

基于LGCP的城市管理事件空间点模式分析

董文钱¹,董良^{2,3},向琳^{1*},陶海军¹,赵传虎⁴,曲寒冰^{2,3}

(1. 中国计量大学信息工程学院,杭州 310018; 2. 北京市科学技术研究院,北京 100089;
3. 北京市新技术应用研究所,北京 100094; 4. 河北工业大学人工智能与数据科学学院,天津 300401)

摘要:数字化城管系统累积了大量城管事件历史数据,充分挖掘事件背后的空间分布模式和事件成因机制能够为城管部门的管控工作提供决策支持。论文利用Log Gaussian Cox Processes(LGCP)模型分析了西北某地H市P区的街面秩序类、市容环境类和宣传广告类城管事件之间的空间分布差异和事件成因影响差异。研究发现:①3类城管事件都呈现出明显的空间聚集,其空间聚集尺度最远不超过924 m;②各类事件聚集的特征各不相同,街面秩序类贴近城区主要干道,呈路网状。市容环境类表现出在城区中心块状聚集,周边地区零星分散的特征。宣传广告类靠近交通干线呈长条状,靠近商业中区域呈块状分布;③城区内不同类别的POI对城管事件的影响大小不同。购物服务类、医疗保健类和居民住宅类表现出最显著的影响,说明特定区域内人群的流量和密度是影响城管事件分布的重要因素,人群的流动和聚集会加剧城管事件数量的增加。研究结果能够满足城管部门的城管事件空间分布热点识别以及事件成因分析的需求。

关键词:城管事件;Log Gaussian Cox Processes;空间点模式;积分嵌套拉普拉斯逼近;随机偏微分方程

城市作为人类文明的重要载体,经历了从无到有、从简单到高级再到复杂的发展过程,城市规模的日益扩大、各种要素的不断集中,使得城市病问题给城市的发展带来了挑战^[1]。为解决这个问题,一种基于数字化城市管理系统的现代化城市管理方式应运而生,自2004年北京市东城区率先试点“网格化城市管理”的数字化城管新模式并取得良好的实施效果以来,全国共有超过300个城市已经建成使用或正在建设数字化城市管理系统^[2]。中国在“十三五”规划中还进一步提出了建设新型智慧城市的新目标、新要求,这一背景使得城市管理部门在建设数字城管的基础上,更要逐步向智慧城管转型。

然而值得注意的是,虽然这些数字城管系统的

投入使用有效改善了城市日常管理中的工作流程,提高了城管部门资源配置的效率,但系统运行过程中累积的大规模城管业务数据并没有被充分利用,使得数字城管的应用局限于问题的采集、记录与归档,这不仅造成了数据资源的浪费,而且没有从“智慧城市”的视角,更深入地探析城市管理事件特点和成因机制,势必难以适应未来复杂的城市发展变化。因此,挖掘城管业务数据背后城市管理问题发生的模式和规律,为城市管理提供科学性、预见性的智能决策支持具有重要的现实意义。

目前关于城市空间点对象的研究内容主要集中在城市基础设施规划^[3]、城市商业格局分析^[4-5]、城市区域犯罪行为分析^[6]以及城市人群活动预测^[7-8]等方面。此外,手机数据、轨迹数据、社交媒体数据等

收稿日期:2019-07-09;修订日期:2019-11-04。

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC0809700,2018YFF0301000,2018YFC0704800);国家自然科学基金重大研究计划重点支持项目(91746207);北京市科学技术研究院创新团队项目(IG201801N)。[Foundation: National Key Research and Development Program of China, No. 2018YFC0809700, 2018YFF0301000 and 2018YFC0704800; National Natural Science Foundation of China, No. 91746207; Innovation Team Project of Beijing Academy of Science and Technology, No. IG201801N.]

第一作者简介:董文钱(1995—),男,浙江温州人,硕士生,主要从事时空数据挖掘研究。E-mail: wqdong.chn@live.com

*通信作者简介:向琳(1975—),女,浙江杭州人,副教授,主要从事人工智能应用研究。E-mail: xianglin@cjlu.edu.cn

引用格式:董文钱,董良,向琳,等. 基于LGCP的城市管理事件空间点模式分析[J]. 地理科学进展, 2020, 39(8): 1356-1366. [Dong Wenqian, Dong Liang, Xiang Lin, et al. Spatial pattern of urban management cases based on Log Gaussian Cox Processes. Progress in Geography, 2020, 39(8): 1356-1366.] DOI: 10.18306/dlkxjz.2020.08.010

对象也可以抽象成点对象,进而分析其时空模式和过程,是时空大数据分析中的重要研究方向^[9]。而关于城市中城管事件的研究还相对较少,从已有研究内容来看,研究者多将城管事件抽象为一个点对象,侧重分析事件点本身的空间属性。如余冰等^[10]利用核密度估计、 K 函数/ L 函数以及Knox指数分析了武汉市江汉区的城管事件空间分布及演化趋势,得到问题事件的热点分布和时空聚集的特征尺度;伏家云等^[11]利用DBSCAN算法对城管事件进行聚类,分析问题事件在辖区内的空间聚集分布特征和聚集尺度;靖常峰等^[12]利用近邻分析、空间自相关分析以及 L 函数等方法对城管事件的聚集尺度和热点区域进行了探测。以上研究只对城管事件自身的空间聚集特征进行了挖掘,而忽略了城管事件与周边社会环境的联系,所得结论难免有限,不能完全满足复杂且快速变化的现实需要。

点数据的分析起源于生态学中的样方分析^[13],也称为点模式或点格局分析(point pattern analysis),一个点模式就是一个点过程的实现,可以把点模式理解为从某一区域或集合抽取的一群点,通过点模式分析能提取到关于潜在过程的价值信息^[14]。点过程是描述有限点事件集分布模式的一种随机过程,在点过程所处的有界区域内,点过程的强度函数(intensity function)表示点过程的局部密度^[15-16]。空间点模式分析理论认为,个体在特定位置的出现与该位置的周边环境有关,这种隐含的空间随机过程表现为一组与环境相关的协变量以及由环境协变量不能完全解释的表示空间结构的随机场^[17-18]。它模拟了空间中个体在特定的局部条件下形成的模式,能够为更加详细和局部的分析提供帮助^[19-21]。城管事件是城市空间中的一个有限点集,城管事件的产生可以视为一个随机过程,并利用空间点模式分析方法来进行分析。参考已有的研究可知,城管事件的空间分布往往呈现出空间上聚集的特征,在空间点模式分析理论中,这样的随机过程称为非均匀泊松点过程,其强度函数是一个连续函数,强度函数的值随着空间位置的不同而变化,当强度函数未知时,通常假设强度函数自身也是一个随机过程。其中应用最广泛的是Log Gaussian Cox Processes(LGCP)模型。LGCP假设点数据的模式是一个泊松随机过程,这种模式的强度的对数是一个高斯随机过程^[22-23]。LGCP提供了一种原则性而不是“临时性”的方法,是一种基于概率的预测,并且在

