

刘大千, 宋伟, 修春亮. 贝叶斯方法在犯罪时空格局研究上的应用——以长春市为例 [J]. 地理科学, 2022, 42(5): 820-830. [Liu Daqian, Song Wei, Xiu Chunliang. Bayesian modeling for analyzing spatial and temporal pattern of crimes: A case study in Changchun, China. Scientia Geographica Sinica, 2022, 42(5): 820-830.] doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2022.05.008

# 贝叶斯方法在犯罪时空格局研究上的应用 ——以长春市为例

刘大千<sup>1</sup>, 宋伟<sup>2</sup>, 修春亮<sup>3</sup>

(1. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 吉林 长春 130102; 2. 美国路易斯维尔大学地理和环境科学系, 美国 肯塔基州 路易斯维尔 40292; 3. 东北大学江河建筑学院, 辽宁 沈阳 110169)

**摘要:** 对比分析了 2008 年和 2018 年长春市犯罪空间格局的变化特征, 进而构建了贝叶斯时空分析模型, 整合了犯罪时空格局演化中的固定效应、空间随机效应和时间随机效应, 基于 R 环境中的 INLA 程序包对模型的各个参数进行了拟合, 结合 GIS 制图, 识别出异于总体趋势的犯罪相对风险高值区, 并进一步解析了犯罪格局形成和演化的过程和规律。研究发现, 犯罪总量在 10 a 间显著下降, 犯罪数量较高的警区数量明显减少。长春市周边地区犯罪率有所提高, 而城市中心区域的多数警区则明显下降。贝叶斯时空模型表明, 虽然城市犯罪相对风险的平均水平较低, 但其总体上却呈现出显著的增加趋势。空间效应的高值区主要集中在城市中心核心区域, 特别是传统的商业网点或经济活动较为集中的警区。时间效应的高值区主要集中在城市外围地区, 尤其是国家级开发区所在的警区。综合空间效应和时间效应, 城市中心区域存在既是空间效应的高值区也是时间效应高值区的时空共同高风险区。贝叶斯方法在数据整合、区域异质性识别以及灵活性方面具有明显的优势, 对于犯罪时空格局形成和演化规律的理解和把握上均有所助益。

**关键词:** 犯罪; 贝叶斯模型; INLA; 长春市

**中图分类号:** K901      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-0690(2022)05-0820-11

犯罪问题是一个城市伴生的顽疾。在城市发展的各个阶段, 其都是困扰城市管理者和广大居民的难题。学术界对犯罪问题始终保持着高度的关注, 不同学科基于各自的特点对城市犯罪展开了大量的研究。犯罪地理学研究的是从时空 2 个角度, 探析犯罪活动时空分布格局的变化及影响因素, 如犯罪热点区域的辨识与预测<sup>[1-3]</sup>、犯罪时空分布格局特征及演化<sup>[4-6]</sup>、犯罪活动时空分布的影响因素<sup>[7-10]</sup>等诸多方面, 体现了地理学研究的特色。但是, 文献研究发现, 长期以来犯罪地理领域开展的更多是空间角度的研究, 对时间角度的关注是不够充分的<sup>[11, 12]</sup>。直到近 10 a 来, 从时空角度的综合分析在国外犯罪地理研究中才呈现出快速增加的趋势。不同时间尺度下, 不同类型犯罪的发生

数量和空间分布特征表现出复杂多样的变化, 如在小时、日、周、月、季、年等多个不同时间尺度上, 犯罪空间格局往往表现出明显不同的特点<sup>[13-18]</sup>。在国外犯罪地理研究体系中, 年际间犯罪格局的对比和演化分析始终是关注点之一。多数研究都证实了犯罪热点区域及犯罪基本空间格局在很大程度上具有稳定性或相似性<sup>[19-22]</sup>, 但也有研究发现不同类型犯罪的分布格局表现出年际差异和多样的特点<sup>[23, 24]</sup>。其中, 基于空间单元分组并探究不同组别发展轨迹多年演变规律和分异特征的研究是较为经典的<sup>[19, 20, 22, 24]</sup>。但是这种方法没办法考虑到不同空间单元的空间关联问题, 也不能识别出各组内异于整体趋势的地区<sup>[25]</sup>。另一类长时间段犯罪空间格局差异的研究是基于空间点模式的相似

**收稿日期:** 2021-02-13; **修订日期:** 2021-08-01

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(41771161, 41871162, 42171236)资助。[Foundation: National Natural Science Foundation of China (41771161, 41871162, 42171236).]

**作者简介:** 刘大千(1983-), 男, 辽宁本溪人, 博士, 助研, 主要从事犯罪地理、城市问题研究。E-mail: liudaqian@iga.ac.cn

**通讯作者:** 修春亮。E-mail: xiuchunliang@mail.neu.edu.cn

性分析,该方法由 Andresen 等人于 2009 年提出,旨在研究不同类型点状犯罪分布格局的相似性<sup>[26]</sup>,后逐渐应用于不同时间截面犯罪格局的相似性研究<sup>[21, 23]</sup>。但该方法只能应用于点状数据,具有一定的局限性。相比国外,国内现有关于犯罪时空格局的研究几乎都是基于较短时间尺度的分析,对于长时间尺度犯罪活动格局的演变趋势和特征的关注则相对较少。作为城市中发生的一类现象,犯罪的发生、发展及演化除了有其特有的发展规律和趋势外,也可能会受到城市化进程的推进、城市经济社会环境和物质环境变迁、城市人口结构更迭、警务防控水平变化等需较长时间才能得以观察的宏观因素的影响,其分布格局在长时间段内也很可能发生相应的变化。那么城市犯罪空间格局在长时间跨度上发生了怎样的变化?这是本研究首先关注的问题。

为了对犯罪的时空分布格局进行拟合,需要建立一个可以同时整合不同时间截面数据的时空模型。由于犯罪活动已经被广泛证实具有明显的空间集聚性特征<sup>[27-29]</sup>,通常在建立时空模型时需要考虑数据空间依赖性(空间自相关)的影响,否则对模型参数的估计很可能是存在偏差的。同时,从时间维度上看,不同区域的犯罪风险也可能与总体演变趋势之间有明显的差异,如何在模型当中体现这种差异对传统方法是一个挑战。通过建立一个包含随机效应的贝叶斯时空模型,既可以将不同时段的数据整合进同一个模型,又可以实现将空间依赖的影响以及不同区域差异化的演变趋势同时进行拟合,从而获得对犯罪风险的时空分异过程的全面理解和对各参数的更为可信的估计。贝叶斯模型在流行病时空统计研究中已得到广泛应用,近年来在国内外的犯罪地理研究中也受到越来越多的关注<sup>[25, 30-34]</sup>,为犯罪时空格局的研究提供了一个全新的视角。基于贝叶斯的方法对各参数的拟合结果,结合地理学的 GIS 制图,将空间随机效应和时间随机效应分别进行可视化,可以有效的辨识出那些具有更高水平相对风险或与整体趋势迥异的区域,而这些区域往往值得特别关注。本研究以长春市为例,应用贝叶斯时空模型,拟合 2008 年和 2018 年犯罪风险的时空分异过程,识别出具有明显空间效应和差异化演化趋

