doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2025.04.004

基于多源开放数据的城市空间圈层结构识别与分析

——以合肥市为例

邓景元,侯　君

(合肥工业大学建筑与艺术学院,安徽 合肥 230601)

[**摘要**]　城市空间的圈层结构是城市化发展的空间现象,城市核心区、城市建成区和城市边缘区具有圈层结构特征. 本文利用 NPP-VIIRS 夜间灯光数据、高德地图 POI 数据、WorldPop 人口分布数据和 OSM 路网数据进行叠加分析,实现对城市空间圈层结构的识别. 结果表明:①多源开放数据的组合叠加,能够描述城市核心区、城市建成区和城市边缘区的空间轮廓,弥补了单一数据识别的不足. ②运用模糊逻辑分析和 ISODATA 空间阈值分割对城市空间圈层结构进行识别和提取,生成结果经过修正和检验,符合城市建成环境现状,能够为城市空间相关研究提供有效的空间参照. ③城市核心区呈现多中心分布特征,被城市建成区和城市边缘区包围. 城市边缘区的延伸程度比城市建成区高. ④道路对城市形态的发展具有主要驱动作用,城市形态扩张的主要阻力来自自然环境.

[**关键词**]　多源开放数据,圈层结构,合肥市,城市核心区,城市建成区,城市边缘区

[**中图分类号**]TU984.16　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2025)04-0039-12

Identification and Analysis of Urban Spatial Circle Structure Based on Multi-source Open Data: a Case Study of Hefei City

Deng Jingyuan, Hou Jun

(College of Architecture and Art, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China)

Abstract: The circle structure of urban space is a spatial phenomenon of urbanization development, and the urban core area, built-up area, and fringe area have ring structure characteristics. This paper uses the NPP-VIIRS nighttime light data, Gaode POI data, WorldPop population distribution data, and OSM road network data for stacked analysis to achieve the identification of urban spatial circle structure. The results show that: ①The combination of multi-source open data can describe the spatial contours of the urban core area, built-up area, and fringe area, filling the gap of insufficient identification by single data. ②The fuzzy logic analysis and ISODATA spatial threshold segmentation are used to identify and extract the urban spatial circle structure, and the generated results have been corrected and verified, which are consistent with the current built-up environment and can provide effective spatial reference for urban space-related studies. ③The urban core area exhibits a multi-center distribution feature and is surrounded by the urban built-up area and urban fringe area. The extension of the urban fringe area is higher than that of the built-up area. ④The development of urban form is strongly driven by road, and the main obstacle to urban expansion is the natural environment.

Key words: multi-source open data, circle structure, Hefei City, urban core area, urban built-up area, urban fringe area

城市空间结构是城市中物质环境、功能活动和文化价值等要素之间关系的表现方式[1]. 识别城市空间结构,对探索城市空间、理清城乡关系和建设理想城市具有重要价值. 城市的建筑、产业和人工地表在

收稿日期:2024-07-02.

基金项目:安徽省社会科学界联合会项目(JS2020AHSL0184).

通讯作者:侯君,博士,副教授,研究方向:城市更新、社区治理. E-mail:houjun.hit@163.com

空间上不断向外扩张,城市作为区域经济发展的节点,逐渐形成了“核心层”“内环”“外环”的圈层结构特征[2]. 圈层结构理论最早可追溯到 1826 年杜能[3]提出的“杜能环”模式. 他假设了理想环境下城市的同心圆结构,强调了城市空间与农业生产布局的圈层关系. 1898 年,霍华德[4]构想了兼具城市与乡村优点的“田园城市”模型,设想了由同心圆组成的城市空间结构来整合城乡并建设理想城市. 1925 年,帕克与伯吉斯[5]总结了城市人口流动对城市功能地域分异的原因,提出了“同心圆学说”,并建立了“距离衰减律”的最初表达模式和圈层式空间结构的理论基础. 随着城市空间理论和区位经济理论的发展,城市空间圈层结构的内涵可概括为:城市与区域是有机整体,城市对区域的作用受到了空间相互作用的“距离衰减律”的制约,形成了以城市为核心的集聚和扩散的圈层状空间分布结构[6].

