

基于道路交叉点邻域扩张曲线的城市边界识别 ——以成都、西安、武汉、南京和长沙为例

林晓娟^{1,2}, 房世峰², 徐亚莉^{1,3}, 邹宝裕¹, 罗明良^{1,3*}

(1. 西华师范大学国土资源学院, 四川 南充 637002; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 3. 西华师范大学地表过程与环境变化研究所, 四川 南充 637002)

摘要:城市边界识别是定性和定量研究城市的基础和前提,已有的关于城市边界提取的研究大都需要提前设定阈值或依赖人口统计数据。基于分形几何学,利用矢量建筑物分布数据识别城市边界,虽可克服这一缺陷,但国内城市边界的研究往往受阻于矢量建筑物分布数据获取困难。本文提出了一种基于道路交叉点的邻域扩张曲线作为识别城市边界的新方法。结果表明:该方法以电子地图为数据源,基于道路交叉点矢量数据进行研究时,城市集群数据随搜索半径增大而改变,城市扩张曲线中的最佳距离阈值是提取城市边界的关键;提取成都、西安、武汉、南京和长沙城市边界的最佳距离阈值分别为133、114、139、124和129 m,各城市的集群面积分别为769、350、270、317和359 km²。利用道路交叉点提取城市边界,方法简便可行,数据较易获得,本文结论有望为城市形态发展演变和城市规划等相关研究提供参考。

关键词:城市边界;道路交叉点;邻域扩张曲线;曲率变点;电子地图

1 引言

定义城市边界是城市研究的重要问题,不同的定义会得到不同的城市活动的统计分析结论(Rozenfeld et al, 2008)。随着城市规模的扩张,城市空间的持续延伸,城市的边界在区域内不断变化(李雪铭等, 2017),只有明确定义城市的边界,才能客观地测度城市发展的系列问题(谭兴业等, 2015)。近年来,虽然已有大量学者研究了如何定义城市的边界,但仍然没有统一定论。在各个应用领域,不仅城市概念没有统一,对于“边界”的定义也说法不一,前者主要包括3种:都市区(Metropoli-

tan Areas, MA)、城市化地区(Urbanized Areas, UA)及城区(City Proper, CP)(谭兴业等, 2015);后者则涉及城市边界或者建成区边界等。尽管这些概念区别不大,但实际研究中的结论在不同尺度下的理解却千差万别(Rozenfeld et al, 2008)。

传统意义下的城市边界主要是指行政区划边界或者人口统计数据定义的边界(Eeckhout, 2004),这种定义存在不确定性和波动性,如行政区划边界与城市规划范围有密切的联系,并不能真实地反映城市的现实发展范围(许泽宁等, 2016);而城乡人口统计口径常常处于变化之中。为了尽可能客观定量地反映城市的真实边界,多源数据与定量方法被

收稿日期:2017-04-09;修订日期:2017-08-14。

基金项目:国家自然科学基金项目(41101348, U1503184);中国科学院大学生创新实践训练计划项目;西华师范大学基本科研业务费专项资金资助项目(15C002);绵阳师范学院四川省生态安全与保护重点实验室资助项目(ESP1606) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41101348, No.U1503184; Chinese Academy of Sciences Innovation Practice Training Program for College Students; Basic Research Project Financed by the Special Fund of China West Normal University, No.15C002; Sichuan Key Laboratory of Ecological Security and Protection in Mianyang Normal College, No.ESP1606]。

作者简介:林晓娟(1996-),女,四川成都人,本科生,主要从事GIS空间分析与应用, E-mail: lxjxiaojuan@163.com。

通信作者:罗明良(1978-),男,河南信阳人,教授,博士,主要从事GIS空间分析及DEM数字地形分析等方面研究, E-mail: lolean586@163.com。

引用格式:林晓娟, 房世峰, 徐亚莉, 等. 2018. 基于道路交叉点邻域扩张曲线的城市边界识别: 以成都、西安、武汉、南京和长沙为例[J]. 地理科学进展, 37(6): 781-789. [Lin X J, Fang S F, Xu Y L, et al. 2018. Identifying urban boundaries by clustering street node based on neighborhood dilation curve: A case study of Chengdu, Xi'an, Wuhan, Nanjing and Changsha[J]. Progress in Geography, 37(6): 781-789. DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.06.005

广泛应用于城市边界的研究中。相关学者利用DMSP/OLS夜间灯光数据,运用空间聚类法、遥感解译法、突变检测法或统计数据比较法确定了最佳灯光阈值,实现了城市边界的提取(宋金超等, 2015; 邹进贵等, 2016);也有学者利用小范围面状居民地矢量数据,通过栅格处理,基于TIN三角网对实例城市的边界进行提取和优化(姚君兰等, 2016);或利用遥感栅格数据,运用空间邻域融合算法和GIS技术提取城市边界(谭兴业等, 2015);或利用人口密度数据,基于重力模型探讨城市吸引范围(王法辉等, 2004)等。但上述方法均存在一定缺陷:无论采用何种方法确定的最佳阈值,都依赖于预判的经验,不具有通用性,不同区域范围的阈值之间没有可比性;城市矢量数据大多来自测绘部门,获取渠道单一,周期长,共享性差(谭兴业等, 2015);以人口统计数据为基础的分析,准确性和时效性都受到限制,且间接依赖于行政区划边界。

