

# 基于局部聚类的网络 Voronoi 图生成方法研究

余 冰<sup>1</sup>, 叶信岳<sup>2</sup>, 房会会<sup>3</sup>, 吴 玲<sup>4</sup>, 朱欣焰<sup>1</sup>, 程叶青<sup>5</sup>

(1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079; 2. 肯特州立大学地理系, 肯特 俄亥俄州 44242, 美国; 3. 河南大学黄河文明与可持续发展研究中心, 河南 开封 475003; 4. 中南财经政法大学刑事司法学院, 湖北 武汉 430073; 5. 海南师范大学地理与旅游学院, 海南 海口 571158)

**摘要:** 提出一种将网络约束下的 Voronoi 和空间聚类相结合的方法, 通过构造局部的聚类分析方法对网络边进行加权, 根据实际的点过程性质可以把权重定义为加权或者乘权, 进行标准化后与道路段本身长度融合进行计算, 依此生成网络 Voronoi 图, 以期理解城市街道的空间特性。以武汉市江汉区为例, 对城市网格管理系统产生的城市事件进行算法验证, 结果表明, 该方法提供了一种灵活的网络约束下的服务区域划分工具, 可用于基于网络空间点过程影响下的服务区域划分, 也可用于系统性地定量刻画城市管理的动态特性。

**关 键 词:** 网络 Voronoi 图; 局部 Moran's  $I$  统计量; 加权边; 局部聚类

**中图分类号:** P91      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-0690(2015)05-0637-07

街道是在社会经济长期作用下形成的, 其体现了政策和文化对城市形态演变的影响<sup>[1]</sup>。在现代城市区域, 公共设施或商家的密集分布使得精细化的空间分析变得日趋重要<sup>[2]</sup>。2000年以来, 网络研究在自然科学和社会科学领域都越来越受到重视<sup>[3]</sup>。在城市管理方面, 就有大量文献研究交通事故在道路网约束下的空间聚集情况<sup>[4-6]</sup>。任何以街道地址表达的地理实体和现象本质上都被街道网路所约束<sup>[7]</sup>, 而这种约束使得传统基于二维欧氏空间的分析方法运用到网络空间下时会产生系统性的偏差<sup>[8]</sup>。例如: Ripley's  $K$  函数<sup>[9]</sup>(一种广泛应用于空间点过程的聚类检测方法)对沿网路分布的事件进行分析时, 会系统性的高估或低估聚集程度<sup>[10]</sup>。

精细尺度的空间分析涉及犯罪学、生态学、经济学、流行病学、地理学、历史学、规划学等学科领域<sup>[11-18]</sup>。空间聚类分析已经成为了地理分布模式探测研究的主要课题<sup>[7]</sup>。城市管理人员(如交通管理人员和警员)同样希望能准确探测交通事故和街道犯罪事件的热点和冰点<sup>[19]</sup>。根据研究目的, 空间聚类分析方法可分为一般性检验、集中性检验和

聚类检测三大类<sup>[20]</sup>。20世纪90年代以来, 很多研究将这些空间点过程分析延伸至网络空间中<sup>[21]</sup>。Okabe等将 $K$ 函数引入到网络空间中并给出其算法实现<sup>[22]</sup>, 并将其延伸到非匀质的网络上<sup>[23]</sup>。Yamada等提出一种网络约束下的局部聚类方法(LINCS), 即将局部 $K$ 函数、局部Moran's  $I$ 统计量等一系列局部聚类分析手段扩展到网络空间, 研究沿网络分布网事件的聚集模式<sup>[7,8]</sup>。LINCS方法包括在网络空间内下的局部 $K$ 函数, 局部Moran's  $I$ 统计量以及局部 $G$ 统计量。也有学者对网络约束下的核密度估计方法进行研究<sup>[24,25]</sup>, 并应用于交通事故<sup>[26]</sup>和路网演变分析<sup>[27]</sup>。

Voronoi图的研究可追溯到Voronoi的开创性工作<sup>[28]</sup>。在实际场景中, 加权和乘权经常被加以利用来对现实世界中的各种限制条件进行建模<sup>[29-31]</sup>。Voronoi图也可以用于表达空间意象模式<sup>[32]</sup>。类似于空间点过程, 基于二维欧氏空间的Voronoi图并不适应于街道情况的区域划分, 因此把Voronoi图扩展到网络空间成为近年来学者们研究的一个重点。Okabe等提出了广义网络Voronoi图<sup>[2]</sup>, 其中距离被定义为向内(向外)距离以及加权(乘权)最短路

