

引用格式: 柳林, 梁斯毅, 宋广文. 基于潜在受害者动态时空分布的街面接触型犯罪研究[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 887-897. [Liu L, Liang S Y, Song G W. Explaining street contact crime based on dynamic spatio-temporal distribution of potential targets[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(4): 887-897.] DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190709

基于潜在受害者动态时空分布的街面接触型犯罪研究

柳林^{1,2,3,4}, 梁斯毅^{1,2}, 宋广文³

1. 中山大学地理科学与规划学院, 广州 510275; 2. 广东省公共安全与灾害工程技术研究中心, 广州 510275;
3. 广州大学地理科学学院公共安全地理信息分析中心, 广州 510006; 4. 辛辛那提大学地理系, 辛辛那提 OH 45221-0131

Explaining Street Contact Crime based on Dynamic Spatio-Temporal Distribution of Potential Targets

LIU Lin^{1,2,3,4*}, LIANG Siyi^{1,2}, SONG Guangwen³

1. School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China; 2. Guangdong Provincial Engineering Research Center for Public Security and Disaster, Guangzhou 510275, China; 3. Center of Geographic Information Analysis for Public Security, School of Geographic Sciences, Guangzhou 510006, China; 4. Department of Geography, University of Cincinnati, Cincinnati OH 45221-0131, USA

Abstract: Street contact crime refers to violations of the law committed by offenders through directly contact with victims in the street such as pickpocketing, robbery and snatch, etc, which is one of the common crimes in China. It is assumed that street contact crime is the result of interaction among motivated offenders, potential targets and absence of capable guardians. Different types of big data are employed in previous studies as ambient population to represent the potential targets which is one of the essential elements in the routine activity theory. However, these types of big data can not be applied in a micro-scale study of street contact crime because of their limitations. This study aims to fill this gap by using a new type of big data, WeChat heat map, an internet application which shows demographic distribution and changes dynamically with high spatial-temporal resolution to study the street contact crime in XT, ZG city, based on dynamic spatio-temporal distribution of potential Targets. The spatio-temporal pattern of street contact crime in XT, ZG city and their influencing factors were revealed. Street contact crime data, Points of Interest (POI) and data of house prices in XT, ZG city were used in this study as well. The whole day is divided into three intervals (wee hours: 00:00-06:59, daytime:07:00-17:59, night:18:00-23:59) and negative binomial regression models are built for the three intervals accordingly. It is demonstrated that the spatio-temporal distribution of street contact crime in XT, ZG city aggregates obviously. Street contact crime in XT, ZG city mainly concentrate in urban village and night is the peak period while

收稿日期: 2019-11-21; 修回日期: 2020-02-03.

基金项目: 广州市科技计划项目(201804020016); 国家重点研发计划项目(2018YFB0505500、2018YFB0505503); 国家自然科学基金重点项目(41531178); 广东省自然科学基金研究团队项目(2014A030312010); 国家自然科学基金项目(41901177); 广东省自然科学基金项目(2019A1515011065)。[**Foundation items:** Key Project of Science and Technology Program of Guangzhou City, China, No.201804020016; National Key Research and Development Program of China, No.2018YFB0505500, 2018YFB0505503; Key Program of National Natural Science Foundation of China No.41531178; Research Team Program of Natural Science Foundation of Guangdong Province, China, No.2014A030312010; National Natural Science Foundation of China, No.41901177; Natural Science Foundation of Guangdong Province, China, No.2019A1515011065.]

作者简介: 柳林(1965—), 男, 湖南湘潭人, 博士, 教授, 博导, 主要从事犯罪空间模拟、多智能体模拟、GIS应用等研究。
E-mail: lin.liu@uc.edu

daytime is the low period. The count of street contact crime in XT, ZG city reach its maximum between 22:00 and 22:59. Factors have different impacts on street contact crime from interval to interval. During the wee hours, WeChat population, KTV and leisure Club have significant positive impact on street contact crime. In the daytime, WeChat population and gym have significant positive impact on street contact crime. At night, WeChat population, restaurants, Leisure Club, bus station and distance to the nearest security department have significant positive impact on street contact crime. Others factors such as internet café, shopping mall, house prices and length of road have no significant impact on street contact crime in the whole day. WeChat population as an ambient population represent the potential targets well in routine activity theory as it has significant positive impact on street contact crime in the whole day.

Key words: crime geography; street contact crime; WeChat heat map; routine activity theory; spatio-temporal distribution; ambient population; potential targets; negative binomial regression

***Corresponding author:** LIU Lin, E-mail: lin.liu@uc.edu

摘要:街面接触型犯罪是指犯罪者在街面通过采取与受害者身体接触的方式而实施的违反法律的行为,已有文献研究利用了不同类型的大数据代表的周遭人口表征街面接触型犯罪中“潜在受害者”因素,但由于数据的局限性,无法应用在微观的空间尺度上的街面接触型犯罪研究。微信热力图是具有高时空分辨率和高人口覆盖度,能动态地反映人流量热度的程序。因此,本文以经济发达的ZG市的XT街道为例,结合日常活动理论,并基于微信热力图数据代表的周遭人口表征的“潜在受害者”因素,首先定性描述和识别街面接触型犯罪的时空分布特征,然后划分不同时段分析街道街面接触型犯罪的影响因素。研究发现:①街面接触型犯罪案件存在时空的集聚性,街道街面接触型犯罪在晚上(18:00—23:59)是高发期,在白天(07:00—17:59)是低发期,在22:00—22:59数量达到最大值,主要聚集在城中村区域,且不同时期的影响因素存在一定的差异;②微信人口数量在所有时期均对街面接触型犯罪存在显著的正向影响,其代表的周遭人口能很好地表征日常活动理论中的“潜在受害者”因素,且在凌晨—清晨(00:00—06:59)对街面接触型犯罪的影响最大;③不同场所对街面接触型犯罪的影响存在时间上的差异,餐饮点在晚上对街面接触型犯罪存在显著的正向影响,KTV、健身房和公交站点分别对应应在凌晨—清晨、白天与晚上对街面接触型犯罪有显著的正向影响,而休闲会所在凌晨、清晨、晚上均有显著的影响,与最近巡逻驻点的距离仅在晚上时期显著影响街面接触型犯罪。本文的研究结论可为警方采用微信热力图来分析街面接触型犯罪和经济发达地区警方部署提供参考依据。