基于此,国外关于城市边界提取的学者从空间自组织这一新颖的视角识别城市的形态学边界(Tannier et al, 2011)。其中最具代表性的3种方法为:①Rozenfeld等(2008)提出的城市集群算法(City Clustering Algorithm, CCA);②Jiang等(2011)以离散的搜索半径作用于城市街道节点,应用城市集群算法来识别“自然城市”的边界,并据此探讨了齐普夫定律(Zipf's Law)在美国城市群的适用性。但由于城市的快速扩张导致的城镇化不彻底,即城镇化速度的“虚高”,常表现为人口城镇化滞后于“土地城镇化”(潘爱民等, 2014; 吕添贵等, 2016),选取城市街道节点来表征城市的空间聚集与城市的真实边界之间存在不可避免的偏差;③Tannier等(2011)提出的利用建筑物矢量数据,基于分形理论识别城市边界的方法。上述3种典型方法避免了人为设定阈值和依赖统计数据对实验结果带来的误差,提高了城市边界提取的准确率和可靠性。但由于数据获取困难,且中国城市规模不同于欧洲国家,城市形态发展受自然地理要素影响较大,因而将上述方法运用于中国城市边界识别的研究成果还很少(谭兴业等, 2015)。

随着云计算和互联网等技术的迅猛发展,各类网络空间应用在改变人们生活的同时,产生了海量的数据资源,有效利用和挖掘网络大数据,可方便地解决实际问题,为研究工作开辟新的思路(王元卓等, 2013; 林海伦等, 2017)。开放的电子地图API实现了地图数据的共享和创新性应用,其数据多样

性和更新及时性有助于克服数据对研究的制约。本文综合了Jiang等(2011)和Tannier等(2011)的研究方法,利用电子地图提取道路交叉点(不包括悬挂节点)数据,基于城市的邻域扩张曲线识别城市边界,以期丰富城市边界研究方法提供新思路。

2 数据与方法

2.1 研究区域及数据来源

Jiang等(2011)认为,人类的活动受限于街道,没有街道就没有人类的活动,没有街道节点就没有城市或住宅区,即使是最小的城镇也至少有一个街道交叉点。道路交叉点可以反映人类活动范围和空间形态结构特征,道路交叉点密度数据和人口数据均可用于刻画城市规模,点分布越密集,说明各类城市活动越频繁。道路网络数据是电子地图高精度导航的关键,不仅数据精细,且覆盖范围广,如百度地图已经覆盖了国内近400个城市(吴志强等, 2016)。

成都、西安、武汉、南京作为中国的区域中心城市,在政治、经济、文化、科教和金融等诸多方面具备引领、集散和辐射作用。其中,成都和西安属于西部中心城市,南京和武汉分别属于东部和中部的中心城市,长沙则是长江中下游地区重要的中心城市。以上5个城市城镇化水平高,交通网络发达,城市规模较大——2014年城市人口规模在649~1211万人之间,城市空间形态结构特征也具有一定的代表性,因此,选取上述5个城市作为研究对象。参考相关研究(Tannier et al, 2011; 王媛等, 2016),选取的城市空间范围为各城市最外层的绕城高速并延伸适当距离的矩形范围,以使其涵盖城市规划的范围和城市向乡村过渡的区域。由于5个城市规模不同,研究区空间范围也不尽相同,大致在3396~6803 km²之间。利用百度地图API获取城市的单图层道路网络数据(图1),均在缩放级别为16级时提取。

2.2 研究方法

2.2.1 城市扩张曲线

城市地理研究与分形几何学密不可分(陈彦光, 2003), Tannier等(2011)认为城市内部的空间组织结构类似于福尼尔尘埃(Fourier Dusts)的分形结构,其将现实的城镇建筑与街道类比于由一定宽度的白色线条对黑色方块的分割(谭兴业等, 2015),随着白色线条宽度的减小,其数量增多。白色线条尺

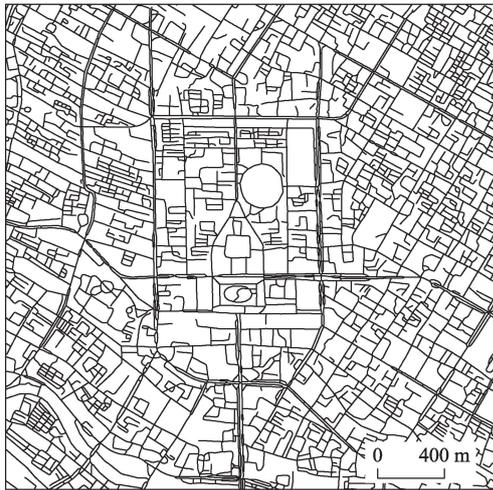


图1 基于电子地图提取的部分道路网络(以成都市为例)
Fig.1 Partial road network extraction based on electronic map (taking Chengdu as an example)

寸与其数量之间存在着严格的等级规律,这种分形特征可以由闵可夫斯基扩张法(Minkowski's Dilation)(Minkowski, 1903)来测定。即随着搜索半径的增大,原来分离的道路交叉点要素之间开始彼此融