随着城市化进程,城市建成空间在不断变化,但始终存在城市核心区(核心层)、城市建成区(内环)和城市边缘区(外环)的圈层结构特征,三者具有层次性、连续性、相互嵌套和边界模糊的特征[7]. 其中,城市核心区是城市服务和人流集中分布的场所,支撑着城市经济、社会和文化的发展[8],空间特征为单中心或多中心分布;城市建成区是城市的主要建成范围,承载了城市中生活、生产和服务的基本功能,空间特征为集中连片分布[9];城市边缘区是城市向乡村、自然环境和非人工地表过渡的空间区域,是城市建设的边缘地带[10],空间特征为包围城市建成区. 在城市空间相关研究中,城市边缘区、城市建成区和城市核心区通常作为地理空间范围,提供了必要的研究背景和载体,三者适用于不同的研究内容. 因此,对于这三类空间范围的识别尤为重要.

目前对城市边缘区、城市建成区、城市核心区的识别研究较为丰富,但通过研究综述发现,当前研究存在操作技术复杂和冗余、所用的数据获取难度大、数据更新周期长等问题,并缺少对城市空间圈层结构进行统一划分和讨论. 因此,本文设计了基于多源开放数据叠加分析、整体识别城市空间圈层结构的研究路径,该识别方法具有数据获取难度低、技术操作简单、识别结果准确度高和时效性强的优势,能够为城市空间相关研究提供可靠的空间参照.

1 研究方法和数据处理

1.1 数据来源与预处理

(1)研究区域. 合肥市中心经纬度为 N31°49′21.30″、E117°13′18.25″,截至 2023 年末,下辖 4 区 4 县 1 县级市,总面积 11 445 km^2,常住人口 985.3 万人. 作为安徽省会和长三角城市群副中心城市,合肥市在快速城镇化过程中逐渐成长为特大城市,对研究城市空间圈层结构具有重要价值. 合肥市行政区划数据来源于全国地理信息资源目录服务系统.

(2)夜间灯光数据. 选自 2022 年度 NPP-VIIRS 夜间灯光数据集,并采用均值法对该数据进行处理,对杂散光进行剔除,同时进行辐射绝对定标和异常值处理.

(3)兴趣点(point of interest,POI)数据. 利用高德地图应用程序接口爬取高德地图 2023 年 POI 数据,对数据进行清洗和重分类,共抓取点要素 188 534 个.

(4)路网数据. 使用 OSM 路网数据. 选取合肥市域范围内城市主干道、次干道、高速和快速路为研究数据.

(5)人口空间数据. 采用 WorldPop 提供的人口空间分布栅格数据. 该数据是基于人口普查数据、土地覆盖数据、MODIS NPP 数据、海拔和坡度等多源数据,采用随机森林模型估算每 100 m^2 格网下的人口数量[11]. 利用第七次全国人口普查统计数据修正人口分布栅格数据,按合肥市域内各乡镇和街道人口的分布进行修正,修正后人口栅格数据的统计结果为 9 001 876 人,与“七普”合肥市数据 9 369 881 人的相关系数为 0.96,表明修正结果有效.

(6)城市热力数据. 利用百度慧眼 API 进行城市热力数据爬取. 选取合肥市域内 2023 年 10 月 21 日—27 日时段的城市热力数据. 该时间段全天气候良好,无极端气候和降雨情况,无重大社会事件发生.

(7)归一化植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)和土地利用数据. NDVI 数据空间分辨率为 30 m,年份为 2022 年;土地利用现状遥感监测数据空间分辨率为 30 m,年份为 2020 年;中国土地覆盖数据空间分辨率为 30 m,年份为 2023 年. 以上数据用于结果检验.