关键词:犯罪地理;街面接触型犯罪;微信热力图;日常活动理论;时空分布;周遭人口;潜在受害者;负二项回归模型

1 引言

犯罪,是指触犯法律而构成的罪行。自从人类社会有了法律以来,犯罪现象便一直伴随着人类的历史进程,它已经成为当今世界上严重威胁人类生命财产安全与社会秩序和稳定的重要因素,是仅次于自然灾害和战争的第三大危害。认识、分析以及理解犯罪现象以及其发生的机制,并且制定有效的防控措施,是人类社会健康发展的必要工作之一^[1]。

街面接触型犯罪指的是犯罪者在街面通过采取与受害者身体接触的方式而实施的违反法律的行为。街面接触型犯罪案件的类型有抢劫、抢夺、扒窃和殴打他人等。街面接触型犯罪作为犯罪案件其中的一类,在时空中表现出集聚性的特征^[2]。目前国内外研究犯罪地理的学者在街面接触型犯罪方面主要聚焦于扒窃、抢劫和抢夺3个类型,并围绕这3类犯罪类型的时空分布特征与形成机理展开

研究。如徐冲等^[3]对H市中心城区的街头抢劫研究结果发现,春节期间的抢劫案件数量最多,且一天中22:00—23:00是抢劫案件的高发时段;并且还对其临近重复发生的现象进行分析^[4],研究结果发现该区域内的街头抢劫案件在空间和时间标度内存在显著的临近重复现象;除此之外,相关研究还表明人口结构^[5]和城市空间结构^[6-8]等社会经济和区域因素对不同的街面接触型犯罪类型有不同的影响与作用。已有的实证研究大多在宏观空间尺度下研究街面接触型犯罪的时空分布及其影响因素,然而,街面接触型犯罪的产生与特定的微观环境因素有更加直接的关系,鲜有在微观空间尺度下进行实证研究,而且微观空间尺度下的实证研究对于具体的基层警务工作,如巡逻和预警防控等有更加直接的指导意义。

近年来,越来越多的学者开始关注微观空间节点对于街面接触型犯罪的影响。日常活动理论认

为有动机的犯罪者、潜在的受害者以及犯罪监管的缺失是发生犯罪的3个条件^[9],而一些特定的微观空间节点容易吸引有动机的犯罪者,增加犯罪发生的风险。例如,徐冲等^[10]基于日常活动理论,从微观环境因素的角度对DP半岛街头抢劫影响的研究表明,公交站点、交叉口和土地利用混合程度等对街头抢劫发生的影响程度存在空间异质性现象。然而,已有的研究主要讨论微观的空间环境对“有动机的犯罪者”在实施犯罪时的影响,侧重于“有动机的犯罪者”这一因素,而忽略了“潜在受害者”在犯罪活动中的作用和影响。

在应用日常活动理论进行解释街面接触型犯罪发生的机理时,不同研究采用不同的群体来表征“潜在受害者”,如利用常住人口^[11-12]等静态数据。然而,因为静态数据如常住人口数据通常来源于国家人口普查数据,其更新的周期长,统计的单元较大,所以无法划分精细的时段和空间单元进行动态地分析“潜在受害者”对街面接触型犯罪的影响。随着大数据的应用与发展,一些研究中利用地铁站客流量^[13]、手机使用数据^[14-16]和社交媒体数据^[17-18]等动态数据代表的周遭人口(Ambient population)来表征“潜在受害者”,使得划分更加精细的时段研究街面接触型犯罪成为了可能。周遭人口是一种动态的,具有较高时空分辨率的人口数据,相比于常住人口,周遭人口更适合用于表征“潜在受害者”。如Song等^[19]的研究对比了国内南方某特大城市的常住人口、地铁乘客、出租车乘客以及手机使用者四个数据,并从中选择能最佳地表征“潜在受害者”的指标,该研究表明,在早上,常住人口是最佳的指标;在下午和夜间,出租车乘客和手机使用者是最佳的指标。

然而,此类数据在微观空间尺度上并不适用。例如,通过基站收发而产生的手机数据在微观空间尺度下可能会产生比较大的空间定位误差^[20],而且手机数据的来源通常只是国内三大通信运营商之一,用户量占比较低,因此人口覆盖度也低,所以手机数据所代表的周遭人口会有所偏差;地铁乘客数据则无法应用在不具备地铁设施的微观环境里;出租车乘客数据虽具备精准的GPS定位轨迹,能够很好地描述乘客的日常活动轨迹,但是出租车只能在城市主干道等道路中运行,对于较窄的道路(如城中村中的小街小巷),出租车乘客数据也是缺失的。此外,已有的研究常用与最近派出所的距离作为表征“犯罪监管”缺失程度的指标^[14,19]。在国内,

派出所是重要的打击和预防犯罪的公安系统基层组织,但是已有的研究没有考虑到警察的巡逻机制对于犯罪的震慑作用。

综上,已有的国内外对于街面接触型犯罪的研究存在以下不足:①没有在微观的空间尺度下,研究“潜在受害者”的日常活动对于街面接触型犯罪的影响;②已有的在宏观空间尺度下表征“潜在受害者”的数据在微观尺度下并不适用;③“犯罪监管的缺失”的衡量指标较为片面,未能考虑到警察巡逻的作用。因此,本文基于日常活动理论,以ZG市XT街道为研究区域,并以街面接触型犯罪案件为研究对象,利用微信热力图数据代表的周遭人口来表征日常活动理论中的“潜在受害者”因素,划分精细的时段和空间单元,动态地分析和探讨在微观空间尺度下街面接触型犯罪的时空分布及其影响因素。

2 研究区概况、数据源与方法

2.1 研究区概况

ZG市是全国经济最发达的城市之一,XT街道是位于ZG市的4个中心城区之一的街道(图1),其辖区面积约4.4 km²,有18个社区,总人口约20万,其犯罪案件数量一直排在所在区内的前列,是ZG市内犯罪高发的街道,受到当地政府和公安部门的重点关注。因此,本文以XT街道为研究区域,通过分析其街面接触型犯罪的时空分布规律和影响因素,为当地治安力量的部署提供参考建议。XT街道内土地利用类型主要是住宅用地,约占XT街道总面积的60%,且城中村和商品房并存,城中村主要有两片区域,分布在XT街道的中部地区,而商品房主要分布在XT街道的东西两侧,以及东北地区。城中村的人口密集,房屋拥挤,环境复杂,一直是公安部门治理犯罪的重点和难点。