含有协变量的情况下,可以对密度表面的平滑提供一个明显的扩展,避免仅有空间关系时可能存在的极端情况^[23]。基于LGCP模型的相关城市空间研究为本文城管事件的空间点模式分析提供了思路和借鉴:如Dong等^[24]利用伦敦市已有的电动车充电桩和城市兴趣点(point of interest, POI)数据分析和预测了公共空间中隐含的电动车充电需求;Cui等^[25]利用北京市和波尔图市2个不同大小规模城市的出租车移动轨迹数据集验证了LGCP模型对出租车位置空间分布模式良好的表征性。

本文以西北某地H市P区为研究区域,基于该区数字化城市管理子系统中累积的3类主要城市管理事件数据,结合区域内的POI信息,利用LGCP模型研究问题事件的空间分布特征和问题事件的成因机制,并对3类事件的空间格局关系和成因影响进行比较分析,识别出问题事件高发、频发的区域和影响因素,为城管部门的管理工作提供参考。

1 研究方法

1.1 LGCP模型的构建

一般的Cox Processes模型是一个双随机泊松过程,LGCP是一种特殊的Cox Processes模型,其泊松随机测度满足 $\Lambda(x) = \exp(\eta(x))$,其中 $\{\eta(x): x \in \mathbb{R}^2\}$ 是隐含的高斯随机过程,可以根据需要灵活地将任何相关的协变量和空间效应纳入到 $\eta(x)$ 之中。需要指出的是,这种双重随机性质以及泊松过程与高斯过程的非共轭性使得LGCP模型的计算是一种挑战^[26-28]。

本文将研究区域内的城管事件作为响应变量,如前所述,城管事件在空间中的变化由一组环境协变量和空间中的高斯随机场(Gaussian random field, GRF)表示,与之相关的环境变量来自城市POI数据。模型的设定如下:

$$\eta(x) = \beta_0 + \beta D(x) + S(x) \quad (1)$$

$$S(x) = u(x) + v(x) \quad (2)$$

式中: β_0 是截距项; $D(x)$ 是环境协变量的线性组合,协变量通过城管事件到POI的空间距离来计算, β 是相应的系数;空间的高斯随机场 $S(x)$ 中包含了代表空间相关性的 $u(x)$ 项和空间异质性的 $v(x)$ 项。在空间随机场中,空间相关性是指特定位置附近的事件点密度比远处的事件点密度更高,即

近处比远处更相关或依赖性更强,而空间异质性则理解为点过程中导致密度表面局部不连续性的特异效应。

1.2 LGCP 模型的计算

LGCP 模型中的连续空间随机过程一般采用离散的办法来近似。通常使用一个规则的格网对研究区域进行划分,这个格网称为计算网格,网格中每个单元格内点事件的计数近似为一个泊松随机过程,泊松随机过程的强度函数则近似为高斯随机过程,近似的精度取决于计算网格的精细程度,然而近似过程中密集协方差矩阵造成的计算复杂性令精细网格的使用受到限制。本文的研究区域是一个非矩形的不规则多边形,在这种情况下,空间随机过程的构建采用稀疏矩阵方法结合低阶马尔可夫依赖性假设更加有效^[27]。

模型中的连续高斯随机场使用 Lindgren 等^[29]提出的随机偏微分方程(stochastic partial differential equations, SPDE)方法进行定义和计算。该方法的策略是利用高斯马尔可夫随机场的稀疏精度矩阵来离散连续高斯场的密集协方差矩阵,以提高计算效率。在实现上,SPDE 方法通过有限元剖分将连续高斯随机场分解为一组多元高斯随机向量和定义在高斯随机向量上的线性基函数的乘积之和:

$$S(x) = \sum_{i=1}^n s_i \Phi_i(x) \quad (3)$$

式中: $S(x)$ 是连续的高斯随机场, $s = (s_1, \dots, s_n)^T$ 是多元高斯随机向量, $\Phi_i(x)$ 是定义在高斯随机向量上的线性基函数。从而建立随机偏微分方程来求得连续高斯随机场的近似解高斯马尔可夫随机场:

$$\tau(k^2 - \Delta)^{\frac{a}{2}} S(x) = W(x) \quad (4)$$

式中: $W(x)$ 是空间中的高斯白噪声过程, $\Delta = \sum_{i=1}^d \partial^2 / \partial x_i^2$ 是拉普拉斯算子, d 是空间的维度, τ 是精度参数, $k > 0$ 是尺度参数, a 是平滑参数。式(4)的解 $\tau S(x)$ 是具有 Matern 协方差结构的高斯马尔可夫随机场^[30-31]。Matern 协方差函数为:

$$\text{Cov}(S(x_i), S(x_j)) = \frac{\sigma^2}{\Gamma(\lambda) 2^{2\lambda-1}} (k \|x_i - x_j\|)^{2\lambda} K_{2\lambda}(k \|x_i - x_j\|) \quad (5)$$

式中: x_i 和 x_j 代表空间中的不同位置, σ^2 是方差参数, K_{λ} 是第二类贝塞尔函数, $\lambda > 0$ 是函数的平滑参数。Matern 协方差函数给出了表征随机场特性的超参数 σ^2 和 ρ , σ^2 表示随机场的全局变异性,空间相关性变程 $\rho = \sqrt{8\lambda}/k$, 表示随机场内点簇之间

的空间相关性随着距离的增大而衰减到几乎不相关(0.1)的距离^[32-33]。

LGCP 模型是泊松随机过程和高斯随机过程的分层组合,自然地适合贝叶斯框架^[34]。本文的 LGCP 模型通过积分嵌套拉普拉斯逼近(Integrated Nested Laplace Approximations, INLA)进行计算。不同于抽样模拟的马尔科夫链蒙特卡洛(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)方法,INLA 是一种基于 Laplace 近似的确定性贝叶斯计算方法,能在跟更短的时间内得到准确的结果。在空间分析上,INLA 中集成了 SPDE 方法,两者可以达到良好的互补^[35-36]。INLA 可以在 R 环境中方便地获取,实验中所有的数据预处理和检查、可视化以及模型的构建与计算过程都在 R(3.5.2 版本)环境中执行,模型的构建和计算依赖于 R-INLA 包(www.r-inla.org)。