收稿日期: 2014-01-29; 修订日期: 2014-04-11

**基金项目:** 国家自然科学基金(41271401)、国家科技支撑计划项目(2012BAH35B03)、中央高校基本科研业务费项目(2722013JC030)、中南财经政法大学2012年引进人才项目(31541210702)项目资助。

**作者简介:** 余 冰(1987-), 男, 湖北黄石人, 博士研究生, 主要从事空间数据挖掘与分析研究。E-mail: coolnanjizhou@163.com

**通讯作者:** 程叶青, 副研究员。E-mail: yqcheng@iga.ac.cn

径距离。网络约束下的 Voronoi 图已经被广泛应用于基于位置服务的最短临近查询<sup>[33-35]</sup>以及规划分析中<sup>[29,36,37]</sup>。Sato 进一步设计了针对线和多边形的网络最临近距离方法<sup>[38]</sup>。本文的主要目的是设计并实现一种新的网络 Voronoi 图(N-VDs),其加权边的确定是基于事件沿街道网络分布情况,边的权重由局部 Moran's  $I$  方法计算得到(简称这种 Voronoi 图为 N-ILINCS-VD)。由于空间点过程本身是概率性的,因此难以利用空间优化方法<sup>[39,40]</sup>通过设定一系列固定的条件进行求解。N-ILINCS-VD 提供了一种量化地结合空间点过程来对服务区域进行划分的工具。

## 1 算法基础

在平面上定义无向网络  $N=(V, L)$ , 其中  $V$  为节点集合,  $L$  为边集合。定义两种点集: 第一种为站点  $P=\{p_1, \dots, p_m\}$ , 另外一种为事件点  $E=\{e_1, \dots, e_n\}$ 。  $P$  为在网络上的一个固定点集, 而  $E$  则服从定义在  $N$  之上的某种概率密度分布函数  $f(x)$ , 沿网络进行分布<sup>[19]</sup>。

### 1.1 网络 Voronoi 图

Voronoi 图已经被广泛运用于基于离散点集合的空间分解<sup>[41,42]</sup>, 其传统的距离定义为点之间的欧式距离。一般型 Voronoi 图通过对于任意两点之间的等距分割将二维连续空间划分为闭合的子空间, 称为 Voronoi 单元。一般型平面 Voronoi 图可定义为一个多边形的集合  $V_{or}=\{V_1, \dots, V_n\}$ , 其中多边形  $V_i$  内任一点  $v$  距站点集合  $P$  最近的点即为站点  $p_i$ , 可表达为:

$$V_i = \{v | d(v, p_i) \leq d(v, p_j), j \neq i, j = 1, \dots, n\} \quad (1)$$

其中,  $d(v, p_i)$  和  $d(v, p_j)$  分别为点  $v$  到站点  $p_i$  和  $p_j$  的欧式距离。网络 Voronoi 图(N-VD)使用网络间的最短路径  $d_s(v, p_i)$  取代欧式距离。因此, N-VD 由一系列子网络  $V_{or}N=\{VN_1, \dots, VN_n\}$  组成, 其中, 子网络  $VN_i$  可表示为:

$$VN_i = \{v | d_s(v, p_i) \leq d_s(v, p_j), j \neq i, j = 1, \dots, n\} \quad (2)$$

其中,  $d_s(v, p_i)$  和  $d_s(v, p_j)$  分别为点  $v$  到站点  $p_i$  和  $p_j$  的网络最短距离。Okabe 等给出了对于线、多边形和点集的其他种类的 N-VD 构造方法, 并且进一步定义了第  $k$  临近 N-VD<sup>[2]</sup>。