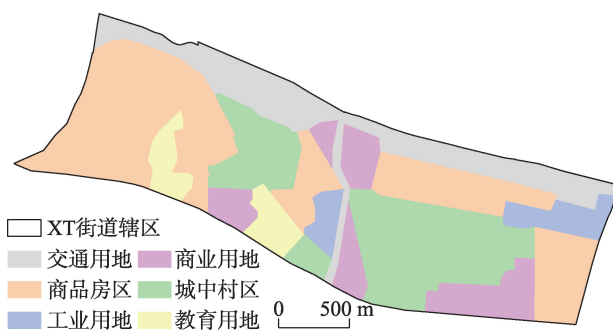


图1 研究区域土地利用

Fig. 1 Land use map of the study area

2.2 数据来源

本文的数据包括微信热力图数据、公安接警数据、场所设施数据、房价数据以及实地调研与当地民警访谈数据等。

(1) 微信热力图是腾讯公司开发的基于位置服务的手机移动终端用户的地理空间数据,以渲染图的形式,能够动态更新并实时地显示某个地区整体的人流热度及其变化情况的一个微信程序,其原始数据为 $25\text{ m}\times 25\text{ m}$ 网格的点数据,每个点均有一个值表示相对人口数,能反映出该点的人流量热度和分布变化,具有较高的时间和空间分辨率,能适用于微观空间尺度的研究。而且,微信热力图的数据来源于腾讯公司的产品如微信和手机QQ。根据官方正式发布的《2018 微信年度数据报告》^[21],截至2018年9月,每天有10.1亿人登录微信,每个月有10.82亿位用户保持活跃,且包含每个年龄层。如此庞大的用户量使得微信热力图数据具有较高的人口覆盖度。因此微信热力图数据能较好地代表动态的周遭人口。近年来,微信热力图数据作为一种实时性强、精度高且覆盖面广的动态人口数据在其他学科领域被广泛应用,如申犁帆等^[20]利用微信热力图数据研究北京市轨道站点合理步行可达范围建成环境与轨道通勤的关系等。通过python程序,获取ZG市XT街道的2018年4月9日到2018年4月15日(共1周)的微信热力图数据,获取的频率为每一小时获取一次,共获取了168组(7×24)该区域的微信热力图数据。

(2) 接警数据由ZG市公安局提供,包括研究区域2018年的街面接触型犯罪警情数据,根据警情数据中记录的案发地址进行地理编码落点以及人工校正的处理后,排除了不在研究区域内的案件点,最后得到有效的案件点数为796个。

(3) 研究区域的场所设施数据来源于2014年地图公司的采集的兴趣点(Point of Interest, POI),包括餐饮点、购物商场和娱乐设施。

(4) 房屋价格数据来源于房产网站“房天下”。

(5) 访谈数据来源于对XT街道18个社区和20余名民警进行调研后的结果。访谈的内容包括询问每个社区的治安状况、主要的犯罪类型,以及每个社区民警的巡逻方案等。XT街道每个社区都配备若干名民警来辅助维持社区的治安,民警对于自己负责的社区各方面的情况都比较熟悉,对民警调研的结果与本文研究的问题有较高的相关性。

2.3 研究方法

本文使用网格化的方法,根据Griffith等^[22]的计算公式以及对实际警务工作需求的调研,将研究区域划分为237个 $150\text{ m}\times 150\text{ m}$ 的网格作为研究的单元,并基于日常活动理论,首先描述和识别街面接触型犯罪案件的时空分布,然后根据人们日常活动和作息规律划分时段总结街面接触型犯罪的特点,最后运用负二项回归分析的方法定量地讨论街面接触型犯罪的影响因素。

2.3.1 概念框架

日常活动理论指出犯罪活动的产生是有动机的犯罪者、潜在受害者和犯罪监管的缺失在时间和空间上聚集的结果。基于此,本文的概念框架主要围绕这3个因素进行展开(图2)。本文选取周遭人口的分布来表征潜在受害者,并且用微信热力图数据作为衡量指标;根据上文对文献的梳理^[13-14,19],选取犯罪产生地(Crime generators)和犯罪吸引地(Crime attractors)的兴趣点来表征有动机的犯罪者,用餐饮点、娱乐场所、购物场所和公交站点作为衡量指标。犯罪产生地和犯罪吸引地是犯罪模式理论中的概念,它们是一些有利于犯罪者寻找犯罪目标,提供犯罪机会,或者是吸引有动机的犯罪者聚集的特定场所^[23]。这些场所通常是犯罪者日常活动的节点,并且是含有较多有动机的犯罪者的地方;选取巡逻机制来表征犯罪监管缺失的程度,用与最近巡逻驻点的距离作为衡量指标,其中包括派出所、各个社区警务室以及治安岗亭等警察巡逻的节点。由于微信热力图数据所具有较高时空分辨率的特点,本文将其按照时段划分成若干个部分,进而分别建立若干个对应时段的负二项回归模型,分析不同时段3个因素对于XT街道街面接触型犯罪的影响。

2.3.2 变量提取

因变量为2018年XT街道的街面接触型犯罪案件的数量,即用每个网格内街面接触型犯罪案件数量作为因变量。选取了若干个自变量分别衡量动态的周遭人口、犯罪产生地和犯罪吸引地以及巡逻机制。

(1) 微信人口。根据已有研究的处理方法^[24],将微信热力图数据转换成实际使用微信的人口数量,然后再统计每个研究单元网格内每个小时的微信人口数量之和,再根据划分的时段,将同一时段内微信人口数量相加,即得到每个网格内微信人口自变量。