势的地区,从而实现对犯罪风险时空分异过程的全面理解和对重点地区的有效识别。

## 1 研究区域、数据来源和研究方法

### 1.1 研究区域和数据来源

研究区域包括长春市主城区内(不包含双阳区、九台区、以及外围的德惠市、榆树市、公主岭市和农安县)的各个派出所辖区(警区)的管辖范围。考虑到城市化地区和乡村地区的差异,研究区域中不包含那些虽然归属长春市管辖但距离主城区较远且城市化水平较低的几个乡镇。本研究犯罪数据、警区空间辖区范围数据和人口数据均来源于长春市公安局。犯罪数据包括 2008 年和 2018 年各个警区的刑事案件发案数量,人口数据对应的是 2 个年份的各警区内的户籍人口总数<sup>①</sup>。以警区为基本的分析单元,为了便于对比,将 2008 年来新增的警区与原有相邻的警区进行了归并,使 2 个年份的研究单元一致,结果共提取出 83 个警区。作为省会城市,长春市是吉林省人口和经济活动最为集中的地区,仍然处在人口集聚的过程中,主城区内部及周边地区的土地利用格局、人口分布、以及城市内部空间格局、城市商业服务业布局等都随着城市化进程的推进发生了明显的改变<sup>[35, 36]</sup>,这些都可能会导致犯罪分布格局随之发生相应的变化。以长春市为例,利用贝叶斯方法考察城市犯罪格局在 10 a 时空格局演化特征,对于在其他处在快速城市化进程中的城市和地区开展类似研究有借鉴意义。

### 1.2 研究方法

本研究采用贝叶斯时空模型法来对 2 个年份的犯罪数据进行拟合。不同于传统的频率学派,贝叶斯方法将各个相关参数视作是不确定的随机变量,通过给各个参数假定先验概率分布(prior distribution),结合实际数据和似然函数(likelihood function),推断出各个参数的后验概率分布,从而实现对各参数估计。通常用各参数的后验概率期望值来表征各个参数最可能的取值,用 95% 的 CI 值(Credible Interval 可信区间)来表征各个参数 95% 的可能性的取值范围。贝叶斯时空模型法有很多种类,对于面域数据,特别是案例数据相对较少但人口总数相对较大的数据(如疾病、犯罪

① 由于 2018 年的人口数据暂时没能获取到,本研究用 2017 年的户籍人口数据参与计算。

等),通常选用泊松模型来模拟案例的随机分布过程<sup>[37]</sup>。本研究选取其中最为常用的时空疾病制图法(Spatial-temporal disease mapping),将2个年份的数据整合进同一个模型中,通过引入固定效应、空间随机效应和时间随机效应,拟合犯罪风险的时空分异。这里的犯罪风险指的是一种额外风险(excess risk)或相对风险(relative risk),目的是为了规避人口规模对犯罪数量的影响。贝叶斯时空模型的相关参数及计算公式如下:

$$Y_{it} \sim \text{Poisson}(\lambda_{it}) \quad (1)$$

$$\lambda_{it} = E_{it}\rho_{it} \quad (2)$$

$$\log(\rho_{it}) = \eta_{it} \quad (3)$$

$$\eta_{it} = b_0 + u_i + v_i + (\beta + \sigma_i) \times t \quad (4)$$

式中,  $Y_{it}$  指代的是在  $t$  时间点( $t$  取 1 或 2, 分别代表 2008 年及 2018 年)  $i$  警区内的犯罪数量, 假定其服从泊松分布。公式(1)中的  $\lambda_{it}$  指的是  $t$  时间点泊松分布的均值参数, 用公式(2)来表征; 式(2)中  $E_{it}$  指的是警区  $i$  在  $t$  时间点的犯罪数量的期望值, 由  $t$  时间点全部犯罪总量乘以  $i$  警区人口占全部总人口的比例计算得到。 $\rho_{it}$  指的是警区  $i$  在  $t$  时间段内犯罪的相对风险, 体现的是相对于区域  $i$  的期望值其实际犯罪水平的高低。公式(3)和公式(4)是对相对风险  $\rho_{it}$  进行建模, 由于相对风险值一定是正数, 因此通常需要对其进行对数转化后再进行建模。 $\eta_{it}$  为对相对风险取自然对数的中间变量,  $b_0$  是模型的截距, 指代各警区平均的相对风险;  $u_i$  指代  $i$  警区的空间结构化随机效应(spatially structured random effect), 用来度量周边相邻警区对该警区的影响, 即空间关联或空间自相关效应;  $v_i$  指代各警区空间非结构化随机效应(spatially unstructured random effect), 其所表征的是一种不受其他区域影响的随机空间效应, 用来度量由于随机扰动而形成的空间异质性, 在模型中引入该随机效应可以有效表征数据的过度离散(overdispersion)问题;  $\beta$  反映的是整体的发展趋势, 在本研究中由于只有两个时间截面, 因此  $\beta$  的值是一种固定的线性的趋势, 即整体趋势只能增加、减少或保持不变, 因此和  $b_0$  一样都属于固定效应;  $\sigma_i$  指代差异化的时间效应(differential time effect), 也可以认为是一种时空交互效应, 是区域自身趋势和总体时间趋势差异的一种反映, 当  $\sigma_i > 0$  的时候, 即由

其表征的相对风险大于 1[即  $\exp(\sigma_i) > 1$ ], 表示警区  $i$  的自身发展趋势比总体趋势要更陡峭, 反之当  $\sigma_i < 0$  时, 即尤其表征的相对风险小于 1[即  $\exp(\sigma_i) < 1$ ] 时, 则表示警区  $i$  的自身发展趋势比总体趋势要平缓<sup>[38]</sup>。

在拟合模型的空间随机效应( $u_i + v_i$ )时, 采用的是贝叶斯模型中广为应用的由 Besag 等提出的 BYM 模型<sup>[39]</sup>。空间结构性随机效应  $u_i$  的先验分布采用条件自回归(intrinsic conditional autoregressive, iCAR)模型进行估计, 其主要的计算思路是, 预设其先验分布是由其周边区域对应值的均值和方差共同决定的正态分布, 而其他区域是否参与计算取决于空间邻域矩阵(spatial adjacency matrix)  $W$ , 其行和列数均为区域总数  $N$ , 矩阵的对角线元素为 0, 而矩阵的其他元素取决于其他区域是否和区域  $i$  有共同的边界, 有则为 1(参与先验分布的计算), 无则为 0(不参与先验分布的计算), 这种方法依据的假设是相邻的区域通常具有更为相似的犯罪风险。空间邻域矩阵的计算利用 R 环境中 mapproj 和 spdep 程序包来实现。空间非结构化随机效应  $v_i$  的先验概率分布假定满足一个均值为 0 的高斯分布。

