

基于POI与NPP/VIIRS灯光数据的城市群边界定量识别

周亮^{1,2}, 赵琪^{1,3}, 杨帆⁴

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 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. 南京师范大学地理科学学院, 南京 210093; 4. 腾讯科技(北京)有限公司, 北京 100836)

摘要:科学识别城市群边界是城市群精明紧凑发展的关键,也是国家空间治理体系与空间治理能力的重要标志。论文以京津冀、长三角和珠三角3大城市群为研究区域,采用NPP/VIIRS(Suomi National Polar-orbiting Partnership / Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)夜间灯光影像与POI(Point of Interest)数据,基于密度的曲线阈值法与分形网络演化算法,对3个城市群的实际物理边界和集聚空间范围进行精准识别与空间特征解析。研究结果表明:①基于POI密度的曲线阈值法与NPP/VIIRS分形网络演化算法识别出城市群边界均小于国家城市群规划的行政边界,识别范围约占规划范围的20.90%~24.40%,识别结果显示3大城市群中长三角城市群发育最好,识别的城市群面积是京津冀和珠三角城市群的2倍左右;②从POI与NPP/VIIRS灯光数据提取的城市群边界面积非常接近,其中POI数据提取的城市群面积偏大,更大程度上反映的是城市群整体边界轮廓而非内部细节;NPP/VIIRS影像提取的城市群更细碎,能更好地识别城市群集聚中心与关键核心区域,2种方法可以相互比较和验证;③POI与灯光数据识别的城市群边界叠置分析发现,3大城市群中除了关键核心地带(集聚区)以外,外围还有众多孤立的点状区域(中小城镇),外围的点状区域与城市群集聚中心区空间割裂,一定程度上很难快速有效地接受来自城市群核心区域的辐射带动(涓滴效应)。

关键词:多源数据;空间规划;城市规模;城市结构;城市群

城市群是国家参与全球竞争与国际分工的全新地域单元,也是未来经济发展中最具活力和潜力的增长极点。城市群有其自身发展演化的客观规律,但由于自然基底、制度环境差异等因素导致城市群规模与范围不尽相同,其中制度环境差异是中国城市群空间演进机理与发达国家城市群空间演进机理不尽相同的重要原因(Durant et al, 2003)。城市群在国家或区域发展中发挥着重要的作用,影响范围也远远超过实际行政边界。当前,

中国经济处于深度转型调整期,城市群作为复杂巨系统,生态环境、交通、信息等空间要素关系错综复杂,因此,科学识别城市群的有效边界,对推进城市群空间结构优化具有重要的价值和实践意义。

国内外学者先后从城市群的概念与内涵、发展阶段与模式、规模与质量、空间集聚与辐射,以及交通信息网络联系、空间与影响范围等展开较系统探索。国外学者很早就提出了与现代城市群概念相近的城市群体(town cluster)、大都市带(megalopo-

收稿日期:2018-07-18;修订日期:2019-02-16。

基金项目:国家自然科学基金项目(41701173);教育部人文社会科学研究青年基金项目(17YJCZH268);甘肃省飞天学者特聘计划。[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 41701173; Science Foundation for the Excellent Youth Scholars of Ministry of Education of China, No. 17YJCZH268; Gansu Feitian Scholar Youth Expert Support Program.]

第一作者简介:周亮(1983—),男,甘肃天水人,博士/博士后,副教授,硕士生导师,研究方向为城市遥感、城市与区域可持续发展。E-mail: zhougeo@126.com

引用格式:周亮,赵琪,杨帆. 2019. 基于POI与NPP/VIIRS灯光数据的城市群边界定量识别[J]. 地理科学进展, 38(6): 840-850. [Zhou L, Zhao Q, Yang F. 2019. Identification of urban agglomeration boundary based on POI and NPP/VIIRS night light data. Progress in Geography, 38(6): 840-850.] DOI: 10.18306/dlkxjz.2019.06.005

lis)、巨型城市区(mega-city)、都市区(metropolitan area)、城市密集区(conurbation)等概念及理论原型(Gottmann, 1957)。然而,城市群的概念、城市群空间划分、空间发育范围并未形成统一标准,并且存在着较大的争议。城市群区域的范围与边界是相对的、局部性地域的,不可能有明确的、绝对的界线,其界定是很复杂的问题。城市群是一种功能性区域,也是一个主体博弈场域,尤其是中国城市群内部各城市的联系与合作仍然极大地受制于行政区划影响(方创琳, 2009),同时,由于国家战略需要、生态环境联动治理,以及地方政府间博弈,城市群边界在不断地动态调整与变化(方创琳, 2011)。城市群过多地被作为一种区域政策工具,成为地方政府获取上级政府的政策和资金支持并间接吸引投资的手段,政治博弈的色彩过于浓重(高晓路等, 2015),导致中国城市群的数量和空间范围被严重夸大。中国主要城市群除面积之外,单位GDP产出、人均产值、创新投入、内部联系等方面均远低于全球5大城市群(姚士谋等, 2006)。另外,由于城市群内部府际博弈(董树军, 2016)、城市群尺度空间治理体系尚未理顺(刘卫东, 2014),加之中国城市群本身动态演化速度过快等原因(陆大道等, 2015),中国城市群边界识别并无统一的判断标准。因此,如何借助跨学科方法,科学界定城市群范围,准确测度城市群内部联系,明确城市群地理边界、行政边界和经济集聚与辐射边界(范围)尤为关键。思考如何把这3个边界统一起来,突破由于地理因素与行政区划的制约所造成的行政区经济,真正实现城市群经济向“市场主导、政府引导”的转变。这其中合理界定城市群的规模与边界是认识和研究城市群的重要前提,也是国家落实空间治理体系和未来城市群研究的关键。

梳理并比较国内外学者对城市群边界及范围研究发现,其研究集中在以下几个方面:一是基础理论在城市群边界中的发展与应用。学者们将经典地理与经济学理论如中心地理论、增长极理论(柯善咨, 2009)、分形理论(董青等, 2008)、点-轴理论(高晓路等, 2015)、聚扩散效应(黄金川, 2016)、中心-外围理论(陈守强等, 2015)、城市群与腹地影响理论等(王成新等, 2012)应用并引入城市群边界的研究中,试图用地理经典理论解释或厘清城市群模糊的边界问题,从而更深入地探讨城市群空间结构、演化规律及其对本身与周围的正负效应。二是