2 数据与方法

2.1 研究区域和数据

研究区域位于西北某地 H 市 P 区,数据源是该区的数字化城市管理子系统,系统在日常运行中产生了大量的业务数据。本文从城市管理事件大类中提取了 3 类数量占比较大的典型城管事件作为研究数据,分别是街面秩序类、市容环境类以及宣传广告类,每条数据都记录有事件的种类、空间坐标以及其他相关业务信息。考虑到研究目的和计算资源的局限,仅提取了连续 4 个月的城管事件数据,3 类城管事件的内容都是有关城市居民生活的问题事件,其简要信息如表 1 所示。

在数据预处理的过程中,根据 3 类城管事件带有的空间坐标得到城管事件的真实分布范围,进而确定具体的研究区域是主城区内的 7 个街道办事处,总面积约 38.46 km²,接近该区的城镇化实际建成面积。图 1 展示了各个街道辖区上的事件计数结果,如图所示,不仅 3 类城管事件之间存在着差异,

表 1 3 类城管事件的简要信息

Tab.1 Summary of the urban management cases

事件类别	事件内容	事件数量/件
街面秩序	乱堆物堆料、占道经营、流动摊贩、机动车乱停放等	27016
市容环境	暴露垃圾、道路不洁、绿化不洁、积存垃圾渣土等	12429
宣传广告	散发小广告、违章悬挂物品、占道广告牌等	20434

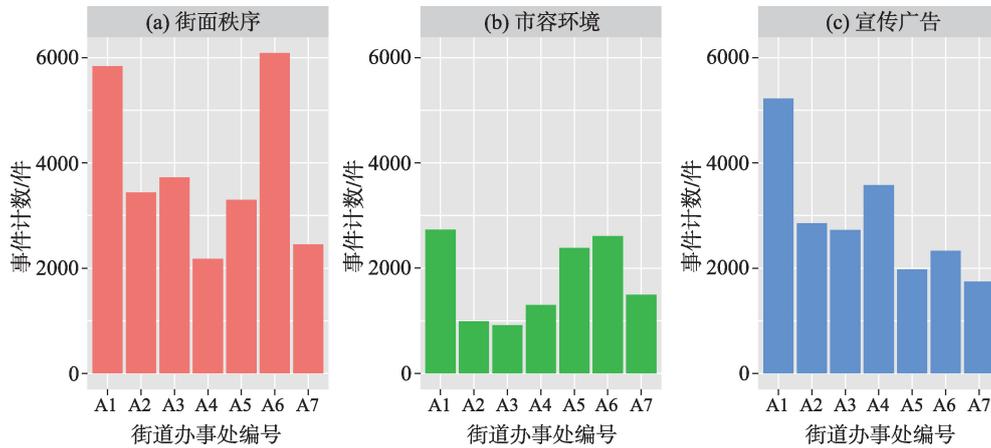


图1 3类事件在各个街道上的计数

Fig.1 Counts of urban management cases on the streets

而且各类事件自身在不同的街道上也同样存在差异。这意味着3类城管事件在空间分布上存在着某种变化,这种变化或许与各个街道辖区自身隐含的不同的城市功能有关。在本文的研究中,这种差异则尝试通过不同类别的POI数据来反映,这部分内容在2.2节中介绍。

城管事件数据经过清洗、剔除等预处理后,将经纬度坐标转换为UTM投影坐标,在此基础上,构建用于计算高斯马尔科夫随机场的SPDE网格(SPDE Mesh)(图2)。需要特别说明的是,在研究区域东北面,空间参考线E5~E8至N3~N8的范围属于一个大型制造业工业园区,不在城管网格巡逻员日常巡查监督的责任区之内,故该区域内没有相关的事件记录,尽管如此,模型使用的SPDE三角测量网格不会剔除这部分区域。此外,研究区域的南面是群山,北面是绕城而过的黄河,数据预处理的过程中没有发现外围存在明显的城管事件点分布,可以认为边界效应不会产生额外影响。

2.2 模型的POI协变量

根据地理学第一定律,事物在空间上的分布存在着相关关系,而距离相近的事物之间的关联更加紧密。城管事件反映的是城市居民的日常活动状况,是人类在社会环境中的真实实践活动,这种活动的产生和特定空间分布的形成可能是多种因素共同作用的结果。如前所述,研究区域内各个街道辖区中统计得到的城管事件计数都不尽相同,这说明事件和周围的社会、环境等因素存在着某种关联,分析其中隐含的相关关系有助于更加全面地了解城管事件的成因机制。

POI数据是一种代表真实地理实体的点状数据,具备丰富的语义特征和时空动态关联特性,具有数据量大、更新快、现势性强等特点,主要由Google、百度等互联网地图服务商提供,是当下城市空间研究领域的绝佳选择^[3,5]。本文从高德地图提取了研究区域内的POI数据作为城管事件空间分布变化的潜在影响变量。由于高德地图对POI

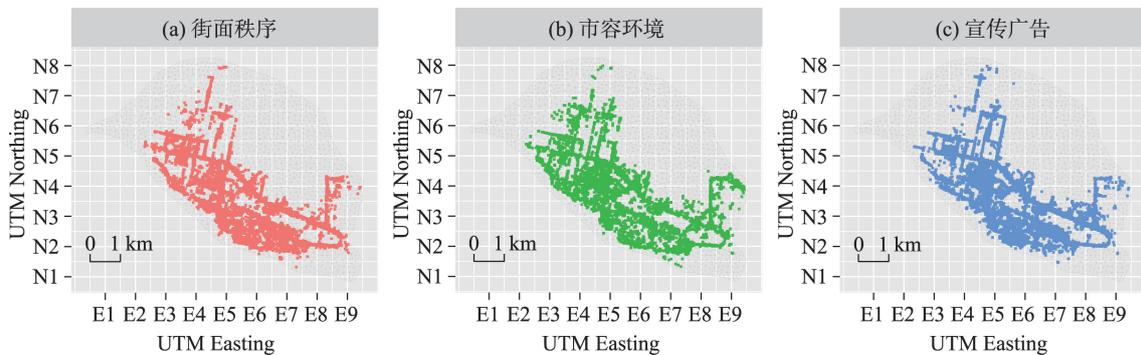


图2 用于模型计算的SPDE网格

Fig.2 SPDE mesh used for the model calculation with the urban management cases

数据的分类共有 14 个大类场所,不同类别的 POI 代表了不同的城市功能,各个类别中包含的内容较为复杂。数据预处理过程中结合研究区域的特点和城管事件的社会属性,进一步筛选出和城市居民生活紧密相关的 8 类 POI 数据。获取的点数据经过数据清洗和整理后,统一转换为 UTM 投影坐标,在此基础上,分别计算出 3 类城管事件到各类 POI 的最短欧氏距离作为协变量纳入模型的分析之中。POI 数据的简要信息如表 2 所示。