1.2 研究设计

当前研究中,土地利用数据[12]、高分辨率遥感影像数据、夜间灯光数据[13]、POI 数据和路网数据等多源开放数据都已广泛应用于城市空间的识别和提取. 在空间形态的识别方法和空间阈值分割上,主要采用了核密度估计法、突变检测法[14]、空间聚类法[15]、局部等值线树算法[16]等. 已有研究表明,多源数据所提供的信息具有冗余性与互补性,通过模糊逻辑的叠加算法对多源数据生成的城市空间识别结果进行集成,能有效整合不同数据,消除数据的冗余和矛盾,并加以互补,实现多源数据的深度融合,生成能有效表示城市空间的图像信息[17]. 本文从城市空间圈层结构理论出发,选用 NPP-VIIRS 夜间灯光数据(nighttime lighting,NL)、OSM 路网数据(road network,RN)、高德地图 POI 数据和 WorldPop 人口分布数据(以下简称 POP). 其中,NL 是对夜间人类活动信息的捕捉,能够直观识别人类聚居的场所[18];POI 包含了精确的位置和属性信息,体现了城市功能服务的空间分布[19];RN 反映了城市道路现状,而道路是城市扩张和发展的前置条件[20];POP 体现了大致的人口空间分布[21]. 以上数据已被广泛应用于城市建成环境的识别. 将以上数据进行模糊逻辑的叠加分析,分为以下 3 类:①RN&NL 叠加,反映了城市扩张与外延的态势,用于表征城市边缘区;②NL&POI 叠加,反映了城市建设和功能服务的覆盖范围,用于表征城市建成区;③POI&POP 叠加,反映了人口集中趋势和城市服务集中分布的空间特征,用于表征城市核心区. 对以上 3 类叠加数据进行阈值分割,确定空间范围,分别表征城市边缘区、城市建成区和城市核心区,并对结果检验和分析. 本文空间识别技术流程如图 1 所示.

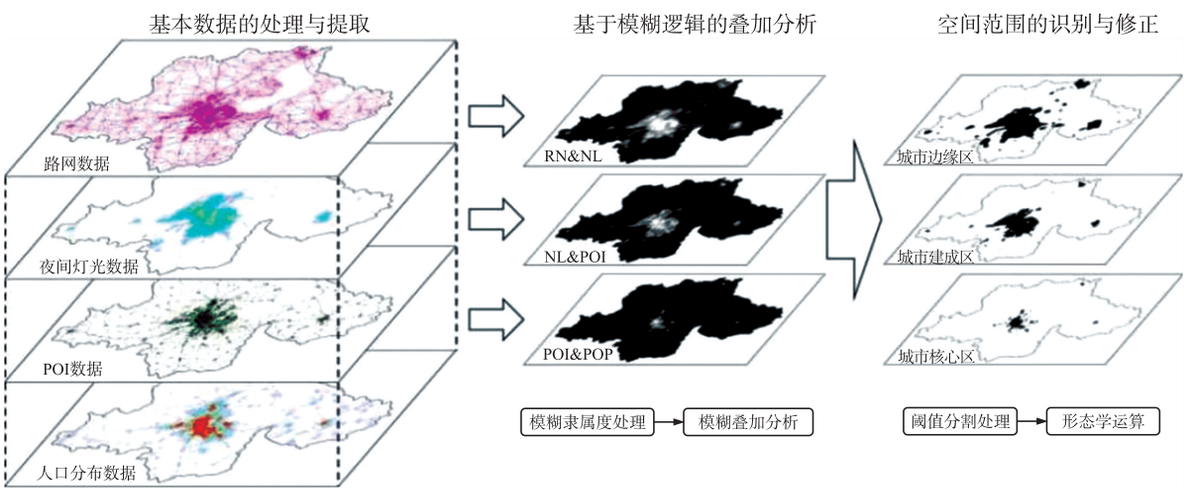


图 1 城市空间圈层结构综合识别技术路线示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the technical route of comprehensive identification of urban spatial circle structure

1.3 研究方法

1.3.1 利用 POI 和路网数据的核密度估计法

核密度基于地理第一定律,能够计算空间要素在其周围邻域中的密度,连续模拟和可视化反映各类要素的空间分布[22]. 对路网数据和 POI 数据进行核密度分析,计算公式如下:

$$P_i=\frac{1}{n\pi R^2}\times\sum_{j=1}^{n}K_j\left(1-\frac{D_{ij}^2}{R^2}\right)^2,$$

式中,P_i 为空间任意 i 点的核密度计算值,R 为核密度函数的搜索半径,n 为带宽 R 范围内研究对象 j 点总数,K_j 为 j 点的权重,D_{ij}为 i 点与 j 点的欧氏距离,$R>D_{ij}$.