基于模型的城市群空间计算与模拟。学者们主要采用重力模型(顾朝林等, 2008)、Huff模型(姜晓丽等, 2013)、边界效应模型(余斌等, 2012)、场强模型、Hoshen-Kopelman算法(Fragkias et al, 2009)、复杂网络分析、加权Voronoi图(黄建毅等, 2009)、引力模型(邓羽等, 2013)以及多种模型与多种空间数据结合起来定量模拟测度城市群的范围,空间模型方法可以较好且定量地识别城市群范围,规避了实证手段下量化的局限性,如牛方曲等(2015)采用多层次空间结构树(MSS-Tree)和重力模型,基于县级单元对京津冀地区的城市群边界进行了研究。王丽等(2013)结合潜力模型、场模型和引力模型,在全国尺度上划分城市群的范围和边界,突破行政范围的界线。潘竞虎等(2017)利用Huff模型和网络分析识别城市群的空间影响范围。三是基于空间大数据与应用。以往的研究更多地采用传统的人口、经济、交通等统计数据对城市群范围与边界、空间的联系、区域协作及区域影响展开研究。随着遥感时空大数据、网络社交媒体数据(微博、百度人口迁移)、浮动车轨迹数据的发展,学者们在城市群研究领域展开了基于大数据与机器学习的探索。例如Yin等(2017)利用Twitter数据、熊丽芳(2014)利用微博签到数据分别对英国和长三角城市群边界和范围展开研究。在未来一段时间,大数据的挖掘,深度学习与机器学习等方法模型将更好地为城市地理与城市规划学者研究城市边界、城市群边界提供科学参考与依据。

综上所述,在城市群人流、物流、资金流、信息流等组成的巨大磁场中,定量识别城市群的边界,是非常复杂的问题。虽然较多的学者从多角度对城市群的范围与边界进行了探索性研究,但部分研究存在识别边界较粗、细节精确度不够、覆盖范围与实际情况略有不符等问题。究其原因,一是城市群空间范围的识别存在复杂性,传统的人口统计、社会经济统计等数据由于时间滞后性,空间精细刻画能力不足,难以快速对城市群边界进行精准识别;二是中国城市群较多地受制于行政区影响,政治博弈的色彩较浓重,上层空间决策部门为了更大尺度的经济利益考量,城市群行政边界被夸大,在被夸大城市群边界的基础上进行研究,研究结果可能与实际情况存在差距;三是对城市群边界的若干不同概念,如规划区边界、增长边界、规划控制边界、城市群的实际生长边界等概念内涵不清晰,导

致研究者、管理者、规划决策者认识和沟通存在偏差。有鉴于此,本研究试图借助POI(Points of Interest)与NPP/VIIRS(Suomi National Polar-orbiting Partnership / Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)夜间灯光数据结合优势,通过基于POI密度的曲线阈值法和分形网络演化算法,对中国3大城市群的物理集聚空间范围进行精准识别与空间特征解析,从而为城市群的建设能够跨越行政区划的影响、实现真正意义上的互联互通提供科学依据。

1 研究区域、数据与方法

1.1 研究区域

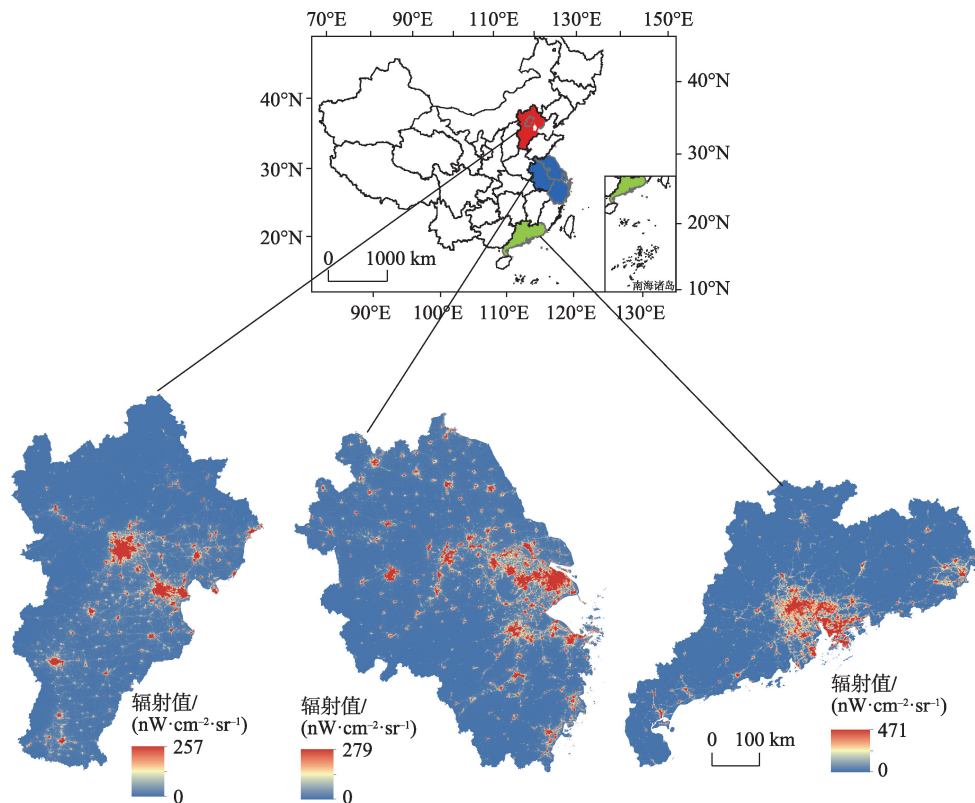
本文研究区域为长三角城市群、珠三角城市群和京津冀城市群。3大城市群是中国人口和经济活动最密集的城市区域和经济核心区,也是中国经济最为发达、经济活动和对外开放水平最高的区域。面积虽仅占中国国土的6.4%,但集聚了中国18%的人口和35%的地区生产总值。长三角研究区包括江苏省、浙江省、安徽省所有地级市和上海市,共41

个城市。珠三角研究区包括广东省内所有地级市以及香港特别行政区、澳门特别行政区,共计23个城市。京津冀地区选择北京市、天津市2个直辖市和河北省的11个地级城市(图1)。“十三五”规划纲要(2016—2020年)提出,优化提升东部地区城市群,建设京津冀、长三角、珠三角世界级城市群,充分说明了3大城市群在中国城市体系结构中的重要地位。