### 1.2 网络约束下的局部 Moran's $I$ 统计量

Moran's  $I$  统计量<sup>[43]</sup>在空间自相关的测量方面运用非常广泛。Anselin 由此开发了局部 Moran's  $I$

统计量<sup>[44]</sup>。对于区域  $i$ , 局部  $I_i$  统计量定义为:

$$I_i = z_i \sum_j w_{ij} z_j \quad (3)$$

式中,  $z_i, z_j$  为  $i, j$  区域的标准化值。  $w_{ij}$  为空间权重矩阵第  $i$  行第  $j$  列的元素值。权重矩阵  $W$  代表网络边之间的连接性质, 常用的有基于邻接关系和基于距离关系 2 种构造类型, 其中邻接型矩阵基于边之间是否有接触节点来定义是否连接; 而距离型矩阵则根据 2 条边长中点之间的距离与阈值比较判断两条边是否连接。局部  $I$  统计量的正值和负值分别代表正和负的空间自相关性。Anselin 进一步提出了利用随机模拟方法对  $I$  统计量的显著性进行衡量的方法<sup>[44]</sup>。

## 2 基于权重边的网络 Voronoi 图

基于前述局部 Moran's  $I$  方法, 设计并实现一种基于权重边的 N-VD 方法, 根据网络约束局部 Moran's  $I$  方法计算边的权重, 记为 N-ILINCS-VD。

### 2.1 网络预处理

网络预处理的 3 个子步骤构成。首先, 网络中的边都被分为相同长度的线段。线段长度由应用需求决定, 线段越短则计算复杂度越高。然后, 将事件点集合  $E$  投影到网络中, 每一个事件点  $s_i$  映射到离其最近的边。最后, 对落在每条边的事件数目进行累积, 将其累计数记录为这条边的一个属性, 进行局部 Moran's  $I$  统计量的计算。

网络被存储为一个嵌套的字典结构。第一层的键值代表事件点集  $E$  中的点  $e_i$ , 而其值为另一个字典, 存储  $e_i$  到网络上其他节点的距离。

### 2.2 聚类程度计算

网络中每条边的聚类程度由局部 Moran's  $I$  方法计算产生。网络局部 Moran's  $I$  计算直接扩展于平面局部 Moran's  $I$ , 指数计算和模拟过程不变, 主要区别在于构建网络约束下的空间权重矩阵。根据网络拓扑结构或者网络距离, 分别计算得出邻接型和距离型的空间权重矩阵。对应每条边计算得出一组值, 包括  $I$  值,  $I$  期望值, 标准差,  $p$  值以及  $z$  值。因为在 2.1 节中网络被等分为短的线段集合, 而城市管理事件一般在较小的尺度内聚集, 本文使用邻接型矩阵来进行局部 Moran's  $I$  计算, 后续工作将探讨不同阈值情况空间权重矩阵对结果的影响。

### 2.3 权重边的标准化和转换

定义标准化区间  $R=[r_{\min}, r_{\max}]$ , 用以控制事件点

集  $E$  对 Voronoi 图的影响程度。 $r_{\max}$  和  $r_{\min}$  分别为最大和最小权值,代表影响程度的上下界限。标准化过程通过标准化函数  $f$  实现,其输入值为原始聚集程度序列  $(C=c_1, \dots, c_n)$ ,输出结果为标准化值的聚集程度序列  $C_N(C_N=c'_1, \dots, c'_n)$ 。本文主要研究边自身的聚集程度,而  $I$  值反映单元本身与其周围值的相关性,因此选择局部 Moran's  $I$  输出中的  $z$  值而不是  $I$  值作为输入值集合。线性映射定义为:

$$c'_i = (c_i - a) / (b - a) \times (r_{\max} - r_{\min}) + r_{\min} \quad (4)$$

其中,  $[a, b]$  为原始聚集值区间,没有显著聚集趋势的边被排除在标准化计算之外。因此,对于没有显著聚集趋势的边,若权重定义为加权,其权值为 0;如权重定义为乘权,其权值为 1。

在标准化之后,使用该算法遍历该边集合  $L(L=l_1, \dots, l_n)$ ,产生新的权值边集合  $L_T(L_T=l'_1, \dots, l'_n)$ 。如果权重定义为加权,则将边长做如下转换:

$$l'_i = c'_i + l_i \quad (5)$$

若权重定义为乘权,则有:

$$l'_i = c'_i \times l_i \quad (6)$$

为避免计算过程中边长为负值,  $l'_i$  值强制大于等于 0。此转换只有在边长对应的  $p$  值显著的条件才进行。新的边长集合  $L_T$  将原始网络  $N$  转换为  $N_T$ 。N-ILINCS-VD 的边长  $d_{WT}$  重新定义为:

$$d_{WT}(v, p_i) = a_i d_{ST}(v, p_i) + b_i \quad (7)$$

其中,  $a_i$  和  $b_i$  分别为站点  $p_i$  的乘权和加权。转换后,网络  $N_T$  上最短路径  $d_{ST}(v, p_i)$  以距离的形式融入边的权值。