核密度分析中,带宽 R 的选择对核密度分析结果有关键影响[23]. 本文通过 ArcGIS Pro 中的最优搜索带宽策略对带宽 R 进行自适应,计算公式为:

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

$$\mathrm{SD}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{X})^2/n+\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{Y})^2/n},$$

式中,R 是带宽,SD 是标准距离值,D_m 是点的平均中心与所有点之间距离的中位数,n 是点数,x_i 和 y_i 是点的坐标,$\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 是数据点的平均中心坐标.

1.3.2　基于模糊逻辑的叠加分析

城市核心区、城市建成区和城市边缘区是根据城市活动和地理特征对城市空间区域的划定,可以运用模糊逻辑分析. 模糊逻辑分析可用于研究现实世界中许多界限模糊的问题. 模糊逻辑分析的主要步骤是模糊分类过程和模糊叠加分析. 当多个栅格数据组合的重要性大于任何单个输入栅格数据时,运用模糊总和对栅格数据进行叠加运算. 该运算是基于输入到分析中的栅格数据数量,对像元位置所属的每个集合的模糊值进行相加,所得总和是一个线性组合函数[24].

1.3.3　空间范围的识别与修正

(1)利用聚类阈值分割法的空间识别. ISODATA 聚类阈值分割法是在 K-means 算法上发展而来的一种无监督分类. 该方法会选择若干样本作为聚类中心,再按照聚类算法使其余样本归入最近的聚类中心,得到初始聚类;然后判断初始聚类结果是否合理,若不合理则将聚类集合进行分裂或合并,以获得新的聚类中心,再判断聚类结果是否符合要求. 如此反复迭代,直到聚类划分符合要求[25].

(2)基于形态学的空间修正. 形态学图像形状边界修正的基本操作是“腐蚀”“膨胀”. “腐蚀”运算能够减少目标图形周围细小破碎的独立点,减小空间边界的破碎程度;“膨胀”运算可以将目标图形周围的独立点合并到图像中,并填补空洞,使目标图形向外扩张. “膨胀”和“腐蚀”运算的计算公式如下:

$$X \oplus H = X + h = \{x + h : (x \in X)(h \in H)\},$$

$$X \ominus H = X - h = \{g : (H + g) \subseteq H\},$$

式中,H 为结构元素确定的邻域块,X 为空间中任意一点. 通过对包含“腐蚀”“膨胀”的开闭运算进行参数调整,平滑边缘、消除噪点,达到修正空间边界的目的[26].

1.3.4　空间识别结果的检验

(1)土地利用结构信息熵. 土地利用结构信息熵是利用信息熵来计算土地地类混合度,反映一定区域内土地利用结构的复杂性,熵值越大表明该研究区土地利用结构越复杂、土地类型越多样[27]. 利用土地利用结构信息熵模型对城市边缘区进行检验.

(2)一致性检验. 采用统计学分类指标查重率、查准率、F_1-score 和 Kappa 一致性检验对城市建成区与城市核心区进行检验.

1.3.5　空间形态及其驱动因素分析

(1)城市形态特征指标. 主要采用了紧凑度指数、Boyce-Clark 形状指数、分形维数、延伸率 4 个指标,分别反映城市形态的紧凑度、均衡性、规整性、延伸度特征[28-29].

(2)地理探测器. 地理探测器是通过不同控制变量来探测空间驱动机制的统计方法[30]. 运用地理探测器的因子探测和交互探测模块,对不同圈层形态的驱动因素进行探测.