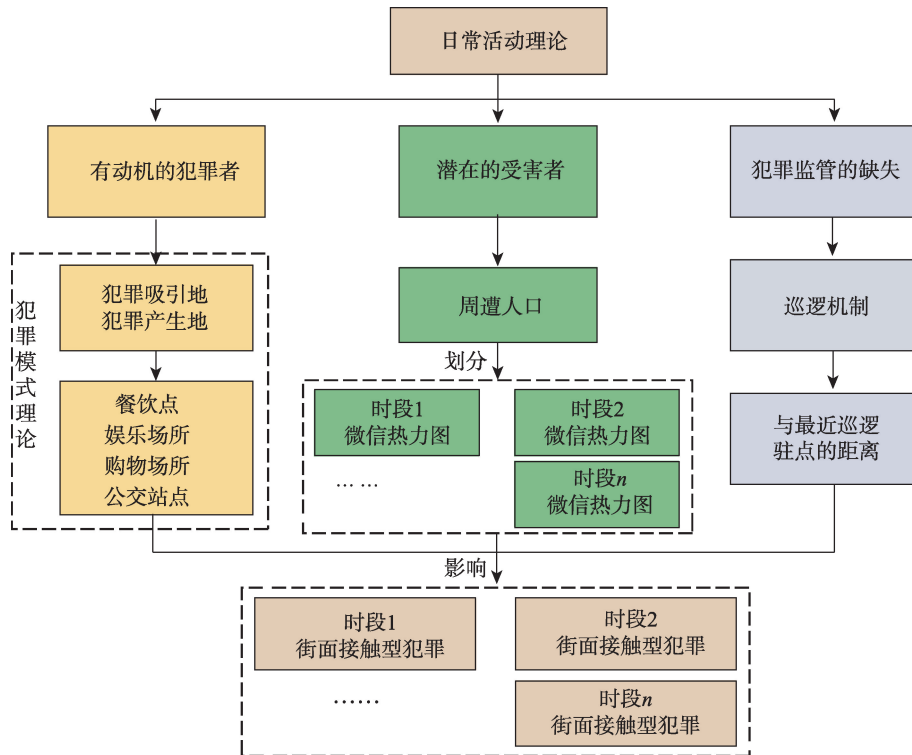


图2 基于日常活动理论的街面接触型犯罪研究的概念框架

Fig. 2 Conceptual framework of explaining street contact crime based on routine activity theory

(2)选取餐饮点、娱乐场所、购物场所和公交站点等兴趣点衡量犯罪产生地和犯罪吸引点,由于不同类型的娱乐场所的特点差异较大,故将娱乐场所具体细分网吧、休闲会所、KTV以及健身房。然后统计每个研究单元网格内不同兴趣点的数量,作为每一类兴趣点自变量。

(3)选取每个网格的中心点与最近巡逻驻点的欧式距离/km,衡量巡逻机制的自变量,若网格内存在,那么该网格与最近巡逻驻点的欧式距离为0。

此外,选取路网密度和平均房屋价格作为社会环境的控制变量。路网密度即每个网格内所有道路的总长度/km。路网密度衡量了一个网格内的交通可达性,对街面接触型犯罪案件有一定的影响^[26]。房屋价格体现了一个区域的社会控制的强弱,对一个区域的犯罪率有显著的影响^[27-28]。

2.3.3 模型构建

传统的对于计数变量的影响因素的解释,常使用泊松回归模型^[29]。传统的泊松回归模型要求因变量的均值等于方差,其公式如下:

$$\ln(\lambda_i) = \beta_0 + \sum_k \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i, k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

式中: λ_i 为第*i*个网格内街面接触型犯罪案件数量的

期望值; x_{ik} 为第*i*个网格内的第*k*个自变量; K 为自变量的数量; β_0 为截距; β_k 为自变量 x_{ik} 的系数; ε_i 为模型的残差。

但是犯罪案件在统计上常呈现过离散分布的现象,即方差显著大于均值^[30],造成系数估计的标准误的低估,影响T检验,造成解释变量显著性的误判。而属于泊松回归模型系列的负二项回归模型则能很好地解决该问题,相比于泊松回归模型,负二项回归模型增加了残差项的估计,认为残差服从Gamma分布,从而提高了对过离散数据的拟合程度:

$$\varepsilon \sim \text{Gamma}\left(\frac{1}{\alpha}, \alpha\right), \alpha > 0 \quad (2)$$

式中: α 为Gamma分布的方差参数(散度参数)。通过似然比检验(likelihood ratio, LR)对 α 值进行判定,如果 α 趋向于0,则说明泊松回归模型更加适合对数据的拟合;如果 α 显著大于0,则说明负二项回归模型更加适合对数据的拟合。

在实际进行泊松回归或者负二项回归模型的分析中,常把系数 β 转换为发生率比(Incidence Rate Ratio, IRR),即自变量*x*每增加一个单位,事件的发生概率将增加为原来的IRR倍,转换的公式为:

$$IRR = \exp(\beta_i) \quad (3)$$

式中： β_i 为第*i*个自变量的回归系数。

3 XT街道街面接触型犯罪案件的时空分布及其影响因素的动态分析

3.1 XT街道街面接触型犯罪案件的时空分布

XT街道的街面接触型犯罪案件数量随时间变化明显,参考前人的研究^[25]以及根据人们日常活动和作息规律,将一天划分为3个时间段:凌晨—清晨睡眠期 00:00—06:59、白天工作期 07:00—17:59 和晚上休息期 18:00—23:59。凌晨—清晨时期共有 274 起街面接触型犯罪案件,白天时期共有 265 起,晚上时期共有 257 起。其中,晚上时期是 XT 街道的街面接触型犯罪的高发时期,在该时期平均每小时的街面接触型犯罪数量约为 42 起,凌晨—清晨时期次之(平均每小时 39 起),白天时期是低发的时期(平均每小时 24 起)。从图 3 可以看到,XT 街道的街面接触型犯罪数量在凌晨—清晨时期总体上是下降的趋势,在 00:00—00:59 和 02:00—02:59 存在峰值,并且凌晨—清晨时期在 00:00—00:59 达到最大值。在白天时期 XT 街道的街面接触型犯罪数量总体上处于平稳的状态,除了在 09:00—09:59 存在一个明显的峰值和在 16:00—16:59 存在该时期的最小值之外,其余时间段的犯罪数量都在 25 起左右。在晚上时期 XT 街道的街面接触型犯罪数量总体上处于上升趋势,在 20:00—20:59 和 22:00—22:59 存在峰值,并且在 22:00—22:59 出现了一天中的最大值(图 3)。

不同时期 XT 街道的微信人口和街面接触型犯罪案件核密度的空间分布如图 4 所示。从整体上来看,微信人口核密度值高的区域主要分布在 XT 街道的 2 个城中村中。XT 街道的街面接触型犯罪案