协变量值的结果如图 3 所示,3 类城管事件的协变量值呈现出非常相近的模式,大部分城管事件到附近 POI 的最短距离都在 250 m 以下,但是也存在部分离群点,其中距离最远的约在 1500 m 左右,这些离群的值可能是由分布于空间参考线 E9 和

N7~N8 等远离研究区域中心的城管事件点产生。

3 结果分析

3.1 城管事件空间分布结果与分析

3 类城管事件的空间分布模式通过 LGCP 模型的高斯马尔科夫随机场后验均值结果进行表征,结果如图 4a~4c 所示。从图可见,3 类城管事件的空间分布模式存在差异,其中街面秩序类事件和道路的关联最为紧密,在空间参考线 E3~E9 至 N2~N6 内的城区主要干道都是街面秩序类事件的高发区域,这和该类事件所包含的路边乱堆物堆料、流动摊贩占道经营、机动车乱停放等内容相符。市容环境类事件呈现出“中心聚集—外围分散”的特征,即城区中心区域暴露垃圾、道路绿化不洁、积存垃圾渣土等现象较为严重,而中心外围周边地区的市容环境类事件的聚集则呈现出零星分散的特征。这是由于在城市早期发展过程中,城市规划围绕着横贯城区而过的国道和铁路向两边铺展开来,该聚集区域处于国道和铁路之间,存在大量新旧住宅小区和生活配套设施,是城市居住人口密集的区域,城市居民日常生活中累积的生活垃圾等影响市容环境的问题较为集中。随着近年来 P 区城市化进程的加快,外围周边地区老旧建筑物拆除、新建建筑物增多,居住功能逐渐得到改善,城市人口开始向周边地区分流,所以城管系统中也相应地记录到了零星分散的市容环境类事件聚集。

表 2 POI 数据的简要信息
Tab.2 Summary of the POI data

POI 类别	POI 内容	POI 数量
餐饮服务类	中餐厅、快餐厅、外国餐厅、休闲餐饮场所等	2096
交通设施类	公交车站、物流站等	138
居民住宅类	住宅区	292
购物服务类	便利店、超市、烟酒专卖店、购物相关场所等	1073
生活服务类	美容美发店、洗浴推拿场所、生活服务场所等	1103
住宿服务类	酒店、旅馆、招待所等	113
医疗保健类	医院、社区诊所、卫生院、药店、药房等	385
公司企业类	公司、企业、工厂等	773

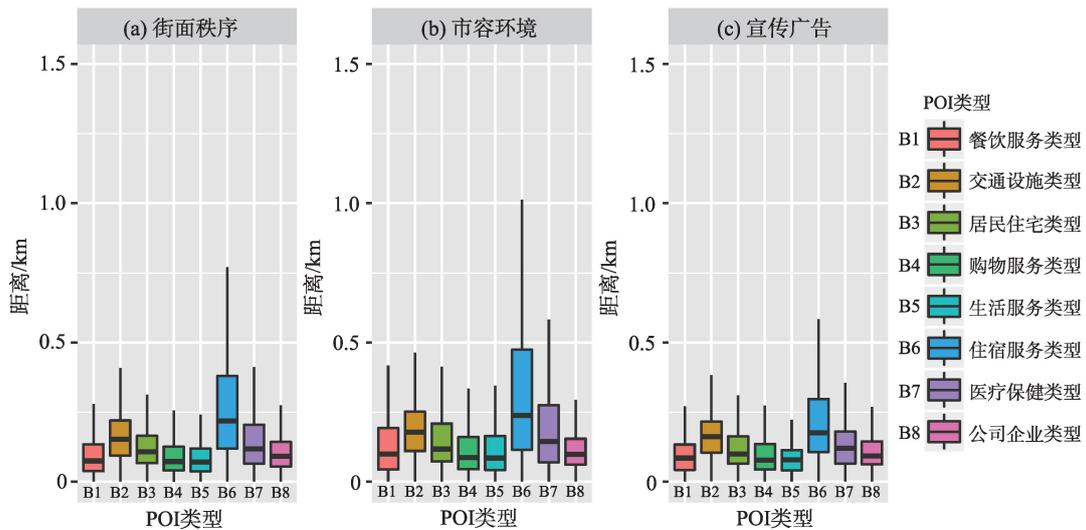
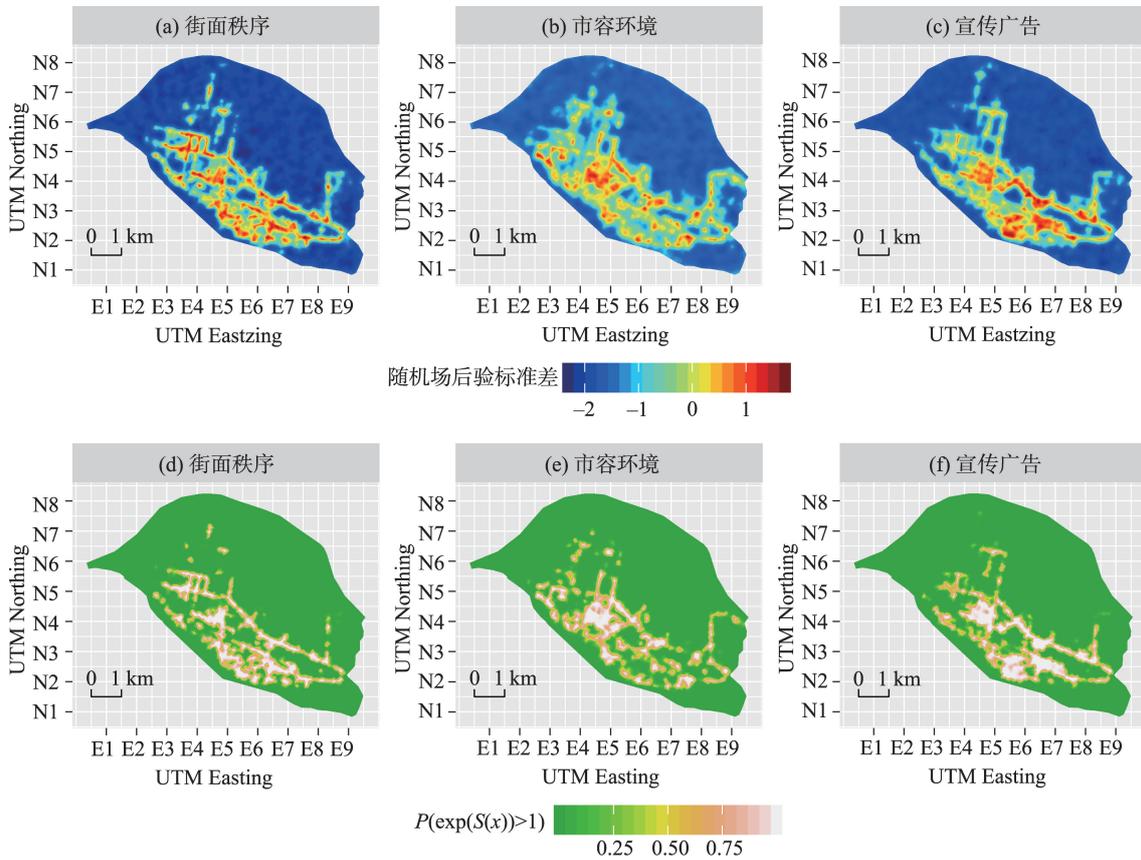