模型参数的拟合和计算使用 R 环境中的积分嵌套拉普拉斯逼近(Integrated Nested Laplace Approximations, INLA)程序包来实现, 相比于常用的马尔科夫链蒙特卡罗(MCMC)方法, INLA 的一个主要优点是能在更短的时间内返回准确的参数估计值并且具有灵活性<sup>[40, 41]</sup>。模型中的其他参数和超参数的拟合采用 R-INLA 程序包中默认的最低限度信息的先验概率分布。在模型的拟合过程中, 笔者也进行了敏感性测试, 即对相关参数和超参数均采用了不同的模糊先验进行拟合, 并通过各模型的 DIC(Deviance Information Criterion)值的对比进行模型选择。DIC 类似于频率统计模型中的赤池信息量准则 AIC(Akaike Information Criterion), 通常被用来对比不同贝叶斯模型的拟合效果, 其值越低说明模型的拟合效果越好<sup>[42]</sup>, 但一般认为 DIC 的差值要超过 5 才能说明模型得到了明显优化<sup>[34]</sup>。敏感性测试的结果显示, 不同先验选择对本研究模型参数结果的影响可以忽略, 证明选用系统默认先验分布的模型具有一定鲁棒性。

利用 R-INLA 程序包计算出结果后, 参考 Blangiardo 等所提出的方法<sup>[40]</sup>, 提取  $u_i$  与  $v_i$  之和的

边际后验分布,再对其进行指数转化[即  $\exp(u_i+v_i)$ ],进而计算其后验均值来表征由空间随机效应所形成的犯罪相对风险的高低,用空间随机效应所对应的相对风险大于 1[即  $\exp(u_i+v_i) > 1$ ]的后验概率来度量这种风险的不确定性,后验概率越接近 1,表明其所对应的高相对风险更为可信,即该区域存在高相对风险的可能性更大;时间随机效应所形成的相对风险则可以直接通过对差异化时间效应参数  $\sigma_t$  进行指数转化(即  $\exp(\sigma_t)$ )来表征,同样用其相对风险大于 1[即  $\exp(\sigma_t) > 1$ ]的概率来度量时间效应对应高相对风险的可信程度。利用 ArcGIS10.5 软件,将每个警区的空间和时间效应所表征的相对风险值及其后验概率进行可视化表达,进而分析其空间分布特征。

## 2 长春市犯罪活动的时空对比分析

### 2.1 长春市犯罪数量的变化特征

从数量上看,长春市主城区各派出所辖区犯罪总量明显减少,由 2008 年的近 1.8 万起下降到了 2018 年的近 1.4 万起,减少 3 000 余起,降幅近 20%。犯罪数量有所下降的警区数量为 50 个,而上升的数量为 33 个。进一步分析各警区的犯罪数量统计分布(图 1)可以发现,各警区的犯罪发案数量平均值由 2008 年的 212 起下降到了 2018 年

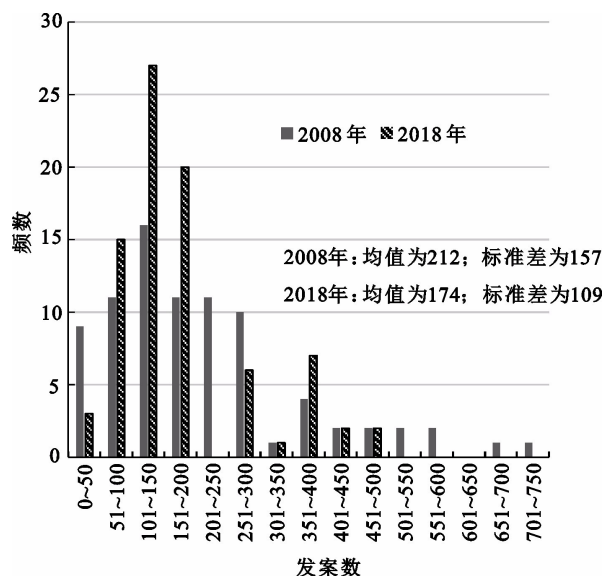


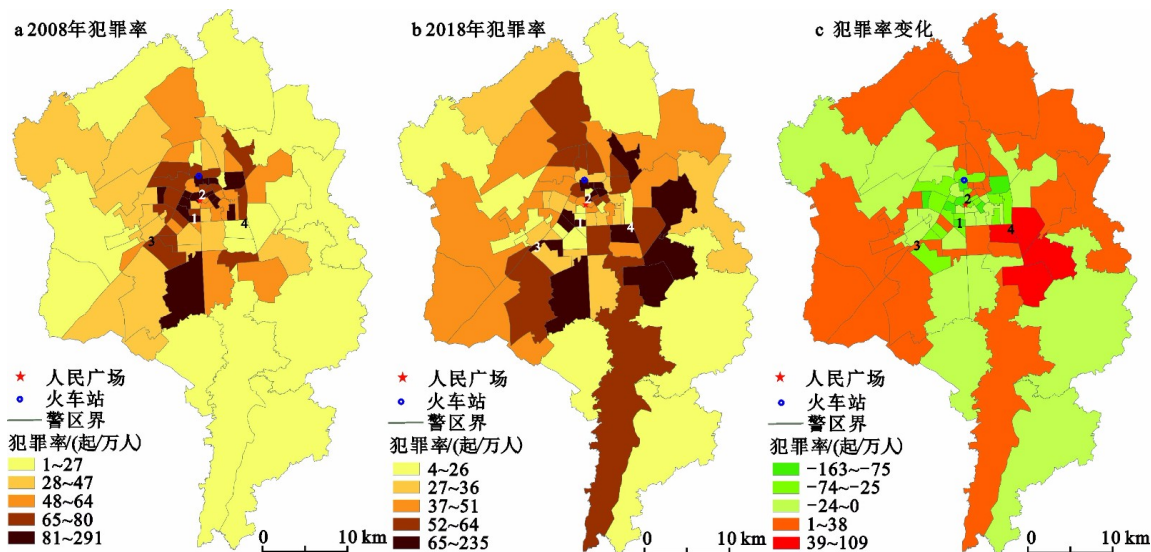
图 1 长春市 2008 年和 2018 年各警区犯罪发案数频数分布

Fig.1 Histogram of crime counts in Changchun in 2008 and 2018

的 174 起,标准差也由 157 下降到了 109。这均说明 10 a 间长春市的犯罪数量总体上是下降的,且各警区犯罪数量之间的差异(离散程度)呈现出缩小的趋势。从各分段犯罪数量的分布来看,2008 年警区内犯罪数量的最高值达到了 700 起以上,而 2018 年则均在 500 起以下。通过 2 个年份的频率直方图对比可以发现,犯罪数量频数最高的区段均是 101~150 起,但 2018 年在这个区间的警区数量明显更多,而 2008 年在 200 起以上的较高的区段的频数分布更多,表明 10 a 间,犯罪数量较高的警区数量明显减少。