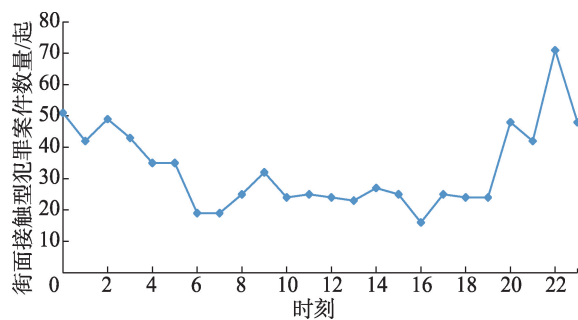


图3 XT街道街面接触型犯罪案件数量的时间变化

Fig. 3 Hourly change of XT street contact crime count

件的分布具有较集聚的空间特征,且主要分布在 XT 街道微信人口核密度值高的城中村区域,共有 3 个热点区域:D6、E6 和 E7。在凌晨—清晨,街面接触型犯罪案件主要分布在 XT 街道的 C4、E6 和 E7;在白天,主要分布在 D6、D7、E6 和 E7;在晚上,主要分布在 C6、D6 和 E7。对比不同时期 XT 街道的微信人口和街面接触型犯罪案件的核密度分布可以看出,二者热点区域的分布格局相似,存在较强的空间相关性,表明以微信人口数量代表的周遭人口数量对街面接触型犯罪有重要的影响。

3.2 变量的描述统计分析

由变量的描述统计(表 1)可以看出,3 个时期的街面接触型犯罪案件数量的方差均大于平均值,疑似表现出过离散化的特征,所以需要在模型分析中进一步通过 LR 检验对 α 值进行判定。微信人口在 3 个时期中,白天的方差在所有的变量中最大;晚上的微信人口的方差次之,而凌晨—清晨的微信人口的方差在 3 个时期中最小,表明在白天 XT 街道微信人口的分布较聚集,而在凌晨—清晨的分布较均匀。除了购物场所的方差较大(为 8.88)之外,其余变量的方差均较小,在 XT 街道的分布都比较均匀。

3.3 影响 XT 街道街面接触型犯罪案件因素动态分析

基于 XT 街道街面接触型犯罪案件时空分布的分析结果,分别建立负二项回归模型对不同时段街面接触型犯罪案件的影响因素进行分析。3 个时期模型结果如表 2 所示。首先对各个时期模型的所有自变量进行共线性检验,发现 3 个时期模型各自最大 VIF 值分别为 2.13、2.03 和 2.09,通常情况下各自变量的 VIF 值均小于 10 时即可说明各自变量之间不存在严重的多重共线性^[31],即 3 个时期模型均通过了共线性检验,可以分别同时用于建模分析。其次各个时期的 α 值通过 LR 检验后均显著大于 0,说明数据具有显著的过离散的特征,所以相比于泊松回归模型,负二项回归模型的拟合效果更好。3 个时段的 AIC 指数存在差异,说明相同变量在不同时段模型中的拟合效果有所差别,表明划分时段研究 XT 街道街面接触型犯罪存在必要性。

微信人口在 3 个时期的模型中均在最高的置信水平下对 XT 街道的街面接触型犯罪存在正向影响,进一步表明微信人口代表的周遭人口能够很好地表征日常活动理论中的“潜在受害者”因素。对

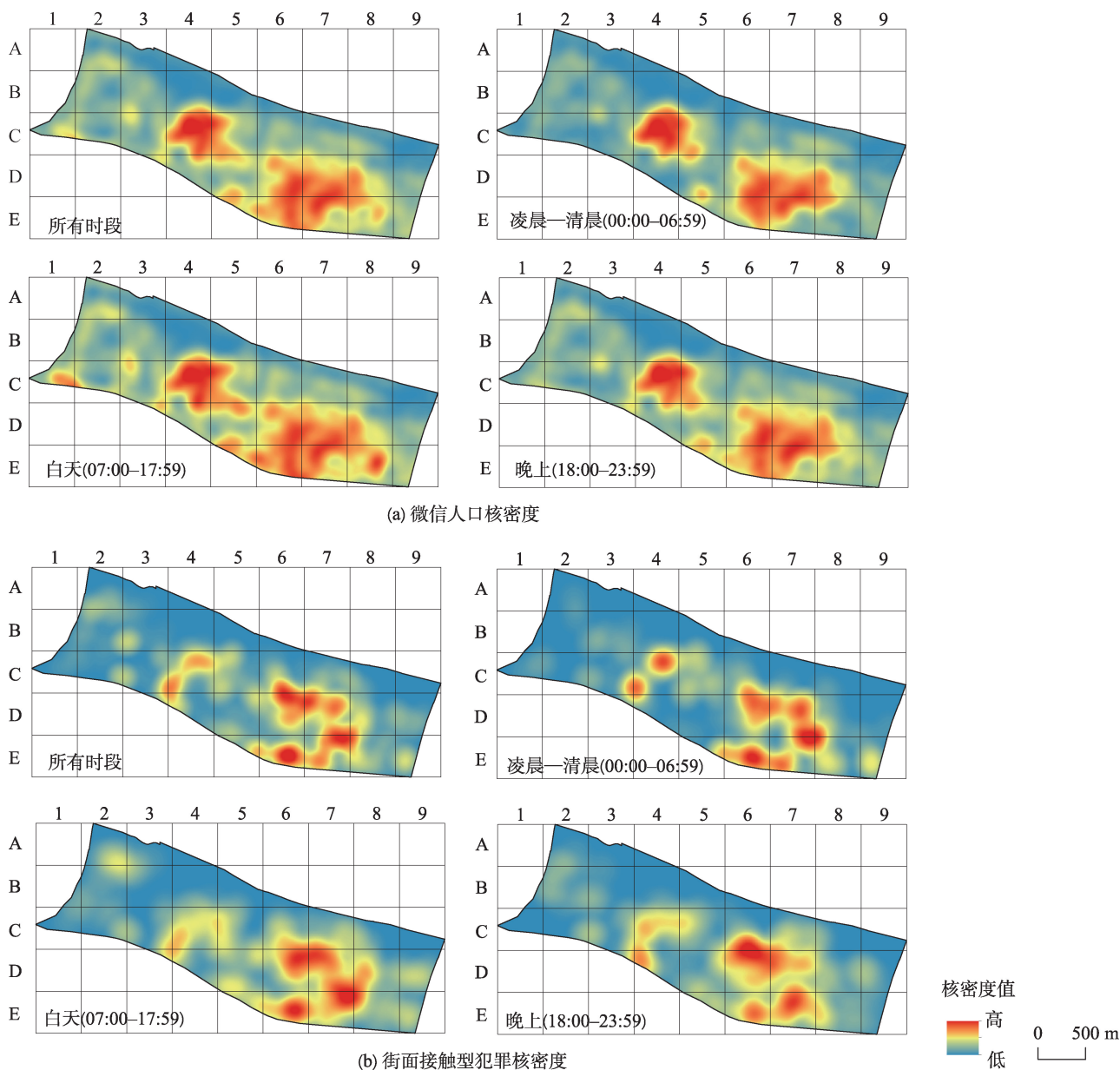


图4 不同时期XT街道街面接触型犯罪案件和微信人口核密度的空间分布

Fig. 4 Kernel density map of street contact crime and WeChat population for different time intervals