图 3 LGCP 模型的协变量
Fig.3 Covariates of the LGCP model



注：图 a~c 中斑块的颜色表示对应区域中城管事件的疏密，红色表示该斑块所覆盖的区域是城管事件的高发区域，而蓝色则表示该区域可能没有记录到城管事件，蓝色和红色之间的过渡色表示城管事件的聚集密度不断提高；图 d~f 中白色表示后验概率接近于 1，白色斑块代表的是城管事件聚集最为显著的区域，绿色至土黄色的过渡色表示后验概率不断提高，对应的其斑块内城管事件的聚集密度也不断接近平均值。

图 4 空间随机场的后验均值(a~c)和 $P(\exp(S(x)) > 1)$ 的后验概率分布(d~f)

Fig.4 Posterior mean of the spatial random field (a-c) and posterior probability $P(\exp(S(x)) > 1)$ (d-f)

宣传广告类事件的空间分布模式表明 P 区的城市商业功能逐渐向东南方向转移，在毗邻国道和铁路交通线的 2 个方向上形成了较为集中的商业区域。该区域内包含了城区主要的城市广场、电商园区、美食城、商业城、家居建材市场等新兴商业建筑，四周交通便利，城市商业活动密集，随之产生了违章悬挂广告招牌、占道放置广告牌、散发小广告等次生问题，且覆盖的空间面积较广，粒度较细，从交通干道到背街小巷都记录到了大量的宣传广告类事件，连结成了 3 个较为集中的条块状热点区域。同时，对比街面秩序类事件的空间分布可以发现，区域中两类事件的高发范围具有一定的重叠性，说明该区域可能还承担了城市居民的日常购物消费、生活休闲等需求，区域内人群的活动密集程度较高。

3 类城管事件空间分布模式更详细的信息可以

通过计算空间随机场后验概率密度的累计分布函数得到。图 4d~4f 展示了各类城管事件聚集密度大于平均值的后验概率分布情况。从图可知，街面秩序类事件高发频发区域的分布较为零星和分散，且更贴合道路网，但在空间参考线 E5~E7 至 N2~N3 的范围内，街面秩序类的白色斑块覆盖面积相对更大，热点更加明显，如前所述，可能是该区域的商业功能吸引了人群的休闲消费需求，从而产生了城市管理中的机动车乱停放等街面秩序问题。而市容环境类事件和宣传广告类事件的热点则相对集中，这种片状聚集的特征表明在城区的公共区域中，这两类城市管理问题大致集中在若干个固定的区域或范围内，这一结果可以帮助更好地识别城管事件空间分布中的热点区域，为城管部门有针对性地制定管理策略和实施管理工作提供客观的依据。

模型的空间随机场是在贝叶斯框架下计算的，

因此提供了关于空间随机场的不确定性分析,其结果如图5所示。与图4对比可以发现,热点区域内城管事件的局部空间变异性更小,并且这种变异性还随着空间距离的向外延伸而不断提高。模型中表示空间随机场全局空间变异性和相关性的超参数的总结如表3所示。从表3可见,街面秩序类事件的全局空间变异性最强,其空间相关性的变程平均约为690 m,95%置信区间处在630~757 m之间,说明街面秩序类事件聚集的疏密程度在该距离尺度内呈现出相近的空间特征,而在757 m之外则没有明显的空间相关性。总体上,3类事件具有不同的空间相关性变程与空间变异性,反映出3类事件具有不同的空间分布特征。

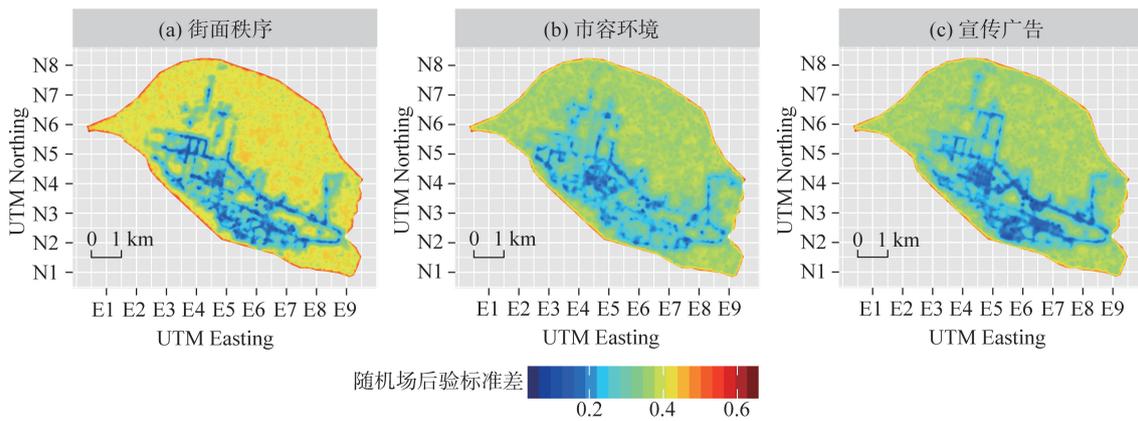
3.2 POI协变量结果与分析

模型中包含了1个截距项和8个POI项协变量作为城管事件空间分布变化的潜在影响因素,其系数 β 的后验估计均值、标准差和置信区间如表4所示。其中截距项表示城管事件在研究区域内的全局平均水平,其余各项表示POI对城管事件影响的