### 2.2 长春市犯罪率空间分布格局的变化

由于长春市主城区的城镇化进程仍在不断推进,各个派出所辖区的人口数据在 2 个年份中也发生了明显的变化,而各区域内的人口数对犯罪的数量是有根本性影响的,为了使不同年份之间具有可比性,本研究首先对犯罪率(每万人犯罪发生数量)的格局及其变化进行分析,并在制图过程中采用分位数分类(quantile)对犯罪率进行区段的划分,以保障每个区段的警区数量是相等的,并且能观察同一水平的犯罪率高值区的空间变化(如前 20%)。研究发现长春市犯罪发生率的格局呈现出明显的变化,具体表现在 2008 年犯罪率的高值区主要集中在城市的火车站、CBD(人民广场及西安大路周边的商业商务集中区)、重庆路等商圈以及客运站和主要批发市场所在的警区,整体上集中在城市的中心区域(图 2a)。到了 2018 年,犯罪发生率的高值区呈现出分散化的趋势,虽然火车站、重庆路商圈等所在的警区仍处在高值区,但市中心高值区的空间范围明显缩小(图 2b)。而欧亚卖场、中东大市场等大型购物中心所在警区的犯罪率则进入了高值区。此外,城市东部的二道区、经开区和净月区的部分警区也成为高值区。总体来看,2018 年的犯罪发生率的空间格局呈现出分散和集中并存的特点,周边区域的高值区明显增加。将 2 a 犯罪发生率的数值相减,可以发现城市中心区域的犯罪发生率呈现出明显的下降,除了几个少数的警区外,中心区大部分都呈现出明显的下降,火车站、CBD、桂林路商业区等所在的警区的降幅最大;而城市周边区域的犯罪发生率则更多的表现出明显的提高,尤其是经开区和净月区警区提高的幅度较为明显(图 2c)。



1. 桂林路商圈; 2. 重庆路商圈; 3. 欧亚卖场商圈; 4. 中东大市场商圈

图2 2008—2018年长春市犯罪率的空间格局变化

Fig.2 The spatial patterns and spatial variation of crime rates in Changchun in 2008-2018

### 3 长春市犯罪格局时空效应分析

利用贝叶斯时空模型法对2008年和2018年犯罪数据进行拟合。由公式(4)可知,犯罪相对风险的自然对数被模型化为一个线性组合,包括截距、空间结构化随机效应、空间非结构化随机效应、总体时间趋势和差异化时间效应。其中截距和总体时间趋势为固定效应(对所有分析单元该效应是固定的),其余的为随机效应(每个单元展现出差异化的效应)。

#### 3.1 固定效应分析

截距  $b_0$  的后验均值为-0.302,其95%的可信区间为(-0.348, -0.257),取值范围不包含0,因此可认为  $b_0$  取值结果是显著的,对截距  $b_0$  的后验均值进行指数化计算,即  $\exp(b_0)$  值为0.739,说明全部警区平均相对风险较低。而总体时间趋势  $\beta$  值的可信区间为(0.067, 0.124),其均值指数化计算  $\exp(\beta)$  的值为1.100,表明犯罪相对风险的总体演变趋势是显著提高,即10a间犯罪相对风险的平均趋势为增加10%。这也提供了另外一个观察犯罪数据演变视角,虽然犯罪总体数量呈现出下降趋势,但犯罪相对风险总体上却是上升的,这一点在考察犯罪演化特征时候应予以关注。

#### 3.2 空间效应分析

对每个警区的空间随机效应值进行指数转化,

并对其后验均值进行可视化来探究各警区由空间效应所解释的相对风险在空间上的分异(图3a)。结果显示,空间效应对应相对风险的高值区主要集中成片的分布在市中心区域,特别值得关注的是相对风险异常高的警区,如火车站所在的警区由空间效应所表征的相对风险达到了11.37(95%可信区间:9.39, 13.63),CBD和桂林路商业区所在的警区该值也分别达到了6.04(95%可信区间:4.84, 7.44)和6.42(95%可信区间:5.29, 7.72),这些警区的空间相对风险大概率会达到全市平均水平的5倍以上,表明这些区域存在更明显的空间自相关现象,区域自身和周边区域犯罪集聚程度更强。进一步考察其犯罪风险的后验概率可发现,绝大多数高风险区域,其后验概率都较高,特别是相对风险大于2的区域(图3b),其取值大于1的后验概率均达到99%以上,说明这些区域作为高风险区的可信性非常大。这个发现和西方相关研究的结论是相似的,即相对风险越高其取值范围大于1的概率就越大<sup>[25, 34, 38]</sup>。大量由空间效应表征的显著高值区的存在,暗示这些区域可能存在一些潜在的导致犯罪活动集聚的影响因素。通过对这些区域内部和周边环境的分析,可以发现这些区域大多集中在城市传统的核心区,且内部或周边包含一些如火车站、客运站、传统商业区、传统专业市场、大型医院、次级商业中心等实体或片区,

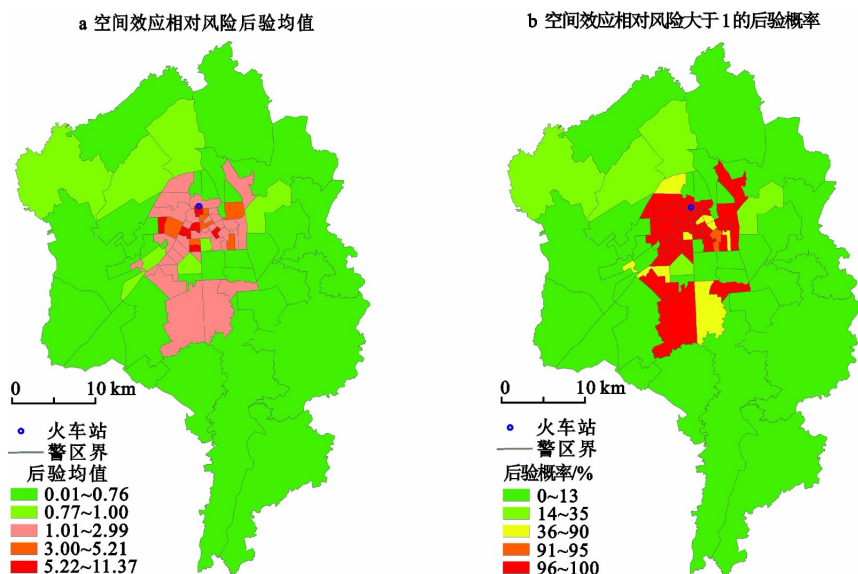


图3 2008—2018年长春市犯罪空间效应相对风险的后验均值和大于1的后验概率

Fig.3 Posterior mean and posterior probability of the spatial effect for relative risks of crime in Changchun in 2008-2018