于犯罪者来说,在潜在受害者越聚集的地方,作案时的机会和选择的目标也越多,并且这种机制存在于3个时期。对比不同时期微信人口的IRR系数发现,假设其他变量不变,凌晨—清晨微信人口的边际作用最大,每增加一个单位的微信人口,街面接触型犯罪将增加13%,而白天时期和晚上时期的边际作用变小,表明“潜在受害者”在凌晨—清晨对于街面接触型犯罪的影响比其余时段的大。相比于其余时段,周遭人口在凌晨—清晨更容易成为潜在的受害者。

犯罪产生地和犯罪吸引地在不同时期对XT街

道的街面接触型犯罪存在不同的影响。餐饮点仅在晚上对街面接触型犯罪有显著的影响。中午和晚上是人们外出吃饭的高峰期,但是因为工作或者学习的需要,中午时外出吃饭的时间一般较短,所以相比于白天,晚上人们下班或者放学之后,在餐饮场所用餐的时间明显会更长,聚集的人口也会更多,给犯罪者更多的作案机会。而娱乐场所中的KTV和健身房分别对应在凌晨—清晨,以及白天对街面接触型犯罪有显著的影响;而休闲会所在凌晨—清晨,以及晚上均有显著影响。KTV一般营业至凌晨,而此时的顾客防范意识较低,容易发生街面

表1 变量的描述统计

Tab. 1 Descriptive statistics of dependent and independent variables

变量	平均值	方差	最小值	最大值
街面接触型犯罪数量/件				
00:00—06:59	1.16	7.34	0	29
07:00—17:59	1.12	2.77	0	9
18:00—23:59	1.08	4.50	0	15
微信人口(百人)				
00:00—06:59	7.21	44.16	0.29	33.12
07:00—17:59	29.34	427.87	0.80	97.16
18:00—23:59	17.37	178.59	0.64	65.53
餐饮点/个	0.70	1.62	0	8
网吧/个	0.08	0.13	0	3
健身房/个	0.02	0.02	0	1
KTV/个	0.01	0.08	0	2
休闲会所/个	0.06	0.07	0	2
购物场所/个	1.73	8.88	0	17
公交站点/个	0.19	0.25	0	3
与最近巡逻驻点的距离/km	0.37	0.11	0	1.34
平均房屋价格/百万元	2.53	0.52	0.87	5.29
道路长度/km	0.70	0.50	0	6.76

接触型犯罪案件;健身房作为最近几年新兴的娱乐场所,深受大学生欢迎,吸引了许多大学生在白天课余时间去做健身,运动后的疲惫感使得人的防护能力下降,使得犯罪者有作案的机会;晚上和凌晨时期是休闲会所在一天中顾客最多的时候,且顾客的财物暴露,人员复杂,其中就掺杂着有动机的犯罪

者,增大了街面接触型犯罪发生的风险。公交站点仅在晚上时期对街面接触型犯罪有显著影响,在晚上上下班时,经过一天工作后的疲惫感使得居民的防范意识下降,犯罪者更加容易作案。网吧和购物场所对XT街道的街面接触型犯罪的影响不显著。

与最近巡逻驻点的距离仅在晚上在95%的显著性水平下对街面接触型犯罪有显著的正向影响。这与社区民警的巡逻工作有关。根据实地调研以及与民警访谈后的结果,白天民警主要在社区警务室处理居民上访和邻居纠纷等事情。相比于凌晨和白天时期,社区民警在晚上外出巡逻的次数较多,在巡逻的过程中,民警对于犯罪者有震慑的作用,而距离巡逻驻点越远的地区,这种作用越弱,即“犯罪监管”缺失的程度也越大,犯罪者在实行犯罪时的风险越低,街面接触型犯罪案件的数量也越多。

4 结论与讨论

4.1 结论

本文以位于经济发达地区的ZG市XT街道为实验区,基于日常活动理论,利用微信热力图数据所代表的周遭人口来表征日常活动理论中的“潜在受害者”因素,首先定性地描述和识别了街道街面接触型犯罪的时空分布特征,然后利用负二项回归模型,划分精细的时段和空间单元,动态地分析街道街面接触型犯罪的影响因素。研究发现:

表2 不同时段街面接触型犯罪负二项回归模型结果

Tab. 2 Negative binomial regression model for different time intervals of street contact crime

变量	凌晨—清晨(00:00—06:59)		白天(07:00—17:59)		晚上(18:00—23:59)	
	B	IRR	B	IRR	B	IRR
常数	-2.05*	0.13	-1.02	0.36	-0.85	0.42
微信人口	0.12***	1.13	0.03***	1.03	0.04***	1.04
餐饮点	0.10	1.10	0.07	1.07	0.27***	1.31
网吧	-0.15	0.86	0.22	1.25	-0.34	0.70
健身房	-0.31	0.73	0.99*	2.69	0.08	1.08
KTV	1.22**	3.38	0.02	1.02	0.89	2.44
休闲会所	0.84*	2.31	0.22	1.25	0.77*	2.16
购物场所	0.02	1.02	0.03	1.03	-0.01	0.99
公交站点	0.34	1.43	0.24	1.28	0.64***	1.89
与最近巡逻驻点的距离	0.46	1.58	0.38	1.46	0.62*	1.86
平均房屋价格	0.15	1.17	-0.16	0.86	-0.31	0.73
道路长度	0.11	1.11	0.07	1.07	0.00	1.00
AIC	612.18		628.35		578.95	

注:***表示 $P < 0.001$,**表示 $P < 0.01$,*表示 $P < 0.05$,B为模型系数。

(1)街道街面接触型犯罪案件存在时空上的差异。在时间上,ZG市XT街道街面接触型犯罪在晚上是高发期,而在白天是低发期,并且在一天中的22:00—22:59数量达到最大值。在空间上,ZG市XT街道的街面接触型犯罪案件的热点区域主要聚集在城中村区域,并且其空间分布与微信人口的相似。