强度,对应的后验均值越大则该类POI对城管事件的影响越大,当距离该类POI越近时,城管事件的空间分布更加密集,后验估计值中的标准差和分位数则进一步表示这种影响的波动性和不确定性。

从表4可见,在POI项对3类城管事件的影响中,购物服务类POI都呈现了最显著的影响,其原因可能是便利店、连锁超市等购物服务类POI具有服务范围广、经营项目综合、物流信息繁荣等特点,能满足城市居民日常的购物消费需求,因此吸引了较大的人群流量从而次生了如占道经营、暴露或积存垃圾、违规悬挂广告招牌等3类城市管理问题。相似的情况还有医疗保健类POI项,药房、药店、社区卫生服务中心、专科医院、综合医院等医疗相关场所承担了城市居民多层次的健康消费需求,其周边人流密度大、流动性强,尤其医院门口更是住宿租房广告、流动摊贩占道经营、机动车辆阻塞道路等问题高发、频发的区域,其后验估计值结果表现了该类POI对城管事件具有显著影响。

此外,居民住宅区对街面秩序类事件和市容环



注:图中红色表示空间随机场的不确定性即局部变异性相对更大,蓝色则相反。

图5 空间随机场的后验标准差

Fig.5 Posterior standard deviation (SD) of the spatial random field

表3 LGCP模型的随机场超参数后验估计值

Tab.3 Summaries of the posterior random field hyper-parameters in the LGCP model

	参数	均值	标准差	2.5%分位数	97.5%分位数
街面秩序类	$\sigma_{S(x)}^2$	1.5161	0.1219	1.2946	1.7731
	ρ	0.6897	0.0324	0.6297	0.7567
市容环境类	$\sigma_{S(x)}^2$	0.9505	0.0816	0.8024	1.1227
	ρ	0.7210	0.0372	0.6522	0.7983
宣传广告类	$\sigma_{S(x)}^2$	1.2771	0.1230	1.0574	1.5396
	ρ	0.8279	0.0460	0.7437	0.9242

注:参数 ρ 的后验估计值表示空间相关性随着距离的延伸不断下降到0.1的变程距离值。

表4 LGCP模型的协变量参数后验估计值

Tab.4 Summaries of the posterior covariates parameters in the LGCP model

城管事件类型	协变量	均值	标准差	2.5%分位数	97.5%分位数
街面秩序类事件	截距	0.9891	0.0122	0.9656	1.0130
	$D(x_1)$	0.3906*	0.0726	0.3387	0.4503
	$D(x_2)$	0.8288*	0.0526	0.7474	0.9189
	$D(x_3)$	1.7451*	0.0454	1.5963	1.9075
	$D(x_4)$	4.9590*	0.0848	4.1980	5.8574
	$D(x_5)$	1.0134	0.0828	0.8613	1.1921
	$D(x_6)$	1.2264*	0.0272	1.1626	1.2936
	$D(x_7)$	1.1971*	0.0444	1.0972	1.3060
市容环境类事件	$D(x_8)$	0.5372*	0.0815	0.4577	0.6304
	截距	0.6619*	0.0161	0.6414	0.6832
	$D(x_1)$	0.3364*	0.0749	0.2904	0.3895
	$D(x_2)$	0.9001	0.0593	0.8028	1.0092
	$D(x_3)$	1.4776*	0.0493	1.3411	1.6276
	$D(x_4)$	5.9174*	0.0880	4.9789	7.0315
	$D(x_5)$	1.6981*	0.0869	1.4318	2.0138
	$D(x_6)$	0.6726*	0.0293	0.6350	0.7124
宣传广告类事件	$D(x_7)$	3.6503*	0.0465	3.3318	3.9992
	$D(x_8)$	0.2838*	0.0923	0.2368	0.3402
	截距	0.8779*	0.0135	0.8550	0.9015
	$D(x_1)$	0.3322*	0.0763	0.2860	0.3858
	$D(x_2)$	0.7966*	0.0557	0.7141	0.8884
	$D(x_3)$	0.8907*	0.0475	0.8113	0.9777
	$D(x_4)$	9.9115*	0.0894	8.3170	11.8106
	$D(x_5)$	1.2930*	0.0879	1.0882	1.5363
$D(x_6)$	0.8584*	0.0321	0.8059	0.9141	
$D(x_7)$	2.8320*	0.0486	2.5744	3.1152	
$D(x_8)$	0.4776*	0.0897	0.4004	0.5696	

注: $D(x_1)$ 、 $D(x_2)$ …… $D(x_8)$ 分别表示餐饮服务类、交通设施类、居民住宅类、购物服务类、生活服务类、住宿服务类、医疗保健类、公司企业类POI和城管事件之间的最短欧氏距离,*表示 $P < 0.05$ 。

境类事件的影响也非常显著,说明这2类城管事件与城市居民的日常活动具有紧密的关系,更容易在居民住宅区附近聚集。而餐饮服务类POI贡献了最微弱的影响,这可能是由于餐饮服务行业的饮食安全工作是城市食品卫生等部门的重点关注内容,在食品卫生等部门的监督管理中已经形成了较为良好的活动秩序。

表4中大部分POI项协变量的后验估计值都具有统计显著性,其结果表明,在购物服务类、医疗保健类等具有人群高流动性和聚集性、社会经济活动频繁的场所以附近,城管事件的分布更加密集,这2类场所及其周边是城市管理工作中应该重点关注和巡查监管的区域。

4 结论与讨论

本文针对西北某地数字化城管系统中累积的街面秩序类、市容环境类、宣传广告类城市管理事件数据,使用LGCP模型对3类城管事件的空间分布特征进行了研究,并利用LGCP模型的可扩展性,将研究区域中的POI信息作为协变量,对城管事件高发频发的成因进行了分析。

研究发现,3类城管事件的空间分布存在着差异。其中街面秩序类事件热点斑块贴近研究区域内的主要干道,呈路网状分布,市容环境类事件则呈现出“中心块状聚集—周边零星分散”的特点,即在城区中心新旧住宅区集中的地方分布最为密集,