1.2 研究数据

研究数据主要包括POI和NPP/VIIRS夜间灯光影像,辅助数据为研究区基础空间地理数据等。

① POI数据,通过Python爬虫程序采集自腾讯地图位置服务的接口,具体内容包括研究区域内居民点、医院、学校、娱乐场所等各类兴趣点的坐标及名称、地址、类别等特征信息。研究采用了2016年3个城市群的POI共2142.29万个,约占全国POI的41%。并将数据转换为Shapefile格式存入数据库中。② NPP/VIIRS夜间灯光影像,数据来源于NOAA/NGDC地球观测组(EOG)(https://www.ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_monthly.html) 2015年夜



注:本图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2016)1569号的标准地图制作,底图无修改。

图1 中国三大城市群区位特征

Fig.1 Location characteristics of the three major Chinese urban agglomerations

间灯光 NPP/VIIRS 年合成数据。该数据是由 Suomi-NPP 卫星利用可见光/红外辐射成像仪(Visible Infrared Imaging Radiometer Suite, VIIRS)拍摄,相比 DMSP-OLS 夜间灯光数据,VIIRS 传感器提供的夜间灯光绝对辐射数据大幅度地提高了清晰度和敏感度,所采用的广角辐射探测仪消除了灯光过饱和现象,数据的时间周期更短,空间分辨率达到 500 m 左右。由于 NPP-VIIRS 数据并没有过滤火光及背景噪声,根据 Ma(2014)的方法取 $0.3 \times 10^{-9} \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}$ 作为阈值处理噪声,以得到稳定夜光数据,并将月份数据组合生产年度合成图像。③ 基础地理空间数据来自国家基础地理信息中心(<http://data.sbsm.gov.cn/>)。研究将 POI 数据和 NPP/VIIRS 合成数据等预处理后存入研究数据库。

1.3 研究方法

1.3.1 基于密度的曲线阈值法

为了确定 POI 在城市分布上的密度阈值,本文采用基于密度的曲线阈值法,利用密度分析的动态变化,尽可能地在同一尺度上对不同区域的城市群边界阈值进行定量化、图形化判断。对 3 大城市群的 POI 进行核密度分析并生成等值线,根据等值线的原理,即随着密度值 x 的变化,相对应的闭合曲线围成的面积 S 也在变化,当在某一个密度值范围内,面积发生显著变化,此时作为区域空间结构发生变化的关键范围,并认为此密度值范围即是所需的识别城市群边界的临界值范围。首先,对研究区进行核密度分析,在大量核密度分析研究中,Heidenreich 等(2013)发现核函数 K 的选择对生成结果的影响较小,但带宽 h 是影响其可视化结果的重要因素。在对 3 大城市群的 POI 进行核密度分析中,最为关键的是带宽阈值的确定,因此,采用以下 3 种常用方法来确定适合带宽:

(1) 使用 Silverman 的“经验法则”的空间变量计算带宽,确定整个事件点的平均中心,计算平均中心到各个事件点的距离,取这些距离的中位数 D_m ,并计算事件点的标准距离 SD,即

$$h = 0.9 \times \min \left(\text{SD}, \sqrt{\frac{1}{\ln 2}} \times D_m \right) \times n^{-0.2} \quad (1)$$

式中: n 为事件点数量; SD 为标准距离; D_m 为中值距离。

(2) 根据事件点数据的最小外接矩形确定,选择最小外接矩形的边 e_1 、 e_2 除以 30 来确定的,即

$$h = \min(e_1, e_2) / 30 \quad (2)$$

这种方法缺点是仅考虑了研究区的形状特征,而没有考虑事件点数量的影响。

(3) Bailey 等(1995)采用事件点数量的 0.68 倍的 -0.2 次方与研究区域面积的平方根的乘积确定,即

$$h = (0.68 \times n)^{-0.2} \times \sqrt{A} \quad (3)$$

式中: A 为研究区域面积。

其次,找出密度值 x 与代表相等密度值的等值线围成的面积总和 $\sum S$ 的关系。对相等密度值围成的闭合曲线的面积总和 $\sum S$ 求导数。即:

$$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{d(\sum S)}{dx} = r \quad (4)$$

式中: r 为城市群到非城市群过渡的临界值。当 $r=0$ 时,表明等值线的变化是均匀的,为一个定值,即空间分布均匀,不存在城市群与非城市群的边界;当 $r<0$ 时,表明密度曲线收缩;当 $r>0$ 时,表明等值线向外发散,当曲线波动趋势显著变化且不可逆时,认为此时的密度值范围即为城市群边界的阈值范围。阈值区间尽可能地逼近 0,为寻找最符合条件的阈值提供便利。由于 POI 密度在城市群的分布有一定的变化,因此等值线也呈非均匀分布和变化,再加上存在多中心问题,密度变化曲线在城市群范围内出现波动属于正常,但是在整个城市群的空间尺度上分析,城市群边界处一定会存在一个全局拐点,这个拐点便是划定边界需要的带宽阈值。

1.3.2 分形网络演化算法

分形网络演化算法(Fractal Net Evolution Approach, FNEA)在面向对象影像分析中得到了广泛的使用(Benz et al, 2004)。其利用模糊子集理论提取感兴趣的影像对象,在感兴趣的尺度范围内,影像的大尺度对象与小尺度对象同时存在,从而形成一个多尺度影像对象层次等级网络。FNEA 基本思想是像素从下向上且遵循异质性最小原则的分割算法,将光谱特征和形状特征相似的邻近像元合并,并对像元赋予同一含义,生成一个大尺度和小尺度并存的多尺度对象层次等级网络,并且栅格对象在包括光谱同质性的同时,也包括了空间特征与形状特征的同质性。表 1 中的光谱异质性 h_c 由各个数据层光谱值的标准差与权重因子相乘后求和得到,其中标准差 σ_n 代表了图像灰度分布的波动情况,可以用来衡量整体差异。形状异质性 h_s 指标包括平滑度指数 h_{smooth} 与紧凑度指数 h_{compact} 这两个指标。紧凑度指数 h_{compact} 是指衡量对象形状规则程度的指