## 2.4 网络 Voronoi 图构建

网络 Voronoi 图输入为通过上述计算得出的

加权后网络  $N_T$  和站点集合  $P$ 。首先计算每个站点  $p_i$  的最短路径树  $T_i$ 。然后遍历节点集合  $V$ ,利用最短路径树集合  $T=(T_1, \dots, T_m)$  中计算距离每个节点  $v_i$  最近的站点。最后,遍历边集合  $L$ ,如果边的两 endpoints 最近站点相同( $p_k$ ),则这条边被分至  $p_k$  的 Voronoi 单元。如果不相同,则将此边进行分割,以满足在分割点处到 2 个站点等距的条件。网络 Voronoi 划分计算实现过程可参见[2,45]。

## 3 案例分析

### 3.1 研究区域背景

中国的快速现代化进程使得对于大城市管理人员的需求激增。数字城市管理系统解决了监测、处理和管理发生在城市区域的不同种类事件,有效地促进了城市管理的效率。江汉区位于汉口中心区域长江北岸,面积为 33.43 km<sup>2</sup>。它是武汉市 7 个重要城市区域之一,同时也是最繁荣的一个。江汉区于 2005 年成为中国首批开通数字管理系统的区域。经过多年的运行,系统累计了大量历史事件数据。本研究使用 2011 年 4 月份的占道经营数据。图 1a 展示事件分布情况,可看出,事件发生具有沿道路网络分布的趋势。这表明基于二维平面的服务区域划分对于这种情况并不适合。本研究人工添加 10 个资源站作为案例研究中的站点,以构建 2 种 N-WL-VD 方法,并分别考虑乘权和加权的情况,以对比两者结果。本研究关注的是结合基于局部聚类分析的权重边,因此忽略站点本身的权重。

### 3.2 网络预处理

经过预处理后,网络被划分为成 200 m 等长的

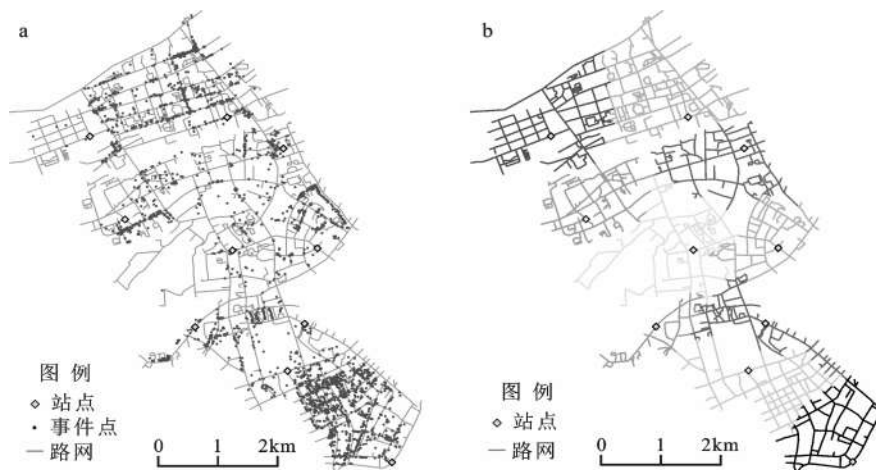


图 1 事件和站点空间分布(a)、一般网络 Voronoi (b)

Fig. 1 Event and generator distribution(a) and the ordinary network Voronoi diagram(b)



边。映射过程将事件点映射到最近的边上。图 1b 显示了没有引入权重的一般网络 Voronoi 图。

### 3.3 N-ILINCS-VD

空间权重矩阵的选择是根据基于节点的局部 Moran's  $I$  的计算。显著性水平设为 0.05, 而模拟次数设为 999 次。在实际应用过程中, 显著性水平的选择根据不同的边实现对应的检验。大多数情况下我们选择 Bonferroni 调整。

图 2 显示了局部 Moran's  $I$  的计算结果。44.16% 的边聚集程度不显著, 其他模式从分布概率高到低排列为: 41.07% 的边属于低低聚集模式, 6.73% 低高聚集, 5.01% 高高聚集以及 3.03% 高低聚集。通过 Moran's  $I$  计算得出的  $z$  值在区间  $[-0.21, 16.04]$  中。