而在周边地区多是零星的热点, 宣传广告类事件主要集中在横贯城区而过的交通干线两侧以及城区东南方向新兴的商业中心附近, 呈现长条状和块状。

这种差异还表现在城管事件的空间变异性和相关性结果中, 热点区域中各类事件的局部变异性较小, 随着空间距离的延伸, 空间变异性增大, 相关性减小, 3类事件的空间相关性变程都没有超过924 m, 说明大部分事件在该距离尺度内呈现出空间上的聚集。关于3类城管事件空间分布中更加详细的热点识别可以通过LGCP模型后验概率密度计算累积分布函数来获得。此外, POI项协变量后验估计结果表明, 不同类型的POI对城管事件的影响大小也不同, 城管事件与周边的社会环境因素息息相关, 人群流动性强、人流密度大的场所是城管事件高发、频发的区域。

城市是一个复杂、动态的巨型系统, 很多问题需要多学科交叉共同解决。本文限于数据的可获取性, 仅使用了研究区域中的POI信息作为城管事件潜在的影响因素进行分析, 所得结论难免不全。未来的研究可以从以下2个方面展开: 第一, 模型中纳入更多的城市背景数据, 如精细的街道人口数据、交通流量等信息, 探讨城管事件和人口、交通等因素的关系; 第二, 进一步拓展LGCP模型, 例如纳入时间项将模型扩展到时空维度进行更全面的分析。

参考文献(References)

- [1] Knox P L, McCarthy L M. 城市化: 城市地理学导论 [M]. 3版. 姜付仁, 万金红, 董磊华, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2016. [Knox P L, McCarthy L M. Urbanization: An introduction to urban geography. 3rd Edition. Translated by Jiang Furen, Wan Jinhong, Dong Leihua, et al. Beijing, China: Publishing House of Electronics Industry, 2016.]
- [2] 李颖玥, 刘朝晖. 中国数字化城市管理发展综述 [J]. 智能建筑与智慧城市, 2017(2): 28-32. [Li Yingyue, Liu Zhaohui. Review on the development of digital city management in China. Intelligent Building & Smart City, 2017 (2): 28-32.]
- [3] 徐智邦, 周亮, 蓝婷, 等. 基于POI数据的巨型城市消防站空间优化: 以北京市五环内区域为例 [J]. 地理科学进展, 2018, 37(4): 535-546. [Xu Zhibang, Zhou Liang, Lan Ting, et al. Spatial optimization of mega-city fire station distribution based on point of interest data: A case study within the 5th Ring Road in Beijing. Progress in Geography, 2018, 37(4): 535-546.]
- [4] 曾璇, 崔海山, 刘毅华. 基于网络空间点模式的餐饮店空间格局分析 [J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(6): 837-843. [Zeng Xuan, Cui Haishan, Liu Yihua. Analysis on spatial distribution characteristics of restaurant based on network spatial point model. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(6): 837-843.]
- [5] 李钢, 陈未雨, 杨兰, 等. 武汉市快递自提点的空间格局与集聚模式研究 [J]. 地理科学进展, 2019, 38(3): 407-416. [Li Gang, Chen Weiyu, Yang Lan, et al. Spatial pattern and agglomeration mode of parcel collection and delivery points in Wuhan City. Progress in Geography, 2019, 38(3): 407-416.]
- [6] 柳林, 姜超, 周素红, 等. 城市入室盗窃犯罪的多尺度时空格局分析: 基于中国H市DP半岛的案例研究 [J]. 地理研究, 2017, 36(12): 2451-2464. [Liu Lin, Jiang Chao, Zhou Suhong, et al. Spatial-temporal patterns of burglary at multiple scales: The case of DP Peninsula in H City, China. Geographical Research, 2017, 36(12): 2451-2464.]
- [7] 强思维, 陈夏明, 姜开达, 等. 基于移动网络流量日志的城市时空行为分析 [J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(4): 932-940. [Qiang Siwei, Chen Xiaming, Jiang Kaida, et al. Urban spatio-temporal behavior analysis based on mobile network traffic logs. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(4): 932-940.]
- [8] 袁坚, 王鹏, 王钺, 等. 基于时空特征的城市轨道交通客流量预测方法 [J]. 北京交通大学学报, 2017, 41(6): 42-48. [Yuan Jian, Wang Peng, Wang Yue, et al. A passenger volume prediction method based on temporal and spatial characteristics for urban rail transit. Journal of Beijing Jiaotong University, 2017, 41(6): 42-48.]
- [9] 赵永. 空间数据统计分析的思想起源与应用演化 [J]. 地理研究, 2018, 37(10): 2058-2074. [Zhao Yong. The origin and application history of statistical analysis of spatial data. Geographical Research, 2018, 37(10): 2058-2074.]
- [10] 余冰, 朱欣焰, 芮维, 等. 基于空间点模式分析的城市管理事件空间分布及演化: 以武汉市江汉区为例 [J]. 地理科学进展, 2013, 32(6): 924-931. [She Bing, Zhu Xinyan, Guo Wei, et al. Spatial distribution and evolution of city management events based on the spatial point pattern analysis: A case study of Jianghan District, Wuhan City. Progress in Geography, 2013, 32(6): 924-931.]
- [11] 伏家云, 靖常峰, 杜明义, 等. 参数优化DBSCAN算法的城管案件聚类分析 [J]. 测绘科学, 2018, 43(8): 135-140. [Fu Jiayun, Jing Changfeng, Du Mingyi, et al. Urban management case spatial clustering analysis based on a parameter optimized DBSCAN algorithm. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(8): 135-140.]
- [12] 靖常峰, 付艳丽, 戴培培, 等. 近邻指数的城管案件全局