客观上造成了人口、物流、交易活动、商服文娱设施和网点的集中,这可能导致犯罪活动的集聚和扩散;还有可能是由于市中心区域的警区空间范围较小,犯罪者实际报案的地点可能已经是案发地的相邻警区,从而造成的周边区域犯罪数量也有所增加,强化了空间自相关的程度。相反,城市外围地区的空间效应值普遍低于全市平均水平,且相对风险高于1的概率也都比较小,说明这些区域由空间效应表征的犯罪相对风险较小且不太可能存在空间自相关现象。这可能是因为长春市外围区域普遍是新发展地区,其人口集聚程度相对较低,各项基础设施还处在不断完善的过程中,具有人口集聚作用的商服文娱设施网点较少,因而犯罪活动在空间上的集聚和扩散作用相对不强。此外,由于城市周边区域的警区的辖区往往是传统的乡镇地域,其空间范围通常较大,警区间的距离也较远,彼此间的相互影响较小,这可能也是造成周边区域空间效应较低的重要原因。

### 3.3 时间效应分析

时间效应也被称为差异化时间效应,其所反映的是各区域与总体时间趋势差异程度的大小。对差异化时间效应进行指数转化,发现由其表征的相对风险的分布表现出了非常不同的特点(图4a)。高值区主要分布在城市周边地区,低值区则主要分布在城市的中心区域。同时,差异化时间效应

的后验概率表现出与空间效应相似的特点,即相对风险高值区,其可信概率均比较高,换言之,和总体时间趋势差异越大,其可信程度越高(图4b)。总体来看,城市周边区域的犯罪相对风险的演变趋势要比全市平均水平更“陡峭”,即向更高的水平演变。尤其是长春市东部和东南部的经济技术开发区、净月开发区,以及东北部的国家级长春新区北区内各警区的差异化时间效应处于更高水平,如长春新区北区时间效应所表征的相对风险的后验均值达到了6.32(95%CI: 3.89,10.08)。不难发现这些区域几乎和长春市重点发展的各类开发区相重合,如图4a北部和东部的4个高值警区就恰好分别覆盖了长春市经开区、净月区和高新北区的核心区域。反之,城市中心区域由时间效应所解释的犯罪相对风险要比全市平均的演化趋势更“平缓”,即向更低的水平变化,特别是传统的火车站、城市CBD、重庆路、桂林路等商业区及周边地区所在警区的相对风险则要更低。

### 3.4 空间效应和时间效应的综合分析

对比空间效应和时间效应的空间分异格局,发现有些区域同时在空间效应和差异化时间效应上表现出较高的相对风险(相对风险值均大于1),都具显著性(后验概率均大于95%),本研究将其命名为时空共同高风险区。基于上述判定标准,图5中共识别出3个警区同时具有显著较高的空

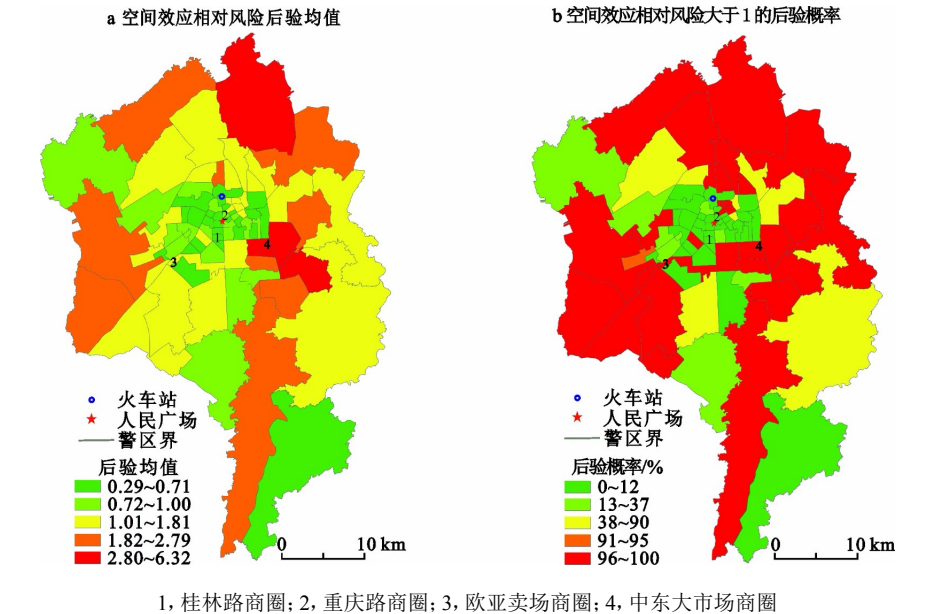


图 4 2008—2018 年长春市犯罪差异化时间效应相对风险的后验均值和大于 1 的后验概率

Fig.4 Posterior mean and posterior probability of the differential time effect for relative risks of crime in Changchun in 2008-2018

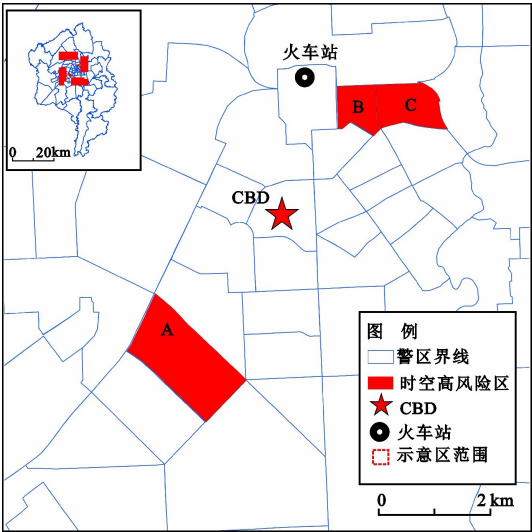


图 5 2008—2018 年长春市时空共同高风险区分布

Fig.5 Spatial distribution of higher relative risks regions identified through spatiotemporal effects in Changchun in 2008-2018

间效应和时间效应。进一步统计每个警区的空间效应、差异化时间效应的值和其大于 1 的后验概率,如表 1 所示,所识别出的 3 个时空共同高风险区,除 B 区域的空间效应较高外,其余的参数值均不太高,但这几个区域也是值得未来的警务防控中予以一定关注,因为这些区域的犯罪风险既具有一定的空间集聚特征,可被认为是一个空间的热点区域,又比整体发展趋势更为“陡峭”,犯罪风险有向更高水平发展的倾向。

4 讨论

与传统方法相比,利用贝叶斯模型来考察城市犯罪时空格局的演化体现出了明显的优势。第一方面在于贝叶斯模型具有很强的综合性。通过整合不同时间点的犯罪数据于同一个模型中,将犯罪相对风险转化为固定效应、空间随机效应和

表 1 时空共同高风险区参数统计

| 时空共同高风险区 | 空间效应相对风险 |             |         | 时间效应相对风险 |             |         |
|----------|----------|-------------|---------|----------|-------------|---------|
|          | 后验均值     | 95%可信区间     | 大于1后验概率 | 后验均值     | 95%可信区间     | 大于1后验概率 |
| A        | 1.23     | (0.98,1.52) | 95.98%  | 1.26     | (1.10,1.45) | 99.95%  |
| B        | 3.55     | (2.88,4.30) | 100%    | 1.23     | (1.09,1.41) | 99.94%  |
| C        | 1.50     | (0.97,2.19) | 96.53%  | 1.28     | (0.98,1.64) | 96.24%  |