表1 FNEA计算公式

Tab.1 Fractal net evolution approach (FNEA) calculation formula

名称	公式	说明
光谱异质性	$h_c = \sum_n w_n \cdot \sigma_n$	w_n 是不同光谱波段的权重; σ_n 是每个光谱值的标准差; n 为波段数量
形状异质性 紧凑度数	$h_{compact} = \frac{L}{\sqrt{S}}$	L 为对象的实际周长; b 为对象的最小外接矩形周长; S 为对象面积; $h_{compact}$ 为紧凑度异质性; h_{smooth} 为平滑度异质性; ω_c 为紧凑度权重
平滑度数	$h_{smooth} = \frac{L}{b}$	
形状异质性	$h_s = \omega_c \times h_{compact} + (1 - \omega_c) \times h_{smooth}$	
合并前后异质度变化差值	$h_{diff} = \sum \omega [n_1(h_m - h_1) + n_2(h_m - h_2)]$	ω 为每个波段值; 设两相邻对象内像元个数分别为 n_1 和 n_2 , h_1 和 h_2 为合并前两个相邻对象异质度, h_m 为与合并后新对象的异度
总异质性	$h = \omega_{color} \times h_{color} + \omega_{shape} \times h_{shape}$	ω_{color} 是光谱异质性的权重; ω_{shape} 为形状异质性的权重; h_{color} 为光谱异质性; h_{shape} 为形状异质性。 ω_{color} 与 ω_{shape} 权重之和为 1

标,平滑度指数 h_{smooth} 表示形状的平滑程度。若平滑度权重大,则分割后的对象边界较为平滑;若紧凑度权重大,则形状较为紧密、更多锯齿形状,根据图像特点、目标对象特点和需求不同,合理调配两者间权重。并且在图像分割过程中加入形状因素,可以降低影像噪声对分割的干扰,使分割后的区域形状较平滑完整,减少图像对象边界破碎程度,得到较为规则的栅格对象。

2 城市群边界范围的空间识别

2.1 基于POI数据的城市群边界识别

2.1.1 不同带宽的POI核密度分析

城市群作为一个反映经济趋势、文化传递、社会发展等的综合体,有着集聚、扩散效应等空间特征,为了反映其经济集聚与扩散,运用密度分析POI的动态变化可以发现城市群内部(城市与城市之间)的联系密切。城市群边界附近,POI的密度会发生显著变化,因此,利用基于密度的曲线阈值3种带宽计算方法[式(1)至式(3)],分别对京津冀、长三角和珠三角城市群的POI密度带宽进行探索性分析。由于3个城市群发展阶段、内部经济发展水平以及人口与业态密度等存在较大异质性,因此根据POI的实际空间分布以及研究问题的要求,来确定不同研究区的合理密度带宽。通过反复试验和参数调整,较小的带宽可以反映局部变化,但可能会使测度结果有较多错误的峰值,较大的带宽反映的是整体的变化,但可能会遗漏或平滑掉一些重要细节特征,掩盖城市群密度的真实空间结构。为了方便后续对3个研究区域进行结果对比,需要统一为相同的标准,因此,通过3种方案的探索性研究后,本文选取“Silverman经验规则”对输入数据带宽进行识

别计算,该方法可以有效避免空间异常值。另外,为了满足研究城市群空间结构联系的需要,将京津冀地区POI核密度分析的带宽区间确定为6.25 km(表2,图2a),长三角地区和珠三角地区的带宽设定为8.31 km(表2,图2d)和8.63 km(表2,图2g),并运用几何间隔法对生成的核密度图分类显示。几何间隔法使得每个类别的数量和类别之间的间隔保持一致,较其他方法更为平衡和折衷,使生成的图既有所需显示的信息,也保持了较好的可视化效果(图2)。

2.1.2 曲线阈值法识别3大城市群边界

通过不同带宽的探索比较,运用密度分析POI空间动态变化特征发现,城市群内部城市与城市之间的联系密切,而城市群边界附近,POI的密度会发生显著变化,因此,利用密度的骤变区来确定城市群边界的阈值范围具有可行性和科学性。为了定量且可视化阈值变化特征,本文在采用Densi-Graph法提取城市建成区边界的基础上,提出了一种新的确定阈值范围的方法来确定城市群的范围。该方法基于密度的曲线阈值法原理,以密度值为 X 轴,每个密度值 x 相对应的等值线围成的面积总和为 Y 轴生成面积-密度曲线图(图3),判别曲线的全局拐点,即面积发生显著变化的地方,所对应的密度值范围即是所需的识别城市群边界的临界值范围。利用该方法针对上述提到的3种计算带宽的方法,

表2 3种方法的带宽计算

Tab.2 Bandwidth of three research methods (km)

研究方法	京津冀城市群	长三角城市群	珠三角城市群
Silverman经验法	6.25	8.31	8.63
最小外接矩形法	17.91	26.13	20.12
平方根的乘积法	27.49	28.89	23.39