2　城市空间圈层结构的识别与检验

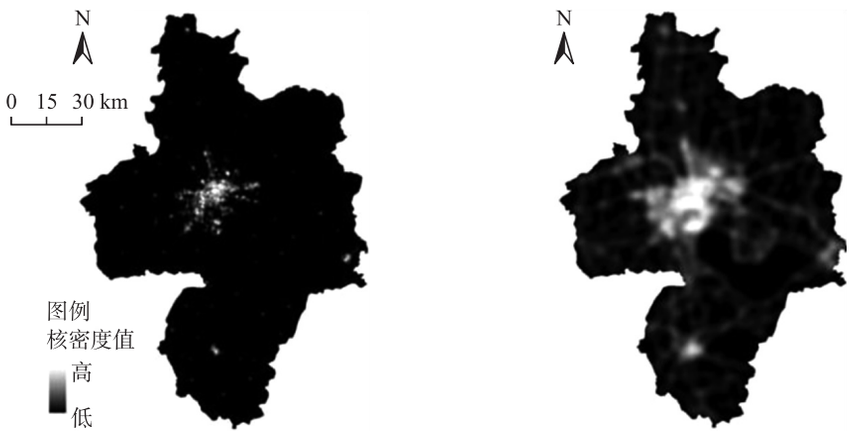
2.1　基于核密度分析的数据处理

(1)POI 数据处理. 根据 POI 数据中的一级行业分类分别对其进行核密度分析. 由于带宽设置直接影响分析结果的适用性,因此利用 ArcGIS Pro 的最优搜索带宽策略对核密度分析的带宽设置进行自适应,得到各类 POI 数据的搜索半径. 考虑到数据分析的统一性,对各类 POI 数据的搜索半径进行平均值处理,计算得出搜索半径为 1 055 m. 结果表明,1 055 m 带宽核密度分析能够较好地描述各行业的聚集特征.

(2)OSM 路网数据处理. 提取 OSM 路网数据中的主要道路进行核密度分析. 研究发现,对“高速路”“主要道路”“次要道路”等道路分别利用最优搜索带宽策略设置搜索半径,其核密度分析结果较为模糊,无法准确描述城市空间的细节. 因此,合并各类道路,统一进行核密度分析,计算得出搜索半径为 3 394 m.

(3)处理结果. 结果如图 2 所示,POI 数据和 OSM 路网数据的核密度分析能够有效描述城市建成空间的大致范围,城乡边界清楚,道路建设和分布情况清晰.

POI 数据能够在一定程度上描述城市建成区范围,对夜间灯光数据和人口分布数据具有互补作用. 在识别城市建成区范围时,POI 数据能够弥补夜间灯光数据的信息缺失问题,消除夜间灯光的溢出和饱和,



(a) POI数据核密度分析　　(b) 路网数据核密度分析

图 2　核密度分析结果

Fig. 2　Results of kernel density analysis

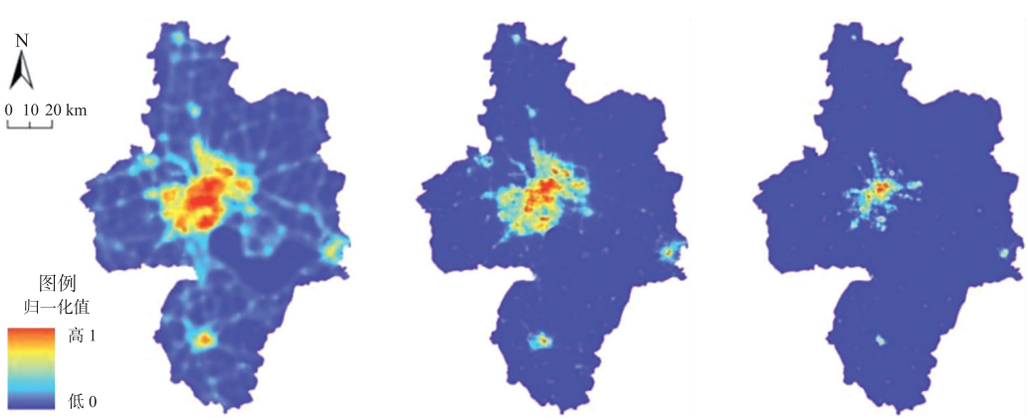
确定城市建成空间范围. 同时,POI 数据的核密度分析显示了城市功能集中的空间区域. POI 数据和人口分布数据进行叠加处理,能够描述城市设施服务和人口空间分布的共同集中区域,从而识别出城市核心范围.