合,城市集群逐渐形成(图2),进一步扩张膨胀,集群数量会下降,最终因所有图斑都融合在一起而停止扩张(Tannier et al, 2011; Tannier et al, 2013)。图3a为城市的扩张曲线,横轴代表搜索半径,纵轴代表集群数目,根据分形理论,搜索半径和集群数量之间遵循幂函数规律:

$$N = ar^D \tag{1}$$

式中: N 为集群数量; a 为常数; r 为搜索半径; D 为分维数。如果对等式两边均取对数,该式则变为以 D 为斜率的线性关系式(图3):

$$\log(N) = D \log(r) + \log(a) \tag{2}$$

2.2.2 城市扩张曲线的曲率变点

城市的真实形态并非严格遵照规则的分形结构,而是一种随机前分形(Prefractal),是在有限层次上的自相似体(陈彦光, 2017),分维数 D 并不是一个常数。因此,可通过双对数曲线的形态变化找到城市的分形特征,以界定城市的边界(Tannier et al, 2011; 谭兴业等, 2015)。但人为设定的搜索半径总是离散的数据点,无法找到扩张曲线中偏离直线最显著的点。本文参照相关研究,通过多项式来拟合

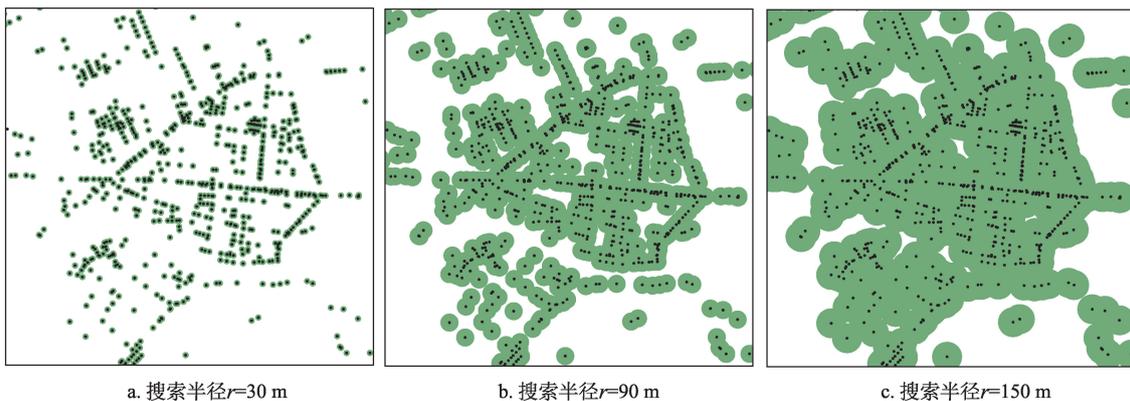


图2 集群数量变化示意图
Fig. 2 Change in the number of clusters with different search radius

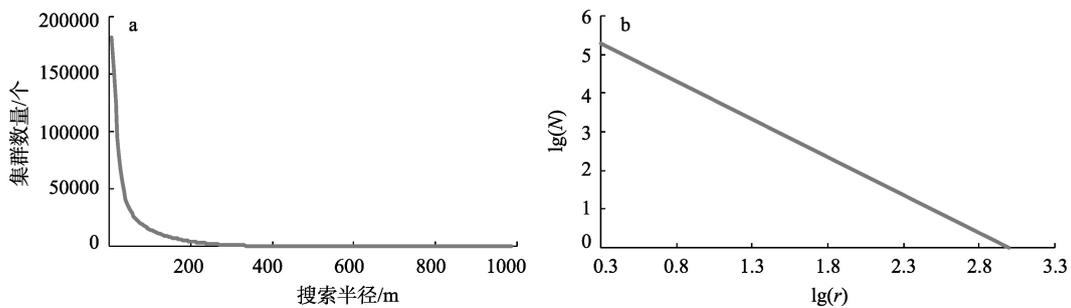


图3 分形理论的城市扩张曲线(a)和双对数曲线(b)
Fig.3 Urban dilation curve (a) and double logarithmic curve (b)

双对数曲线,计算曲线上与直线的偏离程度,找到最大的偏离点,其所对应的搜索半径即为最佳距离阈值,亦即曲率的最大值点,计算公式如下(Lowe, 1989; Tannier et al, 2011; 朱延娟等, 2015):

$$k = \frac{y'''}{(1+y'^2)^{3/2}} \quad (3)$$

式中: k 是城市扩张曲线的曲率; y' 是拟合曲线的多项式的一阶导数,它测量了道路交叉点图斑聚集数量随着搜索半径增大而减小的速度; y'' 为拟合曲线的多项式二阶导数,刻画其减少的加速度。式(3)通过速度和加速度的比率描述了曲线的曲率变化。对于直线, y' 是常数, y'' 为0。因此,识别城市边界的关键在于找到最大曲率点。

3 结果与分析

3.1 城市扩张曲线

分形是一种具有标度性质的广泛分布的现象,在log-log坐标图上,搜索半径与相应的城市集群数量在一定区间范围内表现为相同的分形特性,这个区间即为标度区(Scaling-range)(陈彦光, 2017)。城市实体密度大于乡村实体密度,城市实体因具有统计意义上的自相似性而服从分形结构,两者在相同的搜索半径和步长下,集群数量的变化规律显著不同(谭兴业等, 2015)。城市扩张曲线中偏离线性形态最远的点即最大曲率点可以划分城市分形特征的标度区。最大曲率点之前的城市扩张曲线代表城市的分形特征,最大曲率点之后城市扩张曲线代表包含了乡村地区的分形特征。基于此,分别提取成都、西安、武汉、南京和长沙的道路交叉点数据,以5 m为起始搜索半径和步长,不断增大搜索半径,构建不同搜索半径下的城市扩张曲线,直至图斑融合在一起为止。其中表1为成都市扩张曲线的部分数据。从表1可以看出,在成都市,当搜索半径从30 m增大至450 m时,得到的集群数目从58609个减少至87个,最大集群面积从1.88 km²增加至5836.98 km²。总体上集群数目呈现出不断减少的趋势,但各个城市曲线形态不尽相同。为清晰展示搜索半径增加过程中,各个城市集群数目的变化特征及其差异,将表1的数据使用对数刻度制图方式绘制为图4。