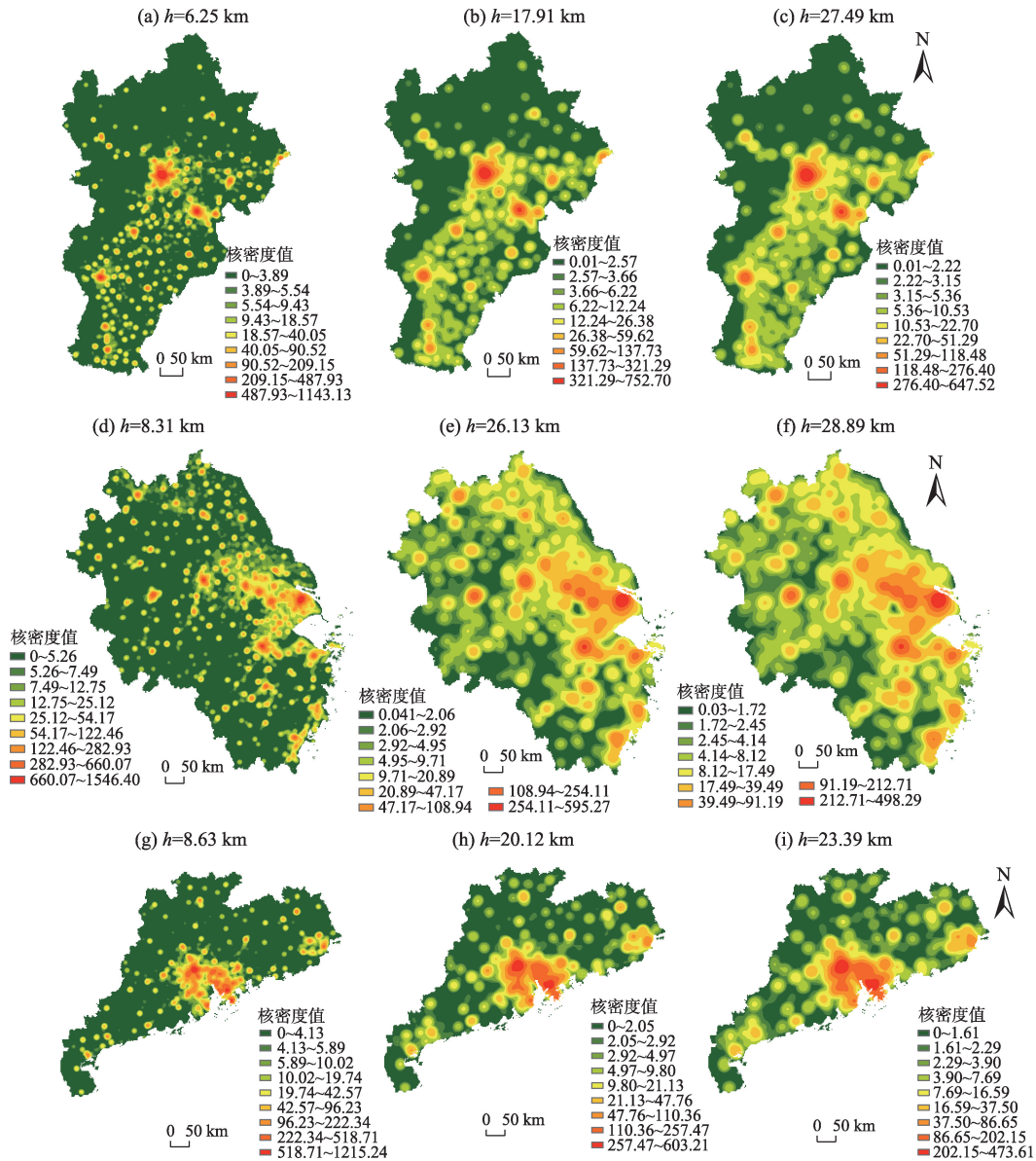


图2 不同带宽情况下的核密度估计结果

Fig.2 Kernel density estimation results under different bandwidths

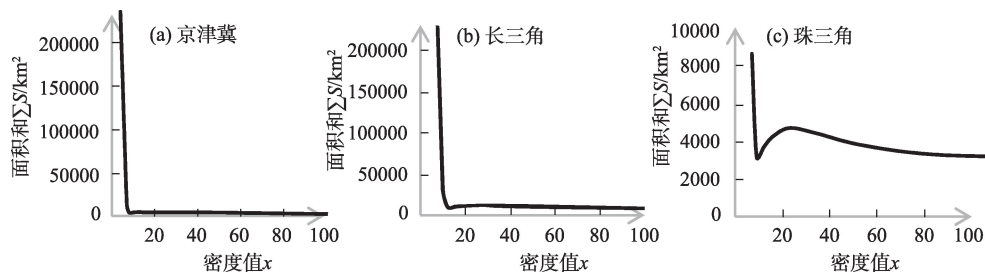
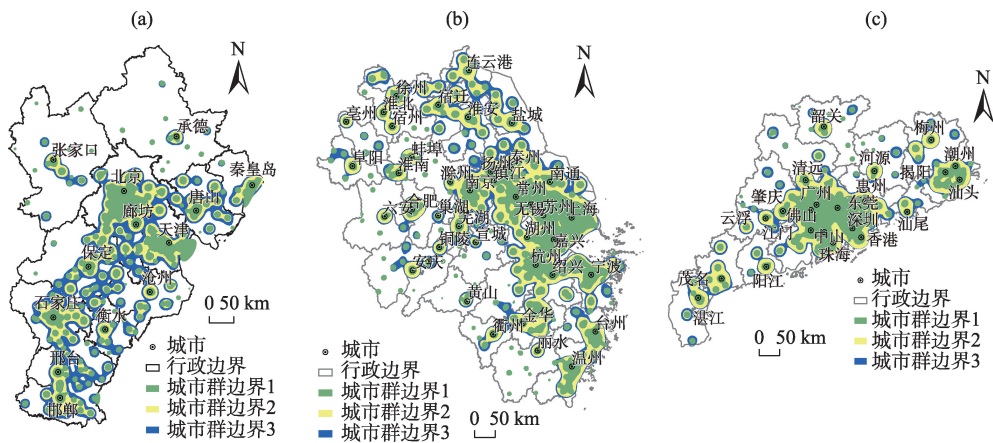


图3 城市群边界识别的面积-密度曲线及阈值

Fig.3 Area-density curves and thresholds for identifying the boundaries of urban agglomerations

以3大城市群为例,共提取9种城市群边界(图4),其中,城市群边界1是Silverman经验法提取的京津冀、长三角和珠三角城市群边界,其集聚程度最高;

城市群边界2、3分别是最小外接矩形法和平方根的乘法法提取的三大城市群边界。统计提取的城市群边界1范围可知,京津冀、长三角与珠三角城市群



注:城市群边界1、2、3分别指采用Silverman经验法、最小外接矩形法和平方根的乘积法提取的三大城市群边界。

图4 基于POI的3大城市群边界识别结果

Fig.4 Identifying the boundaries of the three major urban agglomerations based on points of interest (POI)

识别的实际物理面积分别为46848.54、82177.72与44598.09 km²,各分别占3大区域行政面积的21.63%、22.95%和24.42%(表3)。

2.2 基于NPP/VIIRS灯光影像的城市群边界识别

基于夜间灯光数据提取城市建成区研究大多采用经验阈值法、突变检测法和辅助数据法来提取城区,其中辅助数据验证又包括统计年鉴资料、遥感影像对比等。这类确定阈值法一般默认辅助数据为正确数据,但统计年鉴数据不能实时更新的特点使其不能成为最佳的验证数据,Landsat等遥感影像虽然分辨率更高,但并不适用大尺度的城市群边界识别,因此,寻找一种基于夜间灯光数据判断阈值的算法就显得尤为重要。因此,本文在探索灯光数据在城市群范围识别中尝试使用面向对象的分类方法,基于大尺度进行城市群边界的定量识别与提取,面向对象的多尺度分割以FNEA为理论基础。在定义异质度阈值时,根据不同的目标情况选择合适的参数,针对尺度、形状、颜色、平滑度和紧凑度权值分别设置为15、0.01、0.99、0.5、0.5。在分割的基础上,进行基于隶属度函数的模糊分类,针