道路建设是城市空间扩张的前提,OSM 路网数据的核密度分析能够描述城市路网的分布特征. 因此,路网数据与夜间灯光数据进行叠加分析,能够对夜间灯光数据所形成的城市空间边界产生信息补充和形态扩张的作用,从而识别出城市边缘范围.

2.2　基于模糊逻辑的数据叠加结果

城市的边缘区、建成区和核心区是相互过渡的空间范围,具有边界模糊的特征. 因此,可以利用模糊逻辑分析对城市的边缘区、建成区和核心区进行范围识别. 模糊逻辑主要用于解决复杂系统中的不确定性和模糊性问题. 基于模糊逻辑分析,首先对基础数据进行模糊分类. 补充数据中存在的空值单元后,再利用模糊隶属度中的线性模糊对夜间灯光数据、OSM 路网数据的核密度分析结果、POI 数据的核密度分析结果和 WorldPop 人口分布数据进行标准化处理,并进行模糊叠加分析.

实践发现,模糊总和运算所保留的信息最全、叠加效果最好,能够清晰描述城市边缘区、城市建成区和城市核心区的空间范围. 因此采用模糊总和运算进行叠加分析. 将标准化后的 4 个单波段栅格数据进行叠加处理,分别得到 RN&NL、NL&POI 和 POI&POP 3 个单波段栅格数据. 结果如图 3 所示,生成结果分别能够描述城市边缘区、城市建成区和城市核心区的基本轮廓,符合不同区域的空间分布特征. 通过等值线分析发现,数值在局部空间上具有明显的骤然变化,能够进行空间阈值分割.



(a) RN&NL　　(b) NL&POI　　(c) POI&POP

图 3　数据叠加分析结果

Fig. 3　Results of the data overlay analysis

2.3　空间阈值分割和修正

(1)空间阈值分割. ISODATA 聚类阈值分割法通过设定初始聚类数,定义相似度准则函数,在调整样本过程中完成聚类分析,动态地进行类的“合并”和“分裂”,从而得到类数比较合理的各个聚类. 初始聚类数设置为 5,对 RN&NL、NL&POI 和 POI&POP 进行 ISODATA 聚类空间阈值分割处理,结果如图 4 所示. 其中,聚类 3 对城市边缘区、城市建成区和城市核心区的识别结果基本符合实际情况,能够描述城乡空间和范围,体现各区域的空间特征. 因此,根据聚类 3 的识别结果对栅格归一化数值进行提取,并进行转为面要素操作,作为城市边缘区、城市建成区和城市核心区的基本范围.

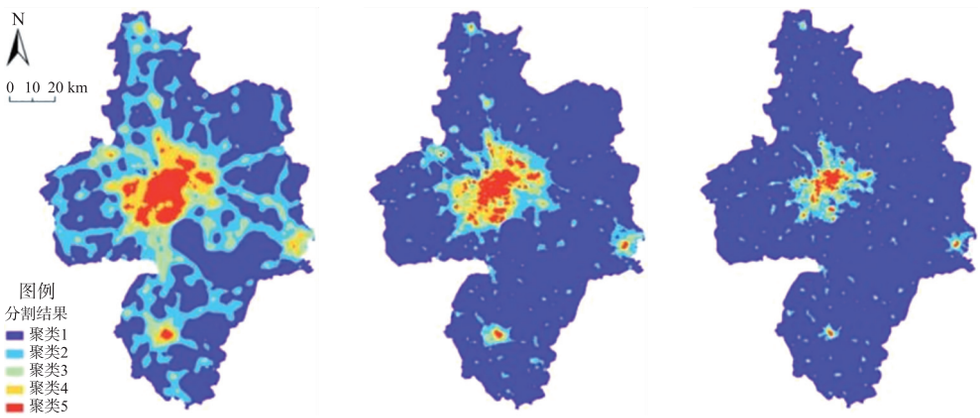


图 4　空间阈值分割结果

Fig. 4　The results of spatial threshold partition

(2)空间范围修正. 在城市边缘区、城市建成区和城市核心区的基本范围确定的基础上,进一步采用形态学图像修正运算进行处理,平滑边缘、消除噪点、合并相邻区、填充栅格间距等,得到平滑、连续且更符合实际情况的区域范围. 该过程需要调整参数和目视解译. 修正结果如图 5 所示,城市边缘区、城市建成区和城市核心区基本符合空间现状,三者在空间分布上具有互相嵌套的圈层结构特征.