从图4中可以看出,5个城市中成都市的初始集群数目最大,其他城市可排序为西安、武汉、南京

表1 成都市城市边界识别过程

Tab.1 The process of Chengdu city boundary identification

搜索半径/m	集群数目/个	最大集群面积/km ²	lg(r)	log(N)
30	58609	1.8814	1.4771	4.7680
60	26068	130.0276	1.7782	4.4161
90	16471	373.5820	1.9542	4.2167
120	11202	650.0751	2.0792	4.0493
150	7827	888.4098	2.1761	3.8936
180	5378	1203.3913	2.2553	3.7306
210	3592	1725.4802	2.3222	3.5553
240	2295	2268.6984	2.3802	3.3608
270	1425	2676.9900	2.4314	3.1538
300	832	3394.7753	2.4771	2.9201
330	505	4484.4668	2.5185	2.7033
360	317	4937.5135	2.5563	2.5011
390	199	5289.0576	2.5911	2.2989
420	129	5612.1670	2.6232	2.1106
450	87	5836.9844	2.6532	1.9395

和长沙。随着搜索半径增大,5个城市的集群数目均呈现不断减少的趋势。其中成都、长沙减少趋势最快,其次为南京、武汉、西安。5个城市的扩张曲线,形态之间既有相似性,也有差异性。对于城市而言,随着搜索半径的增加,城市扩张曲线在双对数刻度下,并不是一条直线。这是因为城市形态的分形特征虽不完全相同,但城市区域内的城市形态具有统计意义上的自相似性。当双对数曲线偏离线性形态最为显著时,使曲线偏离最远直线的点分离了2个形态学上的空间子集,这2个子集就是存在2种分形模式的城市和乡村(Tannier et al, 2011)。

为确定图4的城市扩张曲线中的特征曲率变点,需要将图4对应的离散XY点对(搜索半径、集群数目)拟合为连续函数曲线。在拟合过程中,既要保证函数能充分的代表原始曲线,又要避免过拟合的问题;根据贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)来估计多项式拟合次数可有效避免过拟合问题(Schwarz, 1978),找到最佳拟合曲线的函数。随着多项式阶数的增加,BIC值会减小,本文选取BIC值在快速下降之后趋于平缓的第一个点对应的阶数作为最佳的多项式函数(Tannier et al, 2011; Tannier et al, 2013)。最终5个城市扩张曲线的多项式拟合次数见表2,其拟合优度 R^2 均在0.999以上。

3.2 城市边界识别结果

在对城市扩张曲线进行曲率变化分析中,可能得到多个曲率极值点。为避免最大曲率值出现在估计的误差中,2个估计曲线的端点之外部分并没有考虑在内(如图5b竖虚线所示)。这是因为决定城市范围的最佳距离阈值既不可能小到几十米,也不可能大到上千米(Tannier et al, 2011)。因此这2个端点以外的最大曲率没有实际意义,可予以忽略;

此外,在端点范围外的无穷大值也是没有实际意义,它并不是真正意义上的曲率最大值(Tannier et al, 2011; Tannier et al, 2013)。

由式(3)得到5个不同城市扩张曲线的曲率变化(图5b, 6b, 7b, 8b, 9b)。5个特大城市扩张曲线的曲率函数图虽然形态不一,但均在合理范围内存在最大曲率绝对值。对曲率函数求一阶导数,导数为零且在有效区间内的 $\lg(r)$ 值所对应的 r 值即可确定最佳距离阈值。如图5b为成都市城市扩张曲率变化图,由图可知,在端点范围1.5~3.0内,对应的 r 值范围为31.26~1000 m,存在一个极大曲率值和一个极小曲率值,在不考虑端点范围内的无穷大的曲率点情况下,对极值取绝对值后,即找到具有实际意义的最大曲率点(图中标记点所示)。成都市在 $\lg(r)$ 为2.12时取得最大曲率值 k 为0.76(表3,图5b)。同理可以确定西安、武汉、南京和长沙分别在 $\lg(r)$ 为2.05、2.14、2.09和2.11处取得曲率最大值 k ,依次为0.43、0.34、0.33和0.65(表3,图6b, 7b, 8b, 9b)。最终得到中国5个特大城市的城市边界和最大集群范围

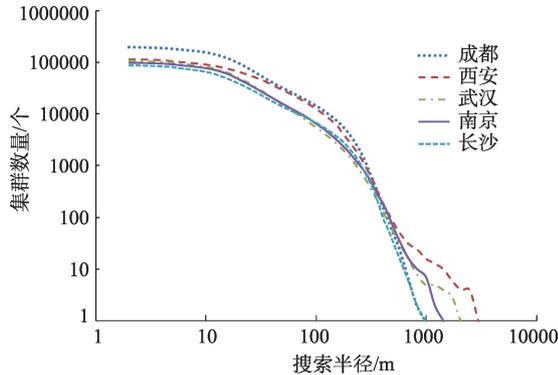


图4 5个特大城市的扩张曲线

Fig.4 Urban dilation curve of five mega cities

表2 多项式拟合次数和拟合优度

Tab.2 The degree of polynomials and goodness of fit R^2

城市	多项式拟合次数	拟合优度 R^2
成都	7	0.99989
西安	8	0.99981
武汉	6	0.99991
南京	4	0.99984
长沙	5	0.99952