对夜间灯光数据,由于NPP/VIIRS只有1个波段且灰度值变化明显,因此选择亮度作为特征值,“大于”作为模糊逻辑运算方式,区间为[0.4,1]。由于在3个研究区域中所用参数相同,最大程度上保证了尺度上的一致性和结果的可对比性,从而得到基于隶属度函数的模糊分类3大城市群范围与边界(图5)。由夜间灯光影像城市群边界提取可知,京津冀、长三角与珠三角城市群识别的实际物理面积分别为45364.08、91137.80与41631.08 km²,各分别占3大区域行政面积的20.92%、25.44%和22.87%(表3)。可见,城市群一体化水平最高的是长三角城市群,其次是珠三角城市群,京津冀城市群的一体化程度最低。

2.3 基于POI和NPP/VIIRS城市群识别边界对比

结合POI与NPP/VIIRS两种数据源对3大城市群的边界识别发现,POI数据和夜间灯光影像识别的城市群范围与面积较为接近。取2类结果的并集进行叠加互补,并进行平滑处理共同识别出3大城市群范围(图6),面积分别为51766.00、118903.59和41260.51 km²(表3),分别是规划范围的23.89%、

表3 POI和NPP/VIIRS提取城市群边界结果对比

Tab.3 Comparison of urban agglomeration boundary results by points of interest (POI) and NPP/VIIRS (Suomi National Polar-orbiting Partnership/Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)

研究区域	总面积	城市群识别(POI)		城市群识别(NPP/VIIRS)		综合识别	
		面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%
京津冀城市群	216716.08	46848.54	21.63	45364.08	20.92	51766.00	23.89
长三角城市群	358579.95	82177.72	22.95	91137.80	25.44	118903.59	33.16
珠三角城市群	182620.41	44598.09	24.42	41631.08	22.87	41260.51	22.59

33.16%和22.59%。二者结论很大程度上可以相互验证和比较,并各有利弊,其中POI数据识别城市群最重要的是城市群边界阈值的确定,其阈值的变化对最终的识别结果影响非常显著,识别结果更大程度上反映的是城市群整体轮廓而非内部空间的细节。而夜间灯光影像识别的城市群边界更细碎,可以识别城市群灯光聚集的区域,反映人类真实的生产生活,能很好地呈现更多空间细节。而将2个结果做叠加分析,进一步比较3个城市群的面积发现:长三角城市群集聚规模最大,最具活力;京津冀城市群人口规模最大,但空间集聚程度与活力低于长三角与珠三角城市群;而珠三角城市群经济密度最大,存在较大的南北区域差异。3大城市群中除了核心地带(京津、宁沪杭、广佛深),集聚区中心外围还有很多孤立的点状区域(中小城市),这些外围的点状区域与城市群大范围集聚中心区联系度很

低或者空间割裂,很难快速有效地接受来自城市群核心城市的辐射带动(涓滴效应),甚至部分城市存在虹吸现象,尤其是京津冀外围和珠三角北部城市,因此,部分城市虽然被划入相应国家城市群规划,但真正融入城市群的过程还比较漫长,例如京津冀的沧州市、邯郸市,珠三角的韶关市、茂名市,以及长三角的阜阳市、亳州市等。

3 结论与讨论

本文选用POI数据和NPP/VIIRS夜间灯光影像数据,以京津冀、长三角和珠三角城市群为研究区域,基于密度的曲线阈值法与分形网络演化算法等方法,对中国3大城市群边界展开探索性识别与分析。主要得到以下结论:

(1) 基于POI密度的曲线阈值法与NPP/VIIRS

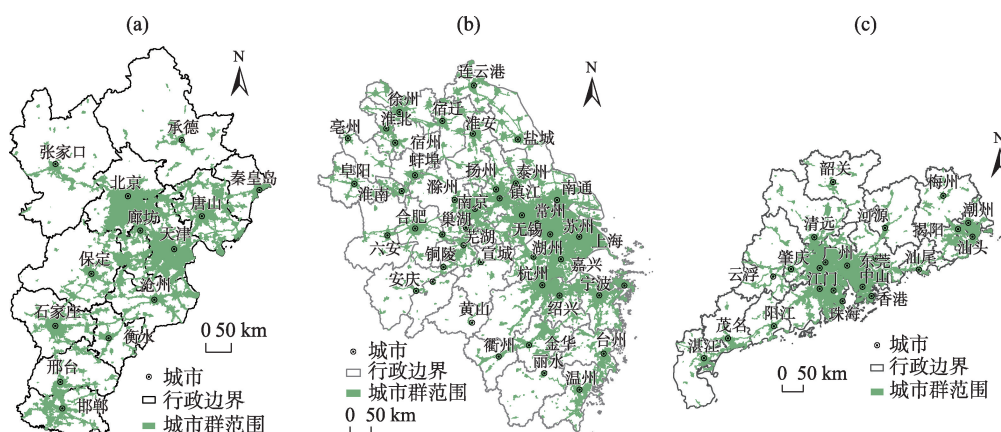


图5 基于NPP/VIIRS识别3大城市群边界

Fig.5 Identifying the boundaries of the three urban agglomerations based on NPP/VIIRS

