政策的内容,分析发现,政府发布的政策与流动性曲线的变化存在一定的联系,一方面流动性曲线总体趋势上可以体现区域内人们对政策的响应程度,另一方面区域内的流动性下降往往早于政策的颁布,说明区域内人们出行模式的变化具有一定的自主性。除

此之外,研究区域的第二次激增期都发生在2020年10月之后,因此进入冬季的季节性因素也可能影响了部分流动性的变化。

3.3 讨论

本文结合夜光数据与移动数据对美国3个城市群在突发公共卫生事件持续期间不同激增期内的社会经济活动变化进行分析。对比基于夜光指标的经济活动变化评价与基于流动性指标的社会活动评价结果,每个城市群在经历的第一个激增期内,区域夜光水平与流动性水平变化中的场景流动指数呈正向关系,即都出现了不同程度的降低,说明疫情暴发初期人类活动受到了极大的冲击,由于缺乏相关的医疗保护措施,只有通过降低区域流动性来保证自身健康,而这必然会引起经济活动的收缩;而在第二次激增期内,区域夜光水平在不断恢复,流动性水平却在不断下降。不同时空状态下,两种数据所表现出的人类活动状态存在差异,潜在原因包括:

1)从数据角度来看,研究采用的夜光数据是以月为时间单位,移动数据是聚合到了以周为时间单位,而疫情激增期是基于城市群每周确诊人数变化而确定的,所以实验中夜光数据的使用与设定的激增期之间一致性不足,这可能会导致因研究数据的时间差异影响后续的结果。此外,在预处理过程中,夜光数据基于人口数据分布而进行的掩膜提取处理和移动数据因数据缺失而进行的时间尺度聚合处理都会使得实验结果出现偏差,降低分析的可靠性。

2)从研究区域的管制措施来看,流动性曲线与夜光水平的变化趋势相异可能体现了不同时期防控政策的侧重方向不同,具体来说,在各研究区域第一次激增期时,区域管控政策侧重于对服务内容的室内活动限制,通过减少聚集降低疫情传播,此时城市内大面积的人造光源区域亮度减弱,除去纽约城市群第一次激增期与疫情初次暴发同期的情况,在洛杉矶城市群与达拉斯城市群的流动性曲线中,场景流动指数上升趋势减弱也表明了经济活动受限对流动性的影响;而在第二次激增期时,区域管控政策侧重于对出行活动的限制,这一点可以从流动性曲线的总体下降中体现出民众的响应,但是实际上州政府颁布的居家令仅仅只是官方建议,并且在长时间的疫情影响周期内,美国及各州政府是以经济复苏发展为优先,所以这可能导致了较好恢复的夜光水平与总体下降的流动性水平之间的差异。

4 结　语

本文以美国人口密集的洛杉矶、达拉斯和纽约3个城市群为研究对象,利用NPP-VIIRS月度合成数据和移动大数据,分析了突发公共卫生事件中确诊病例数激增时期内的城市社会经济活动的变化差异情况。结果表明:(1)分别从郡级行政单元和像元尺度基于NPP-VIIRS夜光数据构建的平均夜光强度差异值和夜光稳定度两个评价指标分析了不同激增期内城市夜光强度的时空变化特征。在第一个激增期间,每个城市群内部空间分布以大比例的受影响像元为主;在第二个激增期间,城市群内部稳定像元分布增多。(2)虽然3个城市群经历的激增期时间存在差异,但是城市经济活动在第一次激增期相比于第二次受到了更大冲击,夜光水平降幅较大,其中洛杉矶城市群的平均夜光强度差异值降幅最大,纽约、达拉斯城市群次之,纽约城市群的夜光稳定度最小;在第二次激增期中,3个城市群的平均夜光强度差异值和夜光稳定度都在正向增长,其中达拉斯城市群的经济活动恢复得最好,且研究区域内大部分城市经济活动已经逐步恢复至较高的水平。(3)基于CRITIC客观赋权法对Apple和Google移动数据进行融合,所构建的出行距离指数曲线和场景流动指数曲线可以综合体现研究区域的社会活动变化情况,观察曲线发现,3个城市群内部的流动性变化具有较高的相似度,出现在2020年5月之后的第一次激增期主要是区域内SMI指数的降低,而TWI指数在不断增加。在第二次激增期中,SMI和TWI指数都出现了不同程度的减少,但相比于疫情初期的流动性已经有所恢复。

本文仍存在一定局限性:(1)选取的夜光影像是月度复合影像,时间跨度较大,不能及时反映疫情引起的光亮变化;(2)在流动性分析中没有考虑药物防疫(如疫苗)因素,可能对实验结果的拟合度产生影响;(3)分析过程中结合的社交疏远政策信息来源于各州的新闻通报,但由于各个城市群是由多个县级行政单位组成,所以主要参考州级层面的政策发布,在一定程度上不能完全体现该城市群的政策动态变化,从而对结论产生影响。未来研究将根据以上不足进行改进,尝试从更全面的范围分析疫情反弹对城市社会经济活动的影响差异,为制定对应的经济发展政策和社交疏远政策提供科学依据。

参 考 文 献

[1] GAO S, RAO J M, KANG Y H, et al. Mapping County-Level Mobility Pattern Changes in the United States in Response to COVID-19[J]. *SIGSPATIAL Special*, 2020, 12(1): 16-26.