(2)动态的微信人口代表的周遭人口能很好地表征日常活动理论中的“潜在受害者”因素。相比于其他两个时期,“潜在受害者”在凌晨—清晨时期对于街面接触型犯罪的影响更大。

(3)不同场所对街面接触型犯罪的影响存在时间上的差异。总体上,餐饮点、健身房、KTV和休闲场所对街面接触型犯罪均有显著影响。具体来说,餐饮点在晚上对街面接触型犯罪存在显著的正向影响;KTV、健身房和公交站点分别对应应在凌晨—清晨、白天与晚上对街面接触型犯罪有显著的正向影响,而休闲会所在凌晨—清晨,以及晚上均有显著的影响。与最近巡逻驻点的距离仅在晚上时期显著影响街面接触型犯罪。

4.2 讨论

本文的结论与已有的研究存在一定的共性,均认为表征“有动机的犯罪者”的犯罪产生地和犯罪吸引地如餐饮点、KTV和休闲会所等对街面接触型犯罪也有显著的正向影响。然而,本文的结论与已有的研究也存在不同之处,一些研究表明与最近派出所的距离对于街面接触型犯罪存在负向影响^[19,32],这也可能是由于是“犯罪监管”的缺失程度片面衡量的结果。

街面接触型犯罪是受害者、犯罪者和犯罪监管的缺失在特定时空背景下聚集的结果。已有的研究多聚焦于“有动机犯罪者”因素对于街面接触型犯罪的影响,然而犯罪者和受害者都是街面接触型犯罪活动过程中的载体,二者对于街面接触型犯罪都有着重要的影响。在不同时段,微信热力图所反映人口在空间上聚集的差异与居民日常活动密切相关,而部分居民日常活动的场所吸引和聚集了有动机的犯罪者,使得居民有可能成为潜在的受害者,二者在时空中的相遇容易引起街面接触型犯罪的发生。本文弥补了已有研究的不足,主要创新包括:①划分精细的网格和时段,在微观空间尺度下基于“潜在受害者”日常活动的视角研究街面接触型犯罪的影响因素;②运用具有较高时空分辨率以及较高人口覆盖度的微信热力图数据所代表的周

遭人口来表征“潜在受害者”,弥补了已有研究运用的数据的局限性;③优化了“犯罪监管的缺失”的衡量,把警察巡逻的驻点考虑到了街面接触型犯罪的影响因素当中。

本文的研究结论可为警方的部署提供参考依据,根据街面接触型犯罪的时空分布特征以及不同时段中人口密度和不同场所对街面接触型犯罪的影响规律,制定具有针对性的日常警务巡逻方案,打击犯罪。另外,近年来国内一些学者利用大数据和机器学习的方法,结合历史犯罪数据和POI数据进行犯罪预测,取得了一些成果^[33-34],但由于缺乏动态的人口分布数据,没有考虑潜在受害者对于犯罪预测的影响,使得预测的精度一直受到限制。在未来,可以尝试加入微信热力图作为动态的人口分布数据进行犯罪预测,或许能提高预测精度。然而本文也存在一定的不足之处,如“犯罪监管的缺失”的衡量虽然相比于已有的研究增加了民警的巡逻机制,但是其他类型的犯罪监管如视频监控和街面照明等环境因素,由于该类型数据难以获取而并未纳入分析;研究区域只选择了ZG市中的一个街道,其内部人口的流动以及居民的日常活动必然与相邻的街道有密切的联系,而本文没有考虑到XT街道以外的社会和区域环境对于XT街道的街面接触型犯罪的影响等。这些问题仍然需要未来更加深入的研究。

参考文献(References):

- [1] 姜超,唐焕丽,柳林.中国犯罪地理研究述评[J].地理科学进展,2014,33(4):561-573. [Jiang C, Tang H L, Liu L. Review of crime geography in China[J]. Progress in Geography, 2014,33(4):561-573.]
- [2] Brantingham P L, Brantingham P J. Environmental Criminology[M]. Beverly Hills, CA: SAGE Publications, 1981.
- [3] 徐冲,柳林,周素红,等. DP半岛街头抢劫犯罪案件热点时空模式[J].地理学报,2013,68(12):1714-1723. [Xu C, Liu L, Zhou S H, et al. The spatio-temporal patterns of street robbery in DP peninsula[J]. Acta Geographica Sinica, 2013,68(12):1714-1723.]
- [4] 徐冲,柳林,周素红. DP半岛街头抢劫案件的临近重复发生模式[J].地理研究,2015,34(2):384-394. [Xu C, Liu L, Zhou S H. Patterns of near-repeat street robbery in DP peninsula[J]. Geographical Research, 2015,34(2):384-394.]
- [5] 毛媛媛,丁家骏.抢劫与抢夺犯罪行为时空分布特征研究——以上海市浦东新区为例[J].人文地理,2014,29(1):49-54. [Mao Y Y, Ding J J. Study on spatial-temporal pat-