表3 5个特大城市边界识别结果

Tab.3 Results of urban boundary identification of five mega cities

城市	$\lg(r)$	最佳距离 阈值 r/m	最大曲率 k	集群面积/ km^2	建成区面 积/ km^2	面积损 失/%
成都	2.1229	132.6965	0.7634	769.3466	604	27.38
西安	2.0583	114.3630	0.4296	349.7785	440	-20.50
武汉	2.1415	138.5055	0.3442	537.3624	553	-2.83
南京	2.0936	124.0469	0.3297	450.2214	734	-38.66
长沙	2.1120	129.4084	0.6481	358.7668	336	6.78

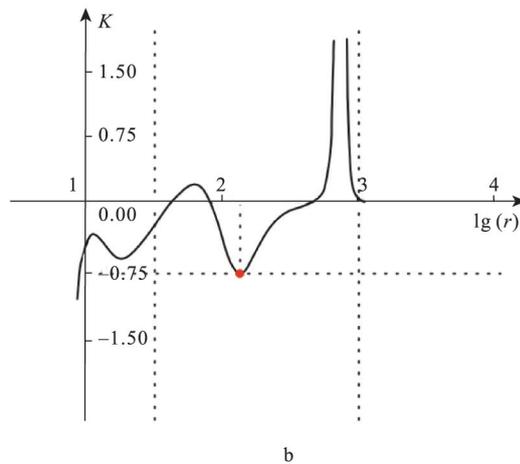
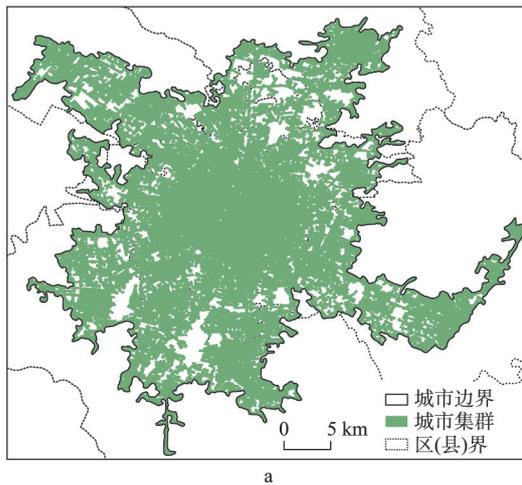


图5 成都市城市边界(a)及城市扩张曲线曲率变化图(b)

Fig.5 Urban boundary of Chengdu (a) and urban dilation curve's curvature variation (b)

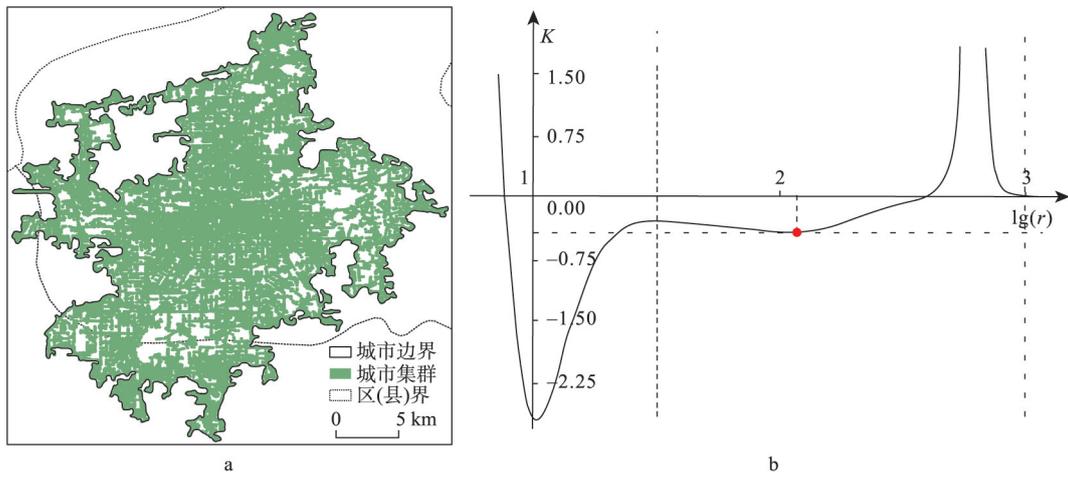


图6 西安市城市边界(a)及城市扩张曲线曲率变化图(b)

Fig.6 Urban boundary of Xi'an (a) and urban dilation curve's curvature variation (b)

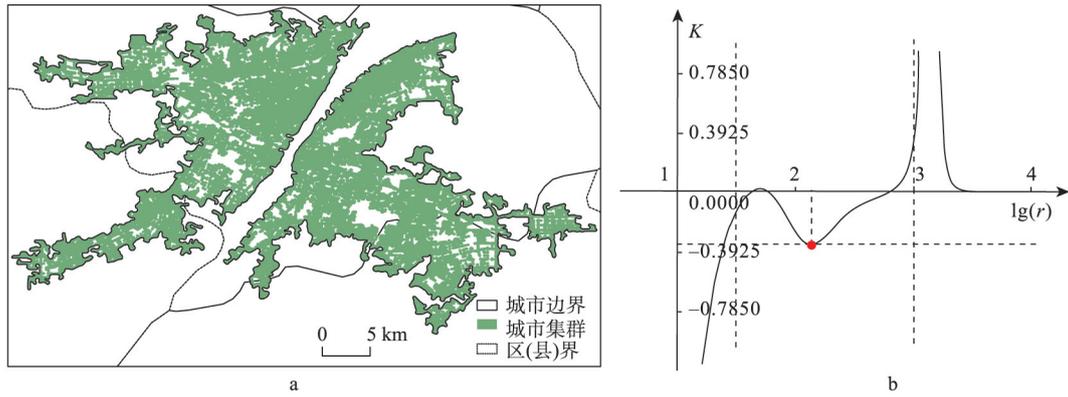


图7 武汉市城市边界(a)及城市扩张曲线曲率变化图(b)