- 分布模式分析 [J]. 测绘科学, 2017, 42(6): 76-81. [Jing Changfeng, Fu Yanli, Dai Peipei, et al. Spatial pattern analysis on global distribution of urban management case based on nearest index. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(6): 76-81.]
- [13] 聂可, 王振声, 杜清运, 等. 网络约束点格局分析研究综述 [J]. 地理科学进展, 2017, 36(10): 1196-1207. [Nie Ke, Wang Zhensheng, Du Qingyun, et al. A review of network-constrained point pattern analysis. *Progress in Geography*, 2017, 36(10): 1196-1207.]
- [14] 马志波, 肖文发, 黄清麟, 等. 生态学中的点格局研究概况及其在国内的应用 [J]. 生态学报, 2017, 37(19): 6624-6632. [Ma Zhibo, Xiao Wenfa, Huang Qinglin, et al. A review of point pattern analysis in ecology and its application in China. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(19): 6624-6632.]
- [15] Illian J, Penttinen A, Stoyan H, et al. *Statistical analysis and modelling of spatial point patterns* [M]. London, UK: John Wiley and Sons, 2008: 110-123.
- [16] 裴韬, 李婷, 周成虎. 时空点过程: 一种新的地学数据模型、分析方法和观察视角 [J]. 地球信息科学学报, 2013, 15(6): 793-800. [Pei Tao, Li Ting, Zhou Chenghu. Spatiotemporal point process: A new data model, analysis methodology and viewpoint for geoscientific problem. *Journal of Geo-information Science*, 2013, 15(6): 793-800.]
- [17] Illian J B, Martino S, Sørbye S H, et al. Fitting complex ecological point process models with integrated nested Laplace approximation [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2013, 4(4): 305-315.
- [18] Waagepetersen R, Guan Y, Jalilian A, et al. Analysis of multispecies point patterns by using multivariate Log-Gaussian Cox Processes [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 2016, 65(1): 77-96.
- [19] Law R, Illian J, Burslem D F, et al. Ecological information from spatial patterns of plants: Insights from point process theory [J]. *Journal of Ecology*, 2009, 97(4): 616-628.
- [20] Wiegand T, Moloney K A. *Handbook of spatial point-pattern analysis in ecology* [M]. Boca Raton, USA: CRC Press, 2013: 26-39.
- [21] Velázquez E, Martínez I, Getzin S, et al. An evaluation of the state of spatial point pattern analysis in ecology [J]. *Ecography*, 2016, 39(11): 1042-1055.
- [22] Møller J, Syversveen A R, Waagepetersen R P. Log Gaussian Cox Processes [J]. *Scandinavian Journal of Statistics*, 1998, 25(3): 451-482.
- [23] Diggle P J. *Statistical analysis of spatial and spatio-temporal point patterns*, third edition [M]. Boca Raton, USA: CRC Press, 2013: 167-172.
- [24] Dong G, Ma J, Wei R, et al. Electric vehicle charging point placement optimisation by exploiting spatial statistics and maximal coverage location models [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2019, 67: 77-88.
- [25] Cui Q, Wang N, Haenggi M. Spatial point process modeling of vehicles in large and small cities [R]. GLOBECOM 2017-2017 IEEE Global Communications Conference. Singapore, Singapore: IEEE, 2017: 1-7.
- [26] Møller J, Waagepetersen R P. Modern statistics for spatial point processes [J]. *Scandinavian Journal of Statistics*, 2007, 34(4): 643-684.
- [27] Diggle P J, Moraga P, Rowlingson B, et al. Spatial and spatio-temporal Log-Gaussian Cox Processes: Extending the geostatistical paradigm [J]. *Statistical Science*, 2013, 28(4): 542-563.
- [28] Taylor B, Davies T, Rowlingson B, et al. Bayesian inference and data augmentation schemes for spatial, spatio-temporal and multivariate Log-Gaussian Cox Processes in R [J]. *Journal of Statistical Software*, 2015, 63(7): 1-48.
- [29] Lindgren F, Rue H, Lindström J. An explicit link between Gaussian fields and Gaussian Markov random fields: The stochastic partial differential equation approach [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 2011, 73(4): 423-498.
- [30] Illian J B, Sørbye S H, Rue H. A toolbox for fitting complex spatial point process models using integrated nested Laplace approximation (INLA) [J]. *The Annals of Applied Statistics*, 2012, 6(4): 1499-1530.
- [31] Simpson D, Illian J B, Lindgren F, et al. Going off grid: Computationally efficient inference for Log-Gaussian Cox Processes [J]. *Biometrika*, 2016, 103(1): 49-70.
- [32] Cameletti M, Lindgren F, Simpson D, et al. Spatio-temporal modeling of particulate matter concentration through the SPDE approach [J]. *Advances in Statistical Analysis*, 2013, 97(2): 109-131.
- [33] Blangiardo M, Cameletti M. *Spatial and spatio-temporal Bayesian models with R-INLA* [M]. London, UK: John Wiley and Sons, 2015: 193-198.
- [34] Teng M, Nathoo F, Johnson T D. Bayesian computation for Log-Gaussian Cox Processes: A comparative analysis of methods [J]. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2017, 87(11): 2227-2252.
- [35] Rue H, Martino S, Chopin N. Approximate Bayesian in-

ference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 2009, 71(2): 319-392.

[36] Zhang S, Liu X, Tang J, et al. Spatio-temporal modeling of destination choice behavior through the Bayesian hierarchical approach [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 512: 537-551.

Spatial pattern of urban management cases based on Log Gaussian Cox Processes

DONG Wenqian¹, DONG Liang^{2,3}, XIANG Lin^{1*}, TAO Haijun¹,
ZHAO Chuanhu⁴, QU Hanbing^{2,3}

(1. College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. Beijing Academy of Science and Technology, Beijing 100089, China;

3. Beijing Institute of New Technology Applications, Beijing 100094, China;

4. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: Digital urban management systems have accumulated a large amount of historical data of urban management cases, but there is a general lack of research on the overall spatial pattern and cause of urban management cases. Therefore, it is necessary to fully explore the spatial distribution pattern and cause mechanism behind the incidents of urban management, which could provide decision support for the urban management departments to prevent and control the cases. Taking street order, urban environment, and publicity advertising urban management cases as an example and considering the points of interest (POI) data, this study used the Log Gaussian Cox Processes (LGCP) model to analyze the differences of spatial distribution and influencing factors between street order cases, urban environment cases, and publicity advertising cases in P district of H city, Northwest China. The study found that: 1) All the three types of urban management cases present obvious spatially aggregated distribution, and no spatial correlation is believed to exist beyond 924 meters. 2) The spatial features of the agglomeration space are different. The street order cases are close to the main trunk roads in the urban area, resembling a road network. The urban environment cases tend to cluster as blocks around the center of the district, while more scattered and dispersed in the peripheral areas of the district. The publicity advertising cases are in elongated distribution near the main traffic lines, but clustered as blocks in the commercial areas of the city. 3) Different types of POI in the study area have different impacts. Shopping services, health care, and residential areas show the most significant attractiveness, indicating that the flow and density of people in specific areas are the most important factors that affect the distribution of urban management cases, and increased flow and concentration of the crowd will sharply increase the number of urban management incidents. The results of this study include spatial hotspot identification and cause analysis, which can meet the urban management departments' needs.

Keywords: urban management cases; Log Gaussian Cox Processes; spatial point pattern; integrated nested Laplace approximation (INLA); stochastic partial differential equations (SPDE)