- terns of robbery and snatch:a case study of PUDONG new area,SHANG Hai[J]. Human Geography, 2014,29(1): 49-54.]
- [6] Stucky T D, Ottensmann J R. Land use and violent crime [J]. Criminology, 2009,47(4):1223-1264.
- [7] 郑文升,卓蓉蓉,罗静,等.基于空间句法的武汉城区“两抢一盗”犯罪分布环境[J].地理学报,2016,71(10):1710-1720. [Zheng W S, Zhuo R R, Luo J, et al. The distribution environment of robbery, snatch and theft crime based on space syntax:a case study of the central area of Wuhan [J]. Acta Geographica Sinica, 2016,71(10):1710-1720.]
- [8] 刘大千,宋伟,修春亮.长春市“两抢两盗”犯罪的空间分析[J].地理科学,2014,34(11):1344-1352. [Liu D Q, Song W, Xiu C L. Spatial analysis on robbery, forcible seizure, vehicle theft and burglary in Changchun[J]. Scientia Geographica Sinica, 2014,34(11):1344-1352.]
- [9] Cohen L E, Felson M. Social change and crime rate trends: A routine activity approach[J]. American Sociological Review, 1979,44(4):588-608.
- [10] 徐冲,柳林,周素红,等.微观空间因素对街头抢劫影响的空间异质性——以DP半岛为例[J].地理研究,2017,36(12):2492-2504. [Xu C, Liu L, Zhou S H, et al. Spatial heterogeneity of micro-spatial factors' effects on street robberies: A case study of DP peninsula[J]. Geographical Research, 2017,36(12):2492-2504.]
- [11] Quick M. Multiscale spatiotemporal patterns of crime: A Bayesian cross-classified multilevel modelling approach [J]. Journal of Geographical Systems, 2019,21(3):339-365.
- [12] Boggs S L. Urban crime patterns[J]. American Sociological Review, 1965,30(6):899-908.
- [13] 肖露子,柳林,周素红,等.ZG市工作日地铁站点扒窃案件的时空分布及其影响因素[J].地理科学,2018,38(8): 1227-1234. [Xiao L Z, Liu L, Zhou S H, et al. Spatio-temporal pattern of pickpocketing at subway stations on weekdays of ZG city and its influencing factors[J]. Scientia Geographica Sinica, 2018,38(8):1227-1234.]
- [14] Feng J, Liu L, Long D, et al. An examination of spatial differences between migrant and native offenders in committing violent crimes in a large Chinese city[J]. ISPRS International Journal of Geo-information, 2019,8(3):119-137.
- [15] Malleon N, Andresen M A. Exploring the impact of ambient population measures on London crime hotspots[J]. Journal of Criminal Justice, 2016,46:52-63.
- [16] Hanaoka K. New insights on relationships between street crimes and ambient population: Use of hourly population data estimated from mobile phone users' locations[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 2016,45(2):295-311.
- [17] Wang X, Gerber M S. Automatic crime prediction using events extracted from Twitter Posts[J]. Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction, 2012,7227: 231-238.
- [18] Malleon N, Andresen M A. Spatio-temporal crime hotspots and the ambient population[J]. Crime Science, 2015, 4(1):1-8.
- [19] Song G, Liu L, Bernasco W, et al. Testing indicators of risk populations for theft from the person across space and time: The significance of mobility and outdoor activity[J]. Annals of the American Association of Geographers, 2018,108(5):1370-1388.
- [20] 申犁帆,王焱,张纯,等.轨道站点合理步行可达范围建成环境与轨道通勤的关系研究——以北京市44个轨道站点为例[J].地理学报,2018,73(12):2423-2439. [Shen L F, Wang Y, Zhang C, et al. Relationship between built environment of rational pedestrian catchment areas and URT commuting ridership: Evidence from 44 URT stations in Beijing[J]. Acta Geographica Sinica, 2018,73(12):2423-2439.]
- [21] 腾讯,2018 微信年度数据报告[ED / OL].[2019-01-09]. http://www.xinhuanet.com/zgjx/2019-01/10/c_137732668.htm. [Tencent. 2018 WeChat Annual Data Report [ED/OL].[2019-01-09].http://www.xinhuanet.com/zgjx/2019-01/10/c_137732668.htm.]
- [22] Griffith D A, Amrhein C G, Desloges J R. Statistical analysis for geographers[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999,94(466):654.
- [23] Brantingham P, Brantingham P. Criminality of place[J]. European Journal on Criminal Policy and Research, 1995, 3(3):5-26.
- [24] 申犁帆,张纯,李赫,等.城市轨道交通通勤与职住平衡状况的关系研究——基于大数据方法的北京实证分析[J].地理科学进展,2019,38(6):791-806. [Shen L F, Zhang C, Li H, et al. Relationship between urban rail transit commuting and jobs-housing balance: An empirical analysis from Beijing based on big data methods[J]. Progress in Geography, 2019,38(6):791-806.]
- [25] 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 G W, Xiao L Z, Zhou S H, et al. Impact of residents' routine activities on the spatial-temporal pattern of theft from person[J]. Acta Geographica Sinica, 2017,72(2):356-367.]
- [26] 柳林,杜方叶,肖露子,等.不同类型道路密度对公共空间盗窃犯罪率的影响——基于ZG市的实证研究[J].人文地理,2017,32(6):32-38. [Liu L, Du F Y, Xiao L Z, et al. The density of various road types and larceny rate: An

- empirical analysis of ZG city[J]. *Human Geography*, 2017,32(6):32-38]
- [27] 杨刚斌,柳林,何深静,等.广州门禁小区入室盗窃受害率与内部环境分析[J]. *人文地理*,2016,31(3):45-51. [Yang G B, Liu L, He J S, et al. Community environmental factor analysis of burglary victimization in gated community in Guangzhou[J]. *Human Geography*, 2016, 31(3):45-51.]
- [28] 肖露子,柳林,宋广文,等.基于理性选择理论的社区环境对入室盗窃的影响研究[J]. *地理研究*,2017,36(12):2479-2491. [Xiao L Z, Liu L, Song G W, et al. Impacts of community environment on residential burglary based on rational choice theory[J]. *Geographical Research*, 2017,36(12):2479-2491.]
- [29] 陈强.高级计量经济学及Stata应用[M].北京:高等教育出版社,2010. [Chen Q. *Advanced econometrics and stata applications*[M]. Beijing: Higher Education Press, 2010.]
- [30] Berk R, Macdonald J M. Overdispersion and poisson regression[J]. *Journal of Quantitative Criminology*, 2008,24(3):269-284.
- [31] Bernasco W, Block R. Robberies in Chicago: A block-level analysis of the influence of crime generators, crime attractors, and offender anchor points[J]. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 2011,48(1):33-57.
- [32] Helbich M, Jokar Arsanjani J. Spatial eigenvector filtering for spatiotemporal crime mapping and spatial crime analysis[J]. *Cartography and Geographic Information Science*, 2015,42(2):134-148.
- [33] 王雨晨,过仲阳,王媛媛.基于随机森林的犯罪风险预测模型研究[J]. *华东师范大学学报(自然科学版)*,2017(4):89-96. [Wang Y C, Guo Z Y, Wang Y Y. A forecasting model of crime risk based on random forest[J]. *Journal of East China Normal University (Natural Science Edition)*, 2017(4):89-96.]
- [34] 柳林,刘文娟,廖薇薇,等.基于随机森林和时空核密度方法的不同周期犯罪热点预测对比[J]. *地理科学进展*, 2018,37(6):761-771. [Liu L, Liu W J, Liao W W, et al. Comparison of random forest algorithm and space-time kernel density mapping for crime hotspot prediction[J]. *Progress in Geography*, 2018,37(6):761-771.]