[2] KRAEMER M U G, YANG C H, GUTIERREZ B, et al. The Effect of Human Mobility and Control Measures on the COVID-19 Epidemic in China[J]. *medRxiv*, 2020: 2020.03.02.20026708.

[3] MAIER B F, BROCKMANN D. Effective Containment Explains Subexponential Growth in Recent Confirmed COVID-19 Cases in China[J]. *Science*, 2020, 368(6492): 742-746.

[4] HUANG X, LI Z L, JIANG Y Q, et al. Twitter Reveals Human Mobility Dynamics During the COVID-19 Pandemic[J]. *PLoS One*, 2020, 15(11): e0241957.

[5] 钟雷洋, 周颖, 高松, 等. 突发公共卫生事件下的人口流动模式变化识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(7): 1237-1249.
ZHONG Leiyang, ZHOU Ying, GAO Song, et al. Identifying Human Mobility Patterns Changes During Public Health Emergencies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(7): 1237-1249.

[6] 李德仁, 邵振峰, 于文博, 等. 基于时空位置大数据的公共疫情防控服务让城市更智慧[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(4): 475-487.
LI Deren, SHAO Zhenfeng, YU Wenbo, et al. Public Epidemic Prevention and Control Services Based on Big Data of Spatiotemporal Location Make Cities more Smart[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(4): 475-487.

[7] YILMAZKUDAY H. COVID-19 Spread and Inter-County Travel: Daily Evidence from the U.S[J]. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 2020, 8: 100244.

[8] ZHU D S, MISHRA S R, HAN X K, et al. Social Distancing in Latin America During the COVID-19 Pandemic: An Analysis Using the Stringency Index and Google Community Mobility Reports[J]. *Journal of Travel Medicine*, 2020, 27(8): taaa125.

[9] 李德仁, 李熙. 论夜光遥感数据挖掘[J]. 测绘学报, 2015, 44(6): 591-601.
LI Deren, LI Xi. An Overview on Data Mining of Nighttime Light Remote Sensing[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(6): 591-601.

[10] LAN T, SHAO G F, TANG L N, et al. Quantifying Spatiotemporal Changes in Human Activities Induced by COVID-19 Pandemic Using Daily Nighttime Light Data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 2740-2753.

[11] GHOSH T, ELVIDGE C D, HSU F C, et al. The Dimming of Lights in India During the COVID-19 Pandemic[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(20): 3289.

[12] ELVIDGE C, GHOSH T, HSU F C, et al. The Dimming of Lights in China During the COVID-19 Pandemic[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(17): 2851.

[13] YIN R Y, HE G J, JIANG W, et al. Night-Time Light Imagery Reveals China's City Activity During the COVID-19 Pandemic Period in Early 2020[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 14: 5111-5122.

[14] BEYER R C M, FRANCO-BEDOYA S, GALDO V. Examining the Economic Impact of COVID-19 in India Through Daily Electricity Consumption and Nighttime Light Intensity[J]. *World Development*, 2021, 140: 105287.

[15] SMALL C, SOUSA D. Spatiotemporal Evolution of COVID-19 Infection and Detection Within Night Light Networks: Comparative Analysis of USA and China[J]. *Applied Network Science*, 2021, 6(1): 10.

[16] STRAKA W, KONDRAGUNTA S, WEI Z G, et al. Examining the Economic and Environmental Impacts of COVID-19 Using Earth Observation Data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(1): 5.

[17] 陈斌, 徐尚昭, 周阳阳, 等. POI与NPP/VIIRS夜光数据空间耦合关系下的城市空间结构分析: 以武汉市主城区为例[J]. 测绘通报, 2020(7): 70-75.
CHEN Bin, XU Shangzhao, ZHOU Yangyang, et al. Analysis of Urban Spatial Structure Based on Spatial Coupling Between POI and Nighttime Data: A Case Study of Main Urban Region in Wuhan[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2020(7): 70-75.

[18] 宋冬梅, 刘春晓, 沈晨, 等. 基于主客观赋权法的多目标多属性决策方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2015, 45(4): 1-9.
SONG Dongmei, LIU Chunxiao, SHEN Chen, et al. Multiple Objective and Attribute Decision Making Based on the Subjective and Objective Weighting[J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2015, 45(4): 1-9.