注: A、B、C 参见图 5。

时间随机效应的线性组合, 结合各个参数给定的先验概率分布, 基于实际的犯罪数据和似然函数, 利用贝叶斯算法推断出各个参数实际可能的取值范围, 从而能够评估不同效应对相对风险变化的贡献, 且能够区分出各种随机效应的空间异质性, 更为清晰的挖掘出隐含在犯罪数据内部的各种信息, 这是利用传统的犯罪分析和制图手段难以实现的。通过在模型中引入空间随机效应, 从相邻区域“借取”先验信息, 贝叶斯模型可以有效解决在传统的犯罪率分析时经常会遇到的小样本、过度离散和空间自相关性等问题, 使得犯罪风险模型更加稳定<sup>[25, 43]</sup>。不同于传统频率学派的统计思路, 贝叶斯方法认为各参数的取值是不确定的, 各参数最后给出的是各参数值的一个范围, 只是通常以其后验均值作为参数的形式来表现, 这更符合对于局部时空差异不确定特征的描述。

观察贝叶斯模型对长春市 2 个年份犯罪数据拟合结果发现, 虽然这期间城市总体犯罪数量和均值都是呈现明显下降, 但犯罪相对风险的演变趋势却显著提高, 这表明单纯依靠犯罪数量的变化来判断演变趋势是不全面的, 依托贝叶斯模型对犯罪相对风险进行考察为犯罪分析提供了一个新的研究视角。同时, 用贝叶斯模型分别拟合出构成犯罪相对风险的空间随机效应和不同区域所展现出的时间维度的差异化趋势, 并利用 GIS 软件对其后验均值进行可视化, 也可以视作是一种新的犯罪热点区域的识别方法。对于面状数据, 应用传统频率统计方法所得到的犯罪集中区域或犯罪热点区域, 通常指的是那些在统计上展现出区域内犯罪率显著“高高集聚”的区域, 识别出的犯罪热点区域往往集中成片, 难以进一步区分哪些区域具有更强的集聚程度。而利用贝叶斯时空模型得到的空间效应的高值区既能有效识别出那些具有较高相对风险且具有明显集聚性的地区, 又能够拟合每个区域自身相对风险的大小, 从而识别出每个热点区域的独特性。此外, 利用贝叶斯时空模型还能有效识别出那些比总体发展趋势要“陡峭”的区域, 即时间效应的高值区。这两类热点区域的认知, 对于警务人员在制定犯罪防控策略的时候均有借鉴的意义。而通过综合空间效应和时间效应, 得到的时空共同高风险区的分布, 兼顾了犯罪风险空间特征和演化趋势, 亦可为警务防控工作提供进一步的参考。

贝叶斯时空模型的另一个优势体现在其具有很大的灵活性。贝叶斯时空模型中的空间随机效应可以视作那些潜在且具有空间相关性的犯罪影响因素的替代。换言之, 空间效应的高值区意味着在这些区域内部可能存在某些潜在影响因子导致其与周边区域的犯罪相对风险产生了空间关联, 如可能是因为这些区域的商业网点较为密集, 大量商业娱乐活动客观上意味着会有更多的犯罪目标和潜在的犯罪者在这些区域的集聚, 而流动人口的过多以及交通的便利又在一定程度上阻碍了犯罪的防控, 根据日常活动理论(routine activities theory)<sup>[28]</sup>, 这将会导致这些区域犯罪机会的增加, 而由于这些潜在因素在相邻的区域往往同时存在, 进而引起了犯罪在空间上的集聚。同理, 犯罪相对风险差异化时间效应的高值区意味着这些区域的犯罪风险有着相比于整体趋势更为“陡峭”的发展趋势, 提示这些区域中可能存在某些潜在的影响因素随着时间的推移发生变化并导致犯罪活动明显的增加。如在城市周边重点的开发区中, 10 a 间相对更大规模的开发活动意味着人口和产业相对更快的集聚, 如新的居住区、商业区、大学以及市政基础设施的建设等, 客观上提供了更多的潜在犯罪者和犯罪目标汇集的机会, 同时, 周边地区在道路监控、警力巡逻等措施短时间还不完善, 这些因素共同导致了相应的犯罪机会的增加, 从而使部分区域犯罪相对风险增加更为明显。另一方面, 市中心区域低于总体趋势的犯罪风险则可能源自于 10 a 间城市监控设施的完善和警力巡逻力度的加强等因素。加强对这些潜在的影响因子的辨识对于理解犯罪时空格局的形成过程具有重要的意义。如果能获取与上述因素相关的历年数据, 在贝叶斯时空模型中, 则可以很方便灵活的通过增加相关的协变量的方式来对其进行度量和表征, 如依据环境犯罪学相关理论引入 2 个年份各警区的人口结构特征、社会经济状况、土地利用、警务巡逻及监控设施等变量, 构建更为完善的犯罪时空分布解释框架, 进一步提高整个模型的模拟精度, 并估计各影响因子回归参数的可信区间, 从而更为全面的解释犯罪相对风险的时空格局, 这也为未来研究的开展提供了方向。

受到数据的限制, 本研究存在一定的局限性, 如本研究仅能获取到警区尺度的犯罪数据, 且只分析了 2008 年和 2018 年 2 个时间断面犯罪的基

本变化趋势,总体来说研究尺度还是比较宏观且犯罪演化的总体趋势只能以线性规律来表征。此外,在犯罪类型方面,不同的犯罪类型其时空格局可能也是有所不同的。未来随着更为精细、更多年份(或月份、周等)、更多类型犯罪数据和相关影响因子数据的收集,利用贝叶斯时空模型能更加细化的分析城市多种类型犯罪时空格局的演化规律和形成机理(细分的时间段还应考虑到时间维度的自相关问题)<sup>[38]</sup>,从而获得更为可信和多样的研究发现。其次,本研究使用2个年份户籍人口作为计算各警区犯罪数据期望值的依据,也许并不是最佳选择,如果能够利用诸如微博签到或手机信令等时空大数据作为人口基数进行建模,可能会使得整个模型的拟合效果更好。