Fig.7 Urban boundary of Wuhan (a) and urban dilation curve's curvature variation (b)

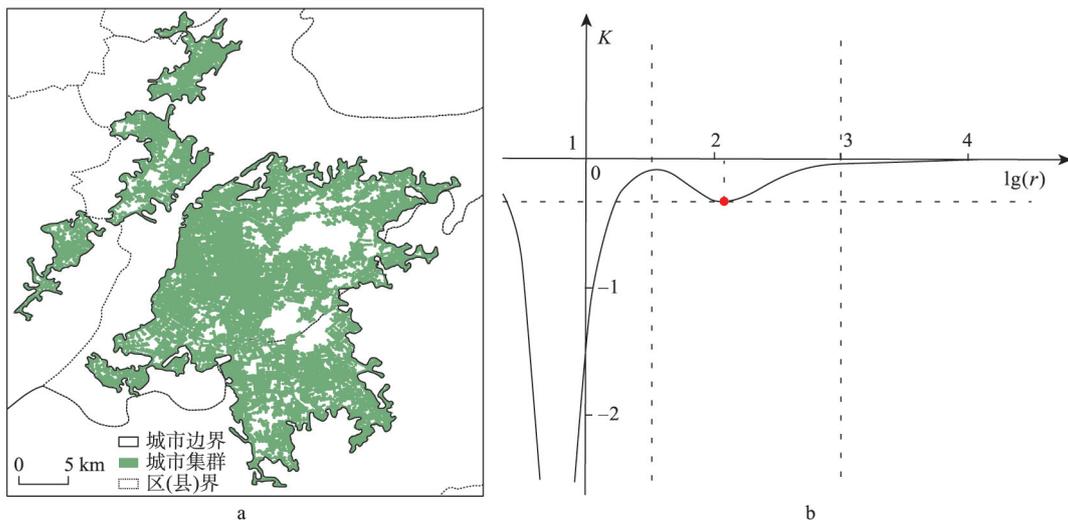


图8 南京市城市边界(a)及城市扩张曲线曲率变化图(b)

Fig.8 Urban boundary of Nanjing (a) and urban dilation curve's curvature variation (b)

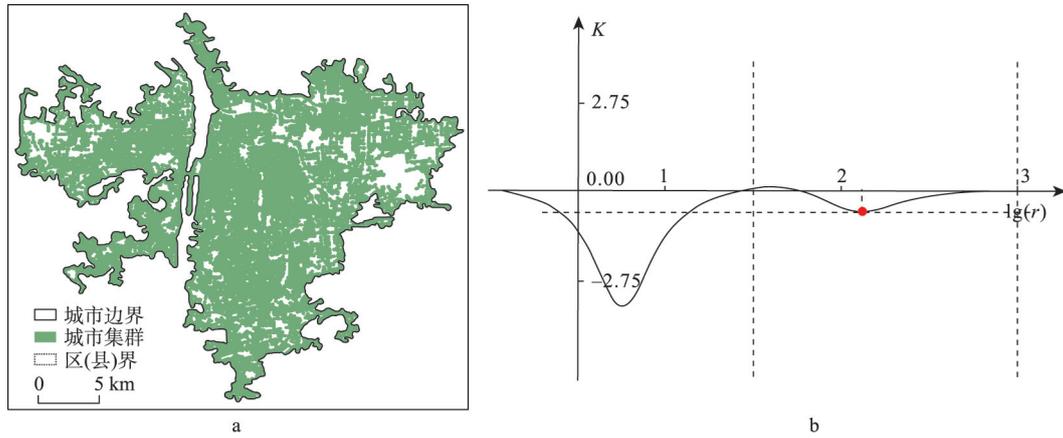


图9 长沙市城市边界(a)及城市扩张曲线曲率变化图(b)

Fig.9 Urban boundary of Changsha (a) and urban dilation curve's curvature variation (b)

(图 5a, 6a, 7a, 8a, 9a)。成都、西安、武汉、南京和长沙的最佳距离阈值 r 依次为 133、114、139、124 和 129 m; 最大集群面积依次为 769、350、270、317 和 359 km² (表 3)。

为验证该方法的有效性 with 适用性, 将基于道路交叉点邻域扩张曲线提取的城市集群面积与《城市统计年鉴 2015》中的城市建成区面积数据进行对比 (表 3), 发现武汉和长沙 2 个城市的面积差异较小, 南京、西安和成都的面积差异较大。成都市的城市空间形态是典型的单中心团状结构, 因其位于成都平原内, 地势平坦, 城市道路网络极为发达, 道路密度高; 城市集群在融合时, 将城郊范围内的小聚落合并至城市范围内, 是否是导致面积偏大的主要原因, 有待探讨 (图 5)。西安面积偏小的原因在于其西北部在 2012 年设立汉长安城国家大遗址保护特区, 区内严禁建筑, 道路交叉点密度较低 (图 6); 南京市受自然地理因素影响, 区内的玄武湖和钟山 2 处的道路交叉点分布稀疏, 使城市集群内形成空洞, 造成面积损失 (图 8)。