图 3 说明了线性标准化的加权和乘权结果。

加权的标准化区域设定为  $[-50, 50]$ , 乘权的标准化区域设定为  $[0.5, 1.5]$ 。与原始 N-VD 方法结果 (图 1b) 比较, 视觉上明显的差异区域用椭圆做出标记。

## 4 结论与讨论

网络空间为局部尺度空间分析提供了更为精确的一种视角来观察受网络制约的社会经济活动对于城市地区结构和模式的影响。本文结合网络约束下的局部聚类方法提出一种网络 Voronoi 图 N-ILINCS-VD, 将通过局部 Moran's  $I$  方法计算得出的聚集程度进行加权或乘权, 并经过标准化和转换形成权值边, 最后进行网络 Voronoi 图的构建。案例分析证明这种网络约束下的 Voronoi 图

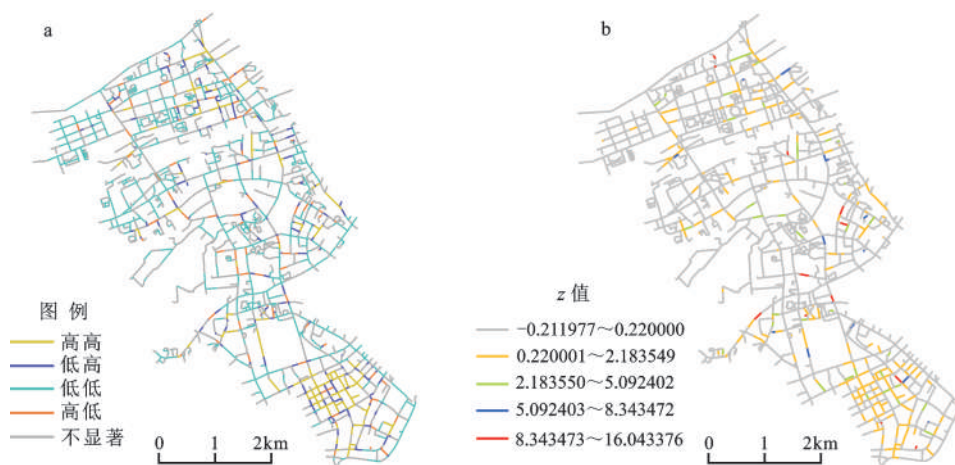


图 2 Moran's  $I$  方法的结果 (a) 局部聚集模式分布和 (b)  $z$  值分布

Fig. 2 Results of local Moran's  $I$  method: (a) local clustering pattern and (b)  $z$  value distribution

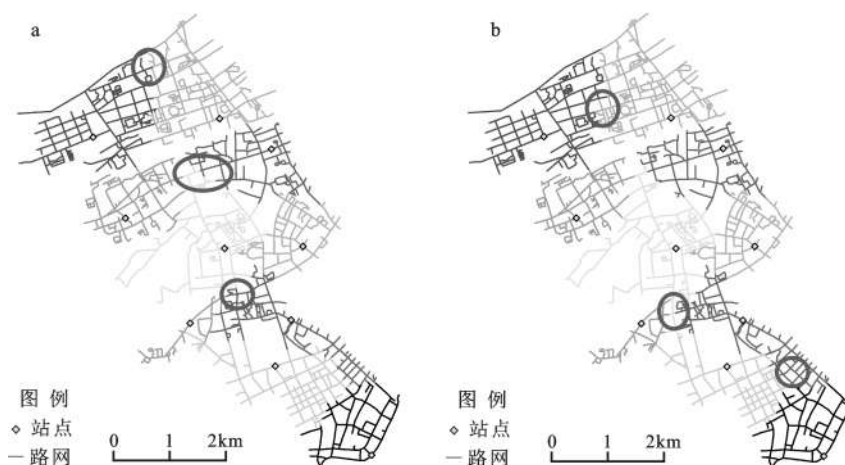


图 3 线性标准化 N-ILINCS-VD 方法 (a) 加权边和 (b) 乘权边

Fig. 3 N-ILINCS-VD with linear normalization (a) additively weighted and (b) multiplicatively weighted