## 5 研究结论

在城市化进程不断推进的背景下,10 a跨度的犯罪分布格局也会表现出一定的时空分异。贝叶斯时空模型分析方法能够有效的整合多个时间截面的分析数据,解决小样本、过度离散和空间自相关等问题,在拟合出犯罪总体演变趋势的同时,给出显著不同于犯罪平均水平或总体趋势的犯罪风险时空高值区,从而为更全面的理解犯罪时空格局的形成和演变提供借鉴和参考,体现出较强的综合性和灵活性,值得进一步推广和应用。本研究通过长春市犯罪时空格局的对比研究发现,2008—2018年总体犯罪数量呈现出明显的下降,犯罪数量较高的警区数量实现了一定程度的压缩。犯罪发生率的分布格局在10 a间也呈现出明显的变化,除了一些传统的商业区仍然为高值区以外,周边部分警区的犯罪发生率也进入高值区,高值区呈现出扩散趋势。从数量变化上看,传统的城市中心区域犯罪发生率明显的下降,而周边区域的犯罪发生率则更多的表现为明显的提高。利用贝叶斯时空模型对基于人口数的犯罪相对风险进行拟合,对犯罪时空格局形成过程中的平均相对风险、总体演变趋势进行估计,并对空间效应和时间效应所表征的犯罪相对风险进行可视化表达,研究发现长春市虽然平均相对风险较低,但犯罪相对风险总体上却呈现出显著的增加趋势。空间效应的高值区主要集中在城市中心核心区域,且存在若干空间相对风险格外高的警区,都是传统的商业网点或经济活动等较为集中的地区。时间

效应的高值区则主要集中在城市外围地区,表现出比总体演变趋势更为“陡峭”的特点,尤其是经济技术开发区、净月开发区和长春新区(北区)内部分区域具有更高的时间效应所表征的相对风险。此外,还存在几个时空共同高风险区,其犯罪风险兼有空间集聚的特点和进一步升高的趋势,也应给予一定的关注。

致谢:感谢长春市公安局对本研究在数据上的支持。本文的结论和解释均由本文作者得出,不代表长春市公安局的观点。

## 参考文献(References):

- [1] Chainey S, Tompson L, Uhlig S. The utility of hotspot mapping for predicting spatial patterns of crime[J]. *Security Journal*, 2008, 21(1): 4-28.
- [2] 徐冲, 柳林, 周素红. 基于临近相似性考虑的犯罪热点密度图预测准确性比较——以DP半岛街头抢劫犯罪为例[J]. *地理科学*, 2016, 36(1): 55-62. [Xu Chong, Liu Lin, Zhou Suhong. The comparison of predictive accuracy of crime hotspot density maps with the consideration of the near similarity: A case study of robberies at DP Peninsula. *Scientia Geographica Sinica*, 2016, 36(1): 55-62.]
- [3] 柳林, 纪佳楷, 宋广文, 等. 基于犯罪空间分异和建成环境的公共场所侵财犯罪热点预测[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(11): 1655-1668. [Liu Lin, Ji Jiakai, Song Guangwen et al. Hotspot prediction of public property crime based on spatial differentiation of crime and built environment. *Journal of Geo-information Science*, 2019, 21(11): 1655-1668.]
- [4] 宋广文, 肖露子, 周素红, 等. 居民日常活动对扒窃警情时空格局的影响[J]. *地理学报*, 2017, 72(2): 356-367. [Song Guangwen, Xiao Luzi, Zhou Suhong et al. Impact of residents' routine activities on the spatial-temporal pattern of theft from person. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(2): 356-367.]
- [5] 陈鹏, 李欣, 胡啸峰, 等. 北京市长安街沿线的扒窃案件高发区分析及防控对策[J]. *地理科学进展*, 2015, 34(10): 1250-1258. [Chen Peng, Li Xin, Hu Xiaofeng et al. Clustering pattern analysis and prevention strategies to pickpocketing offence along the Chang'an Street in Beijing. *Progress in Geography*, 2015, 34(10): 1250-1258.]
- [6] 冯健, 黄琳珊, 董颖, 等. 城市犯罪时空特征与机制——以北京城八区财产类犯罪为例[J]. *地理学报*, 2012, 67(12): 1645-56. [Feng Jian, Huang Linshan, Dong Ying et al. Research on the spatial-temporal characteristics and mechanism of urban crime: A case study of property crime in Beijing. *Acta Geographica Sinica*, 2012, 67(12): 1645-56.]
- [7] 李钢, 谭然, 王会娟, 等. 中国拐卖儿童犯罪时空格局演变及其影响因素[J]. *人文地理*, 2018, 33(2): 26-34. [Li Gang, Tan Ran, Wang Huijuan et al. Spatio-temporal change and influencing factors of trafficking in children in China. *Human Geo-*