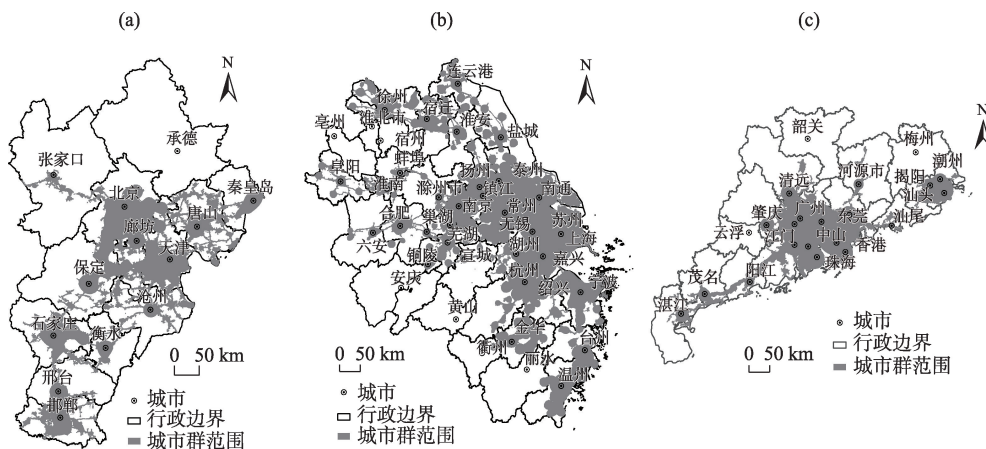


图6 三大城市群空间范围

Fig.6 Range of the three urban agglomerations

分形网络演化算法,在大尺度范围内综合自然、社会经济等因素可以较高精度地提取和识别城市群边界,也能较好地反映出城市群较多的细节邻域和城市与城市之间的连接轴线。2种方法识别出的城市群边界均小于国家城市群规划的行政边界,且2种方法识别范围是城市群规划范围的20.92%~25.42%,POI识别出的京津冀、长三角和珠三角城市三大群面积分别为46848.54、82177.72、44598.09 km²,NPP/VIIRS识别出的3个城市群面积分别为45364.08、91137.80、41631.08 km²。二者叠加识别出的面积分别为51766.00、118903.59、41260.51 km²,识别结果表明中国3大城市群中长三角城市群发展程度最好,分别是京津冀城市群和珠三角城市群面积的2倍左右。

(2) POI与NPP/VIIRS灯光数据二者提取的城市群边界面积基本接近,可以相互比较和验证。研究结果表明利用POI和NPP/VIIRS数据结合曲线阈值法和面向对象法,实现了统一标准下各区域的城市群实际边界的快速识别与提取,提取出的物理边界轮廓较之以往研究中的成果更为具体和清晰。另外,比较2种方法可以发现,POI数据提取的城市群面积偏大,更大程度上反映的是城市群整体边界轮廓而非内部细节,NPP/VIIRS提取的城市群面积偏小,更为细碎,但可以反映人类社会经济活动的强弱,因此提取的城市群更细碎,可以识别城市群灯光聚集的区域,反映人类真实的生产生活水平。

(3) 识别边界和城市群形态分析表明:3大城市群中除了经济发达、联系紧密、地域邻近的核心地带(如京津、宁沪杭、广佛深等区域),城市群外围存在较多孤立的点状区域(中小城市),究其原因,孤立点(城镇)的地形、区位、交通可达性与中心地带联系不够紧密,虽然政策上被纳入城市群规划体系,但很难受到城市群核心城市的辐射带动(涓滴效应),甚至部分城市出现虹吸现象。

参考文献(References)

陈守强, 黄金川. 2015. 城市群空间发育范围识别方法综述[J]. 地理科学进展, 34(3): 313-320. [Chen S Q, Huang J C. 2015. Review of range recognition research on urban agglomerations. Progress in Geography, 34(3): 313-320.]

邓羽, 刘盛和, 蔡建明. 2013. 中国中部地区城市影响范围划分方法的比较[J]. 地理研究, 32(7): 1220-1230. [Deng Y, Liu S H, Cai J M. 2013. Comparative study of identification methods to delineate urban spheres of influence in cen-

tral China. Geographical Research, 32(7): 1220-1230.]

董青, 李玉江, 刘海珍. 2008. 中国城市群划分与空间分布研究[J]. 城市发展研究, 15(6): 70-75. [Dong Q, Li Y J, Liu H Z. 2008. Research on the spatial distribution and division of urban agglomerations in China. Urban Studies, 15(6): 70-75.]

董树军. 2016. 城市群府际博弈的整体性治理研究[D]. 长沙: 湖南大学. [Dong S J. 2016. The holistic governance of city cluster intergovernmental game. Changsha, China: Hunan University.]

方创琳. 2009. 城市群空间范围识别标准的研究进展与基本判断[J]. 城市规划学刊, (4): 1-6. [Fang C L. 2009. Research progress and general definition about identification standards of urban agglomeration space. Urban Planning Forum, (4): 1-6.]

方创琳. 2011. 中国城市群形成发育的新格局及新趋向[J]. 地理科学, 31(9): 1025-1033. [Fang C L. 2011. New structure and new trend of formation and development of urban agglomerations in China. Scientia Geographica Sinica, 31(9): 1025-1033.]

高晓路, 许泽宁, 牛方曲. 2015. 基于“点-轴系统”理论的城市群边界识别[J]. 地理科学进展, 34(3): 280-289. [Gao X L, Xu Z N, Niu F Q. 2015. Delineating the scope of urban agglomerations based upon the Pole-Axis theory. Progress in Geography, 34(3): 280-289.]

顾朝林, 庞海峰. 2008. 基于重力模型的中国城市体系空间联系与层域划分[J]. 地理研究, 27(1): 1-12. [Gu C L, Pang H. 2008. Study on spatial relations of Chinese urban system: Gravity model approach. Geographical Research, 27(1): 1-12.]

黄建毅, 张平宇. 2009. 辽中城市群范围界定与规模结构分形研究[J]. 地理科学, 29(2): 181-187. [Huang J Y, Zhang P Y. 2009. Delimitation and fractal research on structure of central liaoning urban agglomeration. Scientia Geographica Sinica, 29(2): 181-187.]

黄金川. 2016. 基于辐射扩散测度的中国城市群发育格局识别[J]. 经济地理, 36(11): 199-206. [Huang J C. 2016. Identification of urban agglomeration in China based on radiation diffusion measurement. Economic Geography, 36(11): 199-206.]

姜晓丽, 张平宇. 2013. 基于Huff模型的辽宁沿海港口腹地演变分析[J]. 地理科学, 33(3): 282-290. [Jiang X L, Zhang P Y. 2013. The hinterland evolution of Liaoning coastal ports based on the Huff model. Scientia Geographica Sinica, 33(3): 282-290.]