可以有效地抓住潜在的空间点过程特征。在该方法中,蒙特卡洛模拟过程决定了聚类的统计显著性,只有 $p$ 值显著的边进入权重计算过程。标准化区间决定了聚类程度关于权重的影响。加权反映的是边属性的相加约束,乘权更反映的是对于边的整体影响程度。

N-ILINCS-VD提供了一种资源配置的可视化分析手段,可以延伸到涉及街道级别的管理、规划等许多应用上。其考虑了城市事件在网络空间上的聚集模式,使得城市管理者针对不同路段因地制宜,辅助制定合理的管理资源分配策略。N-ILINCS-VD参数的选择需要与特定应用的物理意义相对应,并为参数选择制定相应的评价方法。除此之外,也可考虑环境因素的影响,例如交通条件带来的影响。注意到本文使用的局部聚类方法在本质上都属于探索性空间数据分析的范畴,其可以挖掘隐藏在空间数据中的关系、模式和趋势,而无需过多的先验知识和假设。在后续研究中,需要基于本项工作,加入人口经济变量等辅助数据,利用空间统计方法做进一步的建模对网络边设定权重。科研工作大多依赖合适的工具来对各种理论模型进行试验。高配置电脑现如今已十分廉价,使得很多复杂的计算日常化。本文工具是利用 Python 在开源环境下编写,研究人员可以自己选择调整不同模型来不断加深对数据的理解,这也是本研究目的所在。

## 参考文献:

- [1] Wheeler J O. Social interaction and urban space[M]//Albaum M. Geography and contemporary issues: Studies of relevant problems. New York: John Wiley & Sons, 1973: 303-308.
- [2] Okabe A, Satoh T, Furuta T, et al. Generalized network Voronoi diagrams: Concepts, computational methods, and applications[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2008, 22(9): 965-994.
- [3] Borgatti S P, Mehra A, Brass D J, et al. Network analysis in the social sciences[J]. Science, 2009, 323(5916): 892-895.
- [4] Jones A P, Langford I H, Bentham G. The application of K-function analysis to the geographical distribution of road traffic accident outcomes in Norfolk, England[J]. Social Science & Medicine, 1996, 42(6): 879-885.
- [5] Steenberghen T, Dufays T, Thomas I, et al. Intra-urban location and clustering of road accidents using GIS: A Belgian example[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2004, 18(2): 169-181.
- [6] Eckley D C, Curtin K M. Evaluating the spatiotemporal clustering of traffic incidents[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2013, 37: 70-81.
- [7] Yamada I, Thill J. Local Indicators of Network-Constrained Clusters in Spatial Point Patterns[J]. Geographical Analysis, 2007, 39(3): 268-292.
- [8] Yamada I, Thill J. Local Indicators of Network-Constrained Clusters in Spatial Patterns Represented by a Link Attribute[J]. Annals of the Association of American Geographers, 2010, 100(2): 269-285.
- [9] Ripley B D. The Second-Order Analysis of Stationary Point Processes[J]. Journal of Applied Probability, 1976, 13(2): 255-266.
- [10] Lu Y, Chen X. On the false alarm of planar K-function when analyzing urban crime distributed along streets[J]. Social Science Research, 2007, 36(2): 611-632.
- [11] 吴玉鸣, 徐建华. 中国区域经济增长集聚的空间统计分析[J]. 地理科学, 2004, 24(6): 654-659.
- [12] 陈刚强, 李 郇, 许学强. 中国城市人口的空间集聚特征与规律分析[J]. 地理学报, 2008, 63(10): 1045-1054.
- [13] 陈彦光. 基于 Moran 统计量的空间自相关理论发展和方法改进[J]. 地理研究, 2009, 28(6): 1449-1463.
- [14] 郭福涛, 胡海清, 马志海. 应用空间点模式方法研究大兴安岭雷击火空间分布格局[J]. 生态学报, 2009, 29(12): 6741-6747.
- [15] 陈江平, 张兰兰, 余远剑, 等. 利用空间自相关的中国内陆甲型 H1N1 流感疫情分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(11): 1363-1366.
- [16] 陆 娟, 汤国安, 张 宏, 等. 犯罪热点时空分布研究方法综述[J]. 地理科学进展, 2012, 31(4): 419-425.
- [17] 王培安, 白永平, 郭金仙, 等. 甘肃围产儿病例时空聚集探测方法的多模型比较分析[J]. 地理科学, 2012, 32(11): 1410-1416.
- [18] 叶 浩, 张 鹏, 濮励杰. 中国建设用地与区域社会经济发展关系的空间计量研究[J]. 地理科学, 2012, 32(2): 149-155.
- [19] Okabe A, Satoh T, Sugihara K. A kernel density estimation method for networks, its computational method and a GIS-based tool[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2009, 23(1): 7-32.
- [20] Besag J, Newell J. The Detection of Clusters in Rare Diseases[J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society), 1991, 154(1): 143-155.
- [21] Flahaut B, Mouchart M, Martin E S, et al. The local spatial autocorrelation and the kernel method for identifying black zones: A comparative approach[J]. Accident Analysis & Prevention, 2003, 35(6): 991-1004.
- [22] Okabe A, Okunuki K. A Computational Method for Estimating the Demand of Retail Stores on a Street Network and its Implementation in GIS[J]. Transactions in GIS, 2001, 5(3): 209-220.
- [23] Okabe A, Satoh T. Uniform network transformation for points pattern analysis on a non-uniform network[J]. Journal of Geographical Systems, 2006, 8(1): 25-37.
- [24] Xie Z, Yan J. Kernel Density Estimation of traffic accidents in a network space[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2008, 32(5): 396-406.