- graphy, 2018, 33(2): 26-34.]
- [8] 龙冬平, 柳林, 冯嘉欣, 等. 社区环境对入室盗窃和室外盗窃影响的对比分析——以ZG市ZH半岛为例[J]. *地理学报*, 2017, 72(2): 341-355. [Long Dongping, Liu Lin, Feng Jiaxin et al. Comparisons of the community environment effects on burglary and outdoor-theft: A case study of ZH peninsula in ZG City. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(2): 341-355.]
- [9] 王增利, 刘学军, 陆娟. 入室盗窃多尺度地理因子分析[J]. *地理学报*, 2017, 72(2): 329-334. [Wang Zengli, Liu Xuejun, Lu Juan. Multiscale geographic analysis of burglary. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(2): 329-334.]
- [10] 张延吉, 朱春武, 秦波. 犯罪数量与危害的空间分布及建成环境影响——基于北京市刑事案件的纵向研究[J]. *地理科学进展*, 2019, 38(12): 1876-1889. [Zhang Yanji, Zhu Chunwu, Qin Bo. Spatial distribution of crime number and harm and the influence of the built environment: A longitudinal research on criminal cases in Beijing. *Progress in Geography*, 2019, 38(12): 1876-1889.]
- [11] Newton A, Felson M. Editorial: crime patterns in time and space: The dynamics of crime opportunities in urban areas[J]. *Crime Science*, 2015, 4(1): 11.
- [12] Ratcliffe J H. Aoristic signatures and the spatio-temporal analysis of high volume crime patterns[J]. *Journal of Quantitative Criminology*, 2002, 18(1): 23-43.
- [13] Ceccato V, Uittenbogaard A C. Space-time dynamics of crime in transport nodes[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2014, 104(1): 131-150.
- [14] Andresen M A, Malleson N. Intra-week spatial-temporal patterns of crime[J]. *Crime Science*, 2015, 4(1): 12.
- [15] Baller R D, Anselin L, Messner S F et al. Structural covariates of US county homicide rates: Incorporating spatial effects[J]. *Criminology*, 2001, 39(3): 561-588.
- [16] Linning S J. Crime seasonality and the micro-spatial patterns of property crime in Vancouver, BC and Ottawa, ON[J]. *Journal of Criminal Justice*, 2015, 43(6): 544-555.
- [17] Valente R. Spatial and temporal patterns of violent crime in a Brazilian state capital: A quantitative analysis focusing on micro places and small units of time[J]. *Applied Geography*, 2019, 103: 90-97.
- [18] Haberman C P, Ratcliffe J H. Testing for temporally differentiated relationships among potentially criminogenic places and census block street robbery counts[J]. *Criminology*, 2015, 53(3): 457-483.
- [19] Weisburd D, Bushway S, Lum C et al. Trajectories of crime at places: A longitudinal study of street segments in the city of Seattle[J]. *Criminology*, 2004, 42(2): 283-322.
- [20] Weisburd D, Morris N A, Groff E R. Hot Spots of Juvenile Crime: A longitudinal study of arrest incidents at street segments in Seattle, Washington[J]. *Journal of Quantitative Criminology*, 2009, 25(4): 443-467.
- [21] Andresen M A, Malleson N. Testing the stability of crime patterns: Implications for theory and policy[J]. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 2011, 48(1): 58-82.
- [22] Curman A S N, Andresen M A, Brantingham P J. Crime and place: A longitudinal examination of street segment patterns in Vancouver, BC[J]. *Journal of Quantitative Criminology*, 2015, 31(1): 127-147.
- [23] Hodgkinson T, Andresen M A, Farrell G. The decline and locational shift of automotive theft: A local level analysis[J]. *Journal of Criminal Justice*, 2016, 44: 49-57.
- [24] Groff E R, Weisburd D, Yang S-M. Is it important to examine crime trends at a local “micro” level? A longitudinal analysis of street to street variability in Crime trajectories[J]. *Journal of Quantitative Criminology*, 2010, 26(1): 7-32.
- [25] Law J, Quick M, Chan P W. Analyzing hotspots of crime using a Bayesian spatiotemporal modeling approach: A case study of violent crime in the Greater Toronto Area[J]. *Geographical Analysis*, 2015, 47(1): 1-19.
- [26] Andresen M A. Testing for similarity in area-based spatial patterns: A nonparametric Monte Carlo approach[J]. *Applied Geography*, 2009, 29(3): 333-345.
- [27] Weisburd D. The law of crime concentration and the criminology of place[J]. *Criminology*, 2015, 53(2): 133-157.
- [28] Cohen L E, Felson M. Social change and crime rate trends: A routine activity approach[J]. *American Sociological Review*, 1979, 44(4): 588-608.
- [29] Johnson S D. A brief history of the analysis of crime concentration[J]. *European Journal of Applied Mathematics*, 2010, 21(4-5): 349-370.
- [30] Quick M. Multiscale spatiotemporal patterns of crime: A Bayesian cross-classified multilevel modelling approach[J]. *Journal of Geographical Systems*, 2019, 21(3): 339-365.
- [31] Matthews S A, Yang T-C, Hayslett-McCall K L et al. Built environment and property crime in Seattle, 1998-2000: A Bayesian analysis[J]. *Environment & Planning A*, 2010, 42(6): 1403-1420.
- [32] Hu T, Zhu X, Duan L et al. Urban crime prediction based on spatio-temporal Bayesian model[J]. *PLoS One*, 2018, 13(10): e0206215.
- [33] 刘洪强. 基于层次贝叶斯模型的入室盗窃时空模式研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017. [Liu Hongqiang. Research on spatio-temporal patterns of burglaries based on hierarchical Bayesian models —Taking Jiangnan district, Wuhan as an example. Wuhan: Wuhan University, 2017.]
- [34] Law J, Quick M, Chan P. Bayesian spatio-temporal modeling for analysing local patterns of crime over time at the small-area level[J]. *Journal of Quantitative Criminology*, 2014, 30(1): 57-78.
- [35] 浩飞龙. 多中心视角下的长春市城市功能空间结构研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2017. [Hao Feilong. Spatial structure of urban functions of Changchun in the perspective of polycentricity. Changchun: Northeast Normal University, 2017.]

- [36] 张婧, 李诚固, 周国磊, 等. 长春市公共服务设施用地演变格局与机制[J]. *地理学报*, 2015, 70(12): 1939-1952. [Zhang Jing, Li Chenggu, Zhou Guolei et al. The evolution pattern and mechanism of public service facilities lands in Changchun. *Acta Geographica Sinica*, 2015, 70(12): 1939-1952.]
- [37] Lawson A B. Bayesian disease mapping: Hierarchical modeling in spatial epidemiology (3rd ed.) [M]. Boca Raton: FL CSC Press, 2018.
- [38] Blangiardo M, Cameletti M. Spatial and spatio-temporal Bayesian models with R-INLA [M]. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2015.
- [39] Besag J, York J, Mollié A. Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics[J]. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 1991, 43(1): 1-20.
- [40] Blangiardo M, Cameletti M, Baio G et al. Spatial and spatio-temporal models with R-INLA[J]. *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, 2013, 7: 39-55.
- [41] Bakka H, Rue H, Fuglstad G-A et al. Spatial modeling with R-INLA: A review[J]. *WIREs Computational Statistics*, 2018, 10(6): e1443.
- [42] Spiegelhalter D J, Best N G, Carlin B P et al. Bayesian measures of model complexity and fit[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 2002, 64(4): 583-639.
- [43] 王劲峰, 廖一兰, 刘鑫. 空间数据分析教程(第二版)[M]. 北京: 科学出版社, 2019. [Wang Jinfeng, Liao Yilan, Liu Xin. Course on spatial data analysis (2nd edition). Beijing: Science Press, 2019.]

## Bayesian Modeling for Analyzing Spatial and Temporal Pattern of Crimes: A Case Study in Changchun, China

Liu Daqian<sup>1</sup>, Song Wei<sup>2</sup>, Xiu Chunliang<sup>3</sup>

(1. *Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, Jilin, China;*

2. *Department of Geographic and Environmental Sciences, University of Louisville, Louisville, KY 40292, USA;*

3. *Jangho Architecture College, Northeastern University, Shenyang 110169, Liaoning, China*)

**Abstract:** This study firstly compares and analyzes the changes in terms of the spatial and temporal patterns of crimes in Changchun between 2008 and 2018. A Bayesian spatio-temporal model integrating the fixed effects, the spatial random effects and the temporal random effects is built and fitted using the R-INLA package in R program. Combining with the maps of different effects of the model which are made used the software of ArcGIS 10.5, we identify the areas with higher relative risks of crime different from the general level or trend and further analyze the process and spatio-temporal patterns of crimes in Changchun. The study shows that the total amount of crimes displayed an obvious decreasing trend and the numbers of police precincts with higher crimes declined apparently. The crime rates showed an obvious increasing trend in the peripheral areas of the city while it went down dramatically in the inner city during the two years. The results of the Bayesian spatio-temporal model shows that the average trend of relative risk of crimes shows a significant increase in spite of the lower basic average relative risk of crimes. The police precincts with higher spatial effects were predominantly concentrated in the core area of the inner city. Especially, the highest spatial effects were mostly located in the precincts with those major traditional commercial area or the intensive economic activities. The higher differential time effects were mainly located in the peripheral areas. Particularly, those precincts where the three major national development zones located possess the higher relative risks represented by the differential time effects. After integrating the spatial and differential time effects, several higher relative risks regions are identified through both spatial and temporal effects within the inner city, deserving more attentions in the work of crime control and countermeasures in the future. Bayesian method show obvious advantages on data integration, area-specific heterogeneity identification and degree of flexibility and can provide more insights into the formation and evolution of the crime pattern.

**Key words:** crime; Bayesian models; INLA; Changchun