4 讨论与结论

长期以来, 城市边界识别是城市地理学家关注的重要问题, 数据获取困难严重制约了此项工作的进展。国外学者基于建筑物图斑 (居民地) 矢量数据, 利用城市扩张曲线, 识别西欧城市的边界 (Tannier et al, 2011; Tannier et al, 2013)。对于中国而言, 城市规模巨大, 建筑物数据获取代价巨大, 城市发展受地形地貌因素影响较大, 因此探讨基于分形的城市扩张曲线识别城市边界是否适用意义重大。

本文基于道路交叉点邻域扩张曲线对城市边界进行了识别, 研究的创新之处为: 不需利用人口统计或遥感影像数据, 仅利用道路交叉点的分形特征识别城市边界; 不用预设阈值, 避免了主观因素带来的误差。但由于样本数量原因, 本文并未就最佳距离阈值本身的大小与城市的相关属性进行分析, 阈值的大小受何种因素影响, 是否与地形因素或城市本身空间形态相关还需要进一步深入研究。

本文利用道路交叉点邻域扩张曲线对城市边界进行识别, 得出如下主要结论:

(1) 该方法基于道路交叉点矢量数据进行研究, 随着搜索半径的增大, 城市集群数目减少。根据城市扩张曲线的最大曲率值所确定的最佳距离阈值 r , 即可提取城市集群的面积和城市边界。

(2) 本文所列的成都等 5 个特大城市的曲率变化曲线均存在最大值, 说明以道路交叉点为数据源, 利用城市扩张曲线的分形特征识别城市边界是合理且有效的。

(3) 成都、西安、武汉、南京和长沙城市边界的最佳距离阈值分别为 133、114、139、124 和 129 m, 相应的城市集群面积分别为 769、350、270、317 和 359 km²。参照《城市统计年鉴 2015》中的城市建成区数据, 识别结果精度最佳的为武汉市、长沙市; 识别的成都市建成区面积偏大, 西安及南京偏小。西安、南京两市辖区内均存在面积很大的保护区或风景区, 其间路网稀疏, 邻域扩张方法将这部分排除在建成区之外, 是自动化算法提取城市建成区时需要修正之处。成都市建成区面积识别结果偏大, 可能是由于道路密度大, 将城郊范围内的乡村合并至城市集群范围内, 但如何运用科学的方法剔除误

差,还有待进一步探讨。

(4) 本文利用道路交叉点提取城市边界,提取的城市集群面积虽与统计年鉴数据存在偏差,但方法简便可行,数据较易获得,为城市形态研究提供了方法参考。

参考文献(References)

陈彦光. 2003. 中国的城市化水平有多高?城市地理研究为什么要借助分形几何学[J]. 城市规划, 27(7): 12-17. [Chen Y G. 2003. What is the urbanization level of China[J]. City Planning Review, 27(7): 12-17.]

陈彦光. 2017. 城市形态的分维估算与分形判定[J]. 地理科学进展, 36(5): 529-539. [Chen Y G. 2017. Approaches to estimating fractal dimension and identifying fractals of urban form[J]. Progress in Geography, 36(5): 529-539.]

李雪铭, 丛雪萍, 同丽嘎, 等. 2017. 城市边界的划分方法及其应用[J]. 城市问题, (2): 46-51. [Li X M, Cong X P, Tong L G, et al. 2017. The defining method and application of urban boundary[J]. Urban Problems, (2): 46-51.]

林海伦, 王元卓, 贾岩涛, 等. 2017. 面向网络大数据的知识融合方法综述[J]. 计算机学报, 40(1): 1-27. [Lin H L, Wang Y Z, Jia Y T, et al. 2017. Network big data oriented knowledge fusion methods: A survey[J]. Chinese Journal of Computers, 40(1): 1-27.]

吕添贵, 吴次芳, 李洪义, 等. 2016. 人口城镇化与土地城镇化协调性测度及优化: 以南昌市为例[J]. 地理科学, 36(2): 239-246. [Lyu T G, Wu C F, Li H Y, et al. 2016. The coordination and its optimization about population and land of urbanization: A case study of Nanchang City[J]. Scientia Geographica Sinica, 36(2): 239-246.]

潘爱民, 刘友金. 2014. 湘江流域人口城镇化与土地城镇化失调程度及特征研究[J]. 经济地理, 34(5): 63-68. [Pan A M, Liu Y J. 2014. The degree of imbalance between population urbanization and land urbanization of Xiangjiang River Basin[J]. Economic Geography, 34(5): 63-68.]

宋金超, 李新虎, 吝涛, 等. 2015. 基于夜晚灯光数据和 Google Earth 的城市建成区提取分析[J]. 地球信息科学学报, 17(6): 750-756. [Song J C, Li X H, Lin T, et al. 2015. A method of extracting urban built-up area based on DMSP/OLS nighttime data and Google Earth[J]. Journal of Geo-Information Science, 17(6): 750-756.]

谭兴业, 陈彦光. 2015. 基于邻域扩展量化法的城市边界识别[J]. 地理科学进展, 34(10): 1259-1265. [Tan X Y, Chen Y G. 2015. Urban boundary identification based on neighborhood dilation[J]. Progress in Geography, 34(10): 1259-1265.]