- [25] Sugihara K, Satoh T, Okabe A. Simple and unbiased kernel function for network analysis[C]. Meiji University, Meiji, Japan: IEEE Circuits and Systems Society, 2010.
- [26] Loo B P Y, Shenjun Y, Jianping W. Spatial point analysis of road crashes in Shanghai: A GIS-based network kernel density method[C]. The 19th International Conference on GeoInformatics, Shanghai, China: IEEE, 24-26 June, 2011: 1-6.
- [27] 刘 锐, 胡伟平, 王红亮, 等. 基于核密度估计的广佛都市区路网演变分析[J]. 地理科学, 2011, **31**(1): 81~86.
- [28] Voronoi G. Nouvelles applications des paramètres continus à la théorie des formes quadratiques. Deuxième mémoire. Recherches sur les paralléloèdres primitifs[J]. Journal für die reine und angewandte Mathematik (Crelles Journal), 1908, (134): 198-287.
- [29] 闫卫阳, 郭庆胜, 李圣权. 基于加权 Voronoi 图的城市经济区分方法探讨[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2003, (4): 567~571.
- [30] Galvão L C, Novaes A G N, Souza De Cursi J E, et al. A multiplicatively-weighted Voronoi diagram approach to logistics districting[J]. Computers & Operations Research, 2006, **33**(1): 93-114.
- [31] Dong P. Generating and updating multiplicatively weighted Voronoi diagrams for point, line and polygon features in GIS[J]. Computers & Geosciences, 2008, **34**(4): 411-421.
- [32] 胡志勇, 何建邦, 柯正谊. 地理空间意象模式的 Voronoi 模型[J]. 地理科学, 2001, **21**(2): 177~182.
- [33] Dickerson M T, Goodrich M T. Two-site Voronoi diagrams in geographic networks[C]. Irvine, California: ACM, 2008.
- [34] Zhu L, Jing Y, Sun W, et al. Voronoi-based aggregate nearest neighbor query processing in road networks[C]. San Jose, California: ACM, 2010.
- [35] Dickerson, Matthew T. Round-trip voronoi diagrams and doubling density in geographic networks[M]. Springer Berlin Heidelberg: Transactions on Computational Science XIV, 2011: 211-238.
- [36] Okabe A, Kitamura M. A Computational Method for Market Area Analysis on a Network[J]. Geographical Analysis, 1996, **28**(4): 330-349.
- [37] 谢顺平, 冯学智, 王结臣, 等. 基于网络加权 Voronoi 图分析的南京市商业中心辐射域研究[J]. 地理学报, 2009, **64**(12): 1467~1476.
- [38] Sato T. A tool development for spatial analysis with network Voronoi diagrams generated by lines and polygons[J]. Theory and Applications of GIS, 2006, **14**(2): 125-134.
- [39] Tong D, Murray A T. Spatial Optimization in Geography[J]. Annals of the Association of American Geographers, 2012, **102**(6): 1290-1309.
- [40] Wei R, Murray A. An integrated approach for addressing geographic uncertainty in spatial optimization[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2012, **26**(7): 1231-1249.
- [41] Edelsbrunner H, Seidel R. Voronoi diagrams and arrangements [J]. Discrete & Computational Geometry, 1986, **1**(1): 25-44.
- [42] O'Rourke J. Computational geometry in C[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- [43] Moran P A P. The Interpretation of Statistical Maps[J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 1948, **10**(2): 243-251.
- [44] Anselin L. Local Indicators of Spatial Association-LISA[J]. Geographical Analysis, 1995, **27**(2): 93-115.
- [45] Okabe A, Sugihara K. Network Voronoi Diagrams[M]. John Wiley & Sons: Spatial Analysis along Networks, Ltd, 2012: 81-100.