柯善咨. 2009. 中国城市与区域经济增长的扩散回流与市场区效应[J]. 经济研究, (8): 85-98. [Ke S Z. 2009. Spread-backwash and market area effects of urban and regional

- growth in China. *Economic Research*, (8): 85-98.]
- 陆大道, 陈明星. 2015. 关于“国家新型城镇化规划(2014—2020)”编制大背景的几点认识 [J]. *地理学报*, 70(2): 179-185. [Lu D D, Chen M X. 2015. Several viewpoints on the background of compiling the "National New Urbanization Planning (2014-2020)". *Acta Geographica Sinica*, 70(2): 179-185.]
- 刘卫东. 2014. 经济地理学与空间治理 [J]. *地理学报*, 69(8): 1109-1116. [Liu W D. 2014. Economic geography for spatial governance. *Acta Geographica Sinica*, 69(8): 1109-1116.]
- 牛方曲, 刘卫东, 宋涛. 2015. 城市群多层次空间结构分析算法及其应用: 以京津冀城市群为例 [J]. *地理研究*, 34(8): 1447-1460. [Niu F Q, Liu W D, Song T. 2015. A multi-level spatial structure analysis algorithm for urban agglomeration study in China. *Geographical Research*, 34(8): 1447-1460.]
- 潘竞虎, 戴维丽. 2017. 基于网络分析的城市影响区和城市群空间范围识别 [J]. *地理科学进展*, 36(6): 667-676. [Pan J H, Dai W L. 2017. Identification of urban hinterlands and urban agglomerations in China based on network analysis. *Progress in Geography*, 36(6): 667-676.]
- 王成新, 郝兆印, 姚士谋, 等. 2012. 城市群时代中心城市的影响腹地界定研究: 以济南市为例 [J]. *人文地理*, (4): 78-82. [Wang C X, Hao Z Y, Yao S M, et al. 2012. Study on the hinterland area of center cities in urban agglomerations era: A case study of Jinan. *Human Geography*, (4): 78-82.]
- 王丽, 邓羽, 牛文元. 2013. 城市群的界定与识别研究 [J]. *地理学报*, 68(8): 1059-1070. [Wang L, Deng Y, Niu W Y. 2013. The definition and identification of urban agglomerations. *Acta Geographica Sinica*, 68(8): 1059-1070.]
- 熊丽芳. 2014. 长三角城市群居民活动时空间特征及范围划界研究: 基于微博签到数据 [D]. 南京: 南京大学. [Xiong L F. 2014. Study on spatio-temporal figure of residents activity and delimitating the spatial boundary based on sina Micro-blog check-in data: A case study in the Yangtze River Delta. Nanjing, China: Nanjing University.]
- 姚士谋, 陈振光, 朱英明, 等. 中国城市群 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2006: 5-7. [Yao S M, Chen Z G, Zhu Y M, et al. China's urban agglomeration. Hefei, China: University of Science and Technology of China Press, 2006: 5-7.]
- 余斌, 刘明华, 朱丽霞, 等. 2012. 城市群的边界效应与边界地区发展 [J]. *地理科学*, 32(6): 666-672. [Yu B, Liu H M, Zhu, L X. 2012. The border effect and the development of border region between conurbations. *Scientia Geographica Sinica*, 32(6): 666-672.]
- Bailey T C, Gatrell A C. 1995. Interactive spatial data analysis [M]. London, UK: Routledge.
- Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, et al. 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3/4): 239-258.
- Duranton G, Puga D. 2003. Micro-foundations of urban agglomeration economies [M]// Henderson J V, Thisse J-F. *Handbook of Regional and Urban Economics*, Volume 4. North-Holland, Netherlands: 2063-2117.
- Fragkias M, Seto K C. 2009. Evolving rank-size distributions of intra-metropolitan urban clusters in South China [J]. *Computers Environment & Urban Systems*, 33(3): 189-199.
- Gottmann J. 1957. Megalopolis or the urbanization of the northeastern seaboard [J]. *Economic Geography*, 33(7): 189-200.
- Heidenreich N B, Schindler A, Sperlich S. 2013. Bandwidth selection for kernel density estimation: A review of fully automatic selectors [J]. *Advances in Statistical Analysis*, 97 (4): 403-433.
- Ma T, Zhou C, Pei T, et al. 2014. Responses of Suomi-NPP VIIRS-derived nighttime lights to socioeconomic activity in China's cities [J]. *Remote Sensing Letters*, 5(2): 165-174.
- Yin J, Soliman A, Yin D. 2017. Depicting urban boundaries from a mobility network of spatial interactions: A case study of Great Britain with geo-located Twitter data [J]. *International Journal of Geographical Information Systems*, 31(7): 1293-1313.

Identification of urban agglomeration boundary based on POI and NPP/VIIRS night light data

ZHOU Liang^{1,2}, ZHAO Qi^{1,3}, YANG Fan⁴

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

3. School of Geographical Sciences, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China;

4. Tencent Beijing Technology Co. Ltd, Beijing 100836, China)

Abstract: Identification of urban agglomeration boundary is the key to the smart and compact development of urban agglomerations. It also contributes to the development of national spatial governance system and the ability of spatial governance. Taking the Beijing-Tianjin-Hebei, Yangtze River Delta, and Pearl River Delta urban agglomerations as an example and by combining the Suomi National Polar-orbiting Partnership / Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (NPP /VIIRS) night light images and points of interest (POI) data, this study aimed to accurately identify the actual physical boundaries of the three urban agglomerations and to analyze the spatial features of the agglomeration space by density-based curve threshold method and object-oriented fractal network evolution algorithm. The results show that: 1) The curve threshold method based on POI density and the NPP/VIIRS fractal network evolution algorithm both recognize that the boundaries of urban agglomeration are smaller than the administrative boundaries of the national urban agglomeration planning, and the identified ranges are 20.90%–24.40% of the planned ranges. 2) The areas of urban agglomeration extracted by POI and night light data are very close and can be compared and verified with each other. The areas of urban agglomerations extracted by POI data are larger, which to a great extent reflect the overall boundary of urban agglomeration instead of internal details. The urban agglomeration areas extracted by NPP/VIIRS images are more fragmented, which can identify the core areas of urban agglomerations. 3) Overlay of urban agglomerations extracted from the POI and the light data shows that in addition to the core zones, there are many isolated point areas in the three urban agglomerations, indicating that the three major urban agglomerations in China are still at a rapid development stage. The intensity of inter-city contact needs to be further strengthened.

Keywords: multi-source data; spatial planning; urban scale; urban structure; urban agglomeration