王法辉, 金凤君, 曾光. 2004. 区域人口密度函数与增长模式: 兼论城市吸引范围划分的 GIS 方法[J]. 地理研究, 23(1): 97-103. [Wang F H, Jing F J, Zeng G. 2004. Analyzing regional density functions and growth patterns in China with a GIS-based method delineating influential regions of cities[J]. Geographical Research, 23(1): 97-103.]

王元卓, 靳小龙, 程学旗. 2013. 网络大数据: 现状与展望[J]. 计算机学报, 36(6): 1125-1138. [Wang Y Z, Jin X L, Cheng X Q. 2013. Network big data: Present and future[J]. Chinese Journal of Computers, 36(6): 1125-1138.]

王媛, 姜博, 初楠臣, 等. 2016. 基于建设用地变化的城市边缘区提取方法与扩张模式研究: 以哈尔滨市为例[J]. 经济地理, 36(5): 26-32. [Wang Y, Jiang B, Chu N C, et al. 2016. Extraction method and expansion patterns of the urban fringe based on construction land change: A case in Harbin City[J]. Economic Geography, 36(5): 26-32.]

吴志强, 叶锺楠. 2016. 基于百度地图热力图的城市空间结构研究: 以上海中心城区为例[J]. 城市规划, 40(4): 33-40. [Wu Z Q, Ye Z N. 2016. Research on urban spatial structure based on baidu heat map: A case study on the central city of Shanghai[J]. City Planning Review, 40(4): 33-40.]

许泽宁, 高晓路. 2016. 基于电子地图兴趣点的城市建成区边界识别方法[J]. 地理学报, 71(6): 928-939. [Xu Z N, Gao X L. 2016. A novel method for identifying the boundary of urban built-up areas with POI data[J]. Acta Geographica Sinica, 71(6): 928-939.]

姚君兰, 王红, 胡斌斌. 2016. 基于矢量数据的城市建成区范围提取方法[J]. 测绘通报, (5): 84-87. [Yao J L, Wang H, Hu B B. 2016. Urban built-up area extraction based on vector data[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, (5): 84-87.]

朱延娟, 倪周松. 2015. 基于离散点曲率的细胞图像形状特征表述[J]. 计算机应用, 35(S2): 267-270, 304. [Zhu Y J, Ni Z S. 2015. Description of shape feature for cell image based curvature of discrete points[J]. Journal of Computer Applications, 35(S2): 267-270, 304.]

邹进贵, 陈艳华, 丁鸽, 等. 2016. 利用 DMSP/OLS 灯光影像提取城镇建成区的聚类阈值法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 41(2): 196-201. [Zou J G, Chen Y H, Ding G, et al. 2016. A clustered threshold method for extracting urban built-up area using the DMSP/OLS nighttime light images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 41(2): 196-201.]

Eeckhout J. 2004. Gibrat's law for (all) cities[J]. The American Economic Review, 94(5): 1429-1451.

Jiang B, Jia T. 2011. Zipf's law for all the natural cities in the

- United States: A geospatial perspective[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(8): 1269-1281.
- Lowe D G. 1989. Organization of smooth image curves at multiple scales[J]. *International Journal of Computer Vision*, 3(2): 119-130.
- Minkowski H. 1903. Volumen und oberfläche[J]. *Mathematische Annalen*, 57(4): 447-495.
- Rozenfeld H D, Rybski D, Andrade Jr J S, et al. 2008. Laws of population growth[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 105(48): 18702-18707.
- Schwarz G. 1978. Estimating the dimension of a model[J]. *The Annals of Statistics*, 6(2): 461-464.
- Tannier C, Thomas I. 2013. Defining and characterizing urban boundaries: A fractal analysis of theoretical cities and Belgian cities[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 41: 234-248.
- Tannier C, Thomas I, Vuidel G, et al. 2011. A fractal approach to identifying urban boundaries[J]. *Geographical Analysis*, 43(2): 211-227.

Identifying urban boundaries by clustering street node based on neighborhood dilation curve:

A case study of Chengdu, Xi'an, Wuhan, Nanjing and Changsha

LIN Xiaojuan^{1,2}, FANG Shifeng², XU Yali^{1,3}, ZOU Baoyu¹, LUO Mingliang^{1,3*}

(1. School of Land and Resources, China West Normal University, Nanchong 637002, Sichuan, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 3. Institute of Land Surface Processes and Environmental Changes, China West Normal University, Nanchong 637002, Sichuan, China)

Abstract: Identifying urban boundaries is the basis of qualitative and quantitative study of cities. Most of the existing studies on the identification of urban boundaries rely on predefined distance thresholds or incorporate census data. Although fractal geometry method using building vector maps to identify urban boundaries can overcome this problem, the research of urban boundary identification in China is often hindered by the difficulty of obtaining vector building distribution data. This study draws upon existing research results and puts forward a new method to identify urban boundaries by clustering street nodes based on neighborhood dilation curves. The results show that the key to this method that uses street nodes from electronic map as data source lies in finding the optimal distance threshold corresponding to the maximum curvature. The distance threshold for extracting urban boundaries of Chengdu, Xian, Wuhan, Nanjing, and Changsha are 133, 114, 139, 124, and 129 m; and the area of city clusters are 769, 350, 270, 317, and 359 km², respectively. The method of using street nodes vector data to identify urban boundaries is simple and feasible, and the data are easy to obtain. So the results of this study may provide some reference for the study of urban morphology, urban evolution, and urban planning.

Key words: urban boundaries; street nodes; neighborhood dilation curve; curvature inflection point; electronic map