## A Method for Integrating Network Voronoi and Spatial Clustering

SHE Bing<sup>1</sup>, YE Xin-yue<sup>2</sup>, FANG Hui-hui<sup>3</sup>, WU Ling<sup>4</sup>, ZHU Xin-yan<sup>1</sup>, CHENG Ye-qing<sup>5</sup>

(1. State Key Lab of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China; 2. Computational Social Science Lab, Department of Geography, Kent State University, Kent 44242, United States; 3. Center for Yellow River Civilization and Sustainable Development, Henan University, Kaifeng, Henan 475003, China; 4. College of Criminal Justice, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan, Hubei 430073, China; 5. College of Geography and Tourism, Hainan Normal University, Haikou, Hainan 571158, China)

**Abstract:** The planar space assumption of spatial cluster detection is invalid in the real world. The network space has opened a new gate to finer-scale spatial analysis, and provides a perspective for human dynamics. The urban street network is shaped by social and economic forces over time and also reflects the influences of

governmental policies and cultural values. In the real world, any phenomenon whose location is represented through a street address system is inherently constrained by the street network. Hence, both events and their movements are constrained by the street network in the urban area. For example, the street-side business will cause more traffic, which lead to both management and commuting costs. Since the spatial point process is inherently probabilistic, it's hard to set a fixed set of criteria, which would otherwise be dealt with as a spatial optimization problem. The weight of a given street segment will vary across space and over time when the activities of street-side business on this focal segment and nearby ones are considered. It is crucial to incorporate this information into urban management and urban studies, because equally-weighted street segments do not exist in the real world. The extension of Voronoi diagrams to the network space provides a useful tool in estimating service area in cities. Weighted Voronoi diagrams have been widely adopted to describe the capacity constraints. This proposed method develops a network Voronoi diagram with weighted links based on spatial cluster analysis. It borrows the strength from two large and growing literatures: Voronoi diagram and spatial cluster analysis. The weight is a central component in the construction of weighted Voronoi in urban street network. The weights are generated using local Moran's  $I$  statistic. The weights, either additive or multiplicative, are normalized and transformed into the link length for constructing network Voronoi diagrams. The Monte Carlo simulation process is adopted to illustrate the statistical significance of detected clusters, and only links with significant  $p$  values are chosen to be weighted. The normalization interval determines how the clustering level influences the weights. The additive weight reflects the added constraint of the link attribute, while the multiplicative weight demonstrates the degree of influences imposed on the links. The conceptual foundations and technical details of this approach are elaborated in the case study of Wuhan City, China. The results show that the method is effective in incorporating the clustering criteria into the Voronoi construction, and provides an alternative tool for service area division. The constructed network Voronoi diagrams explicitly take into account the characteristics of underlying event distribution instead of a fixed set of criteria. This method sheds new light on micro-level spatial analysis, providing a perspective for observing how socio-economic urban activities, represented as network-constrained point distribution, shape the spatial structure and patterns in the metropolitan area. These constraints are often modelled on the generator points according to a set of predefined criteria. However, human activities are highly dynamic and constantly evolving. The outcomes of these activities are often represented as spatial point processes, which are also constrained by the network space. By means of clustering, the influences of the event points can be modelled as weights posed on the network links. Such weights can represent the congestions caused or times consumed in handling the events. Accounting these weighted links in the network Voronoi diagram will effectively capture the probabilistic nature of underlying point processes, and therefore more faithfully approximate the partition of street space. In a follow-up study, sensitivity analysis needs to be carried to test how the results might vary based on the street segment size to select.

**Key words:** Network Voronoi diagram; Local Moran's  $I$ ; weighted links; local clustering