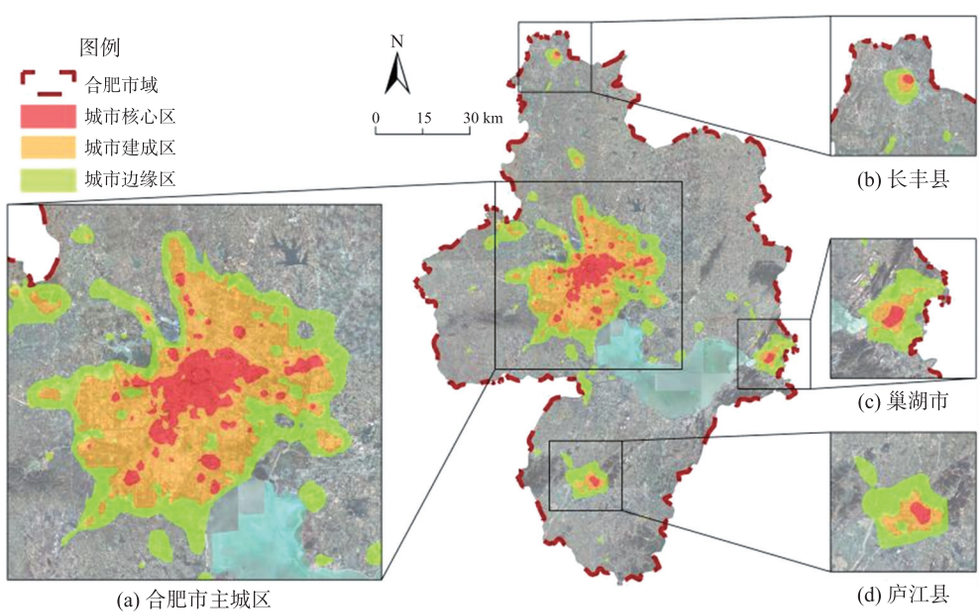


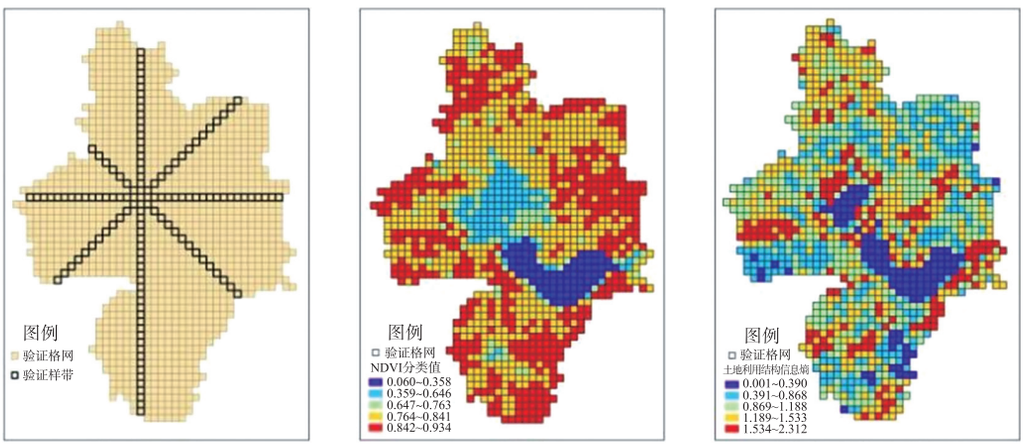
图 5　城市空间圈层结构的识别

Fig. 5　Identification of urban spatial circle structure

2.4　对识别结果的检验和统计

(1)城市边缘区检验. 如图 6 所示,在合肥市域行政区划内建立 3 km×3 km 的格网单元进行统计,并设置南—北,东—西、东南—西北、东北—西南 4 条验证样带,测算验证单元内的土地利用结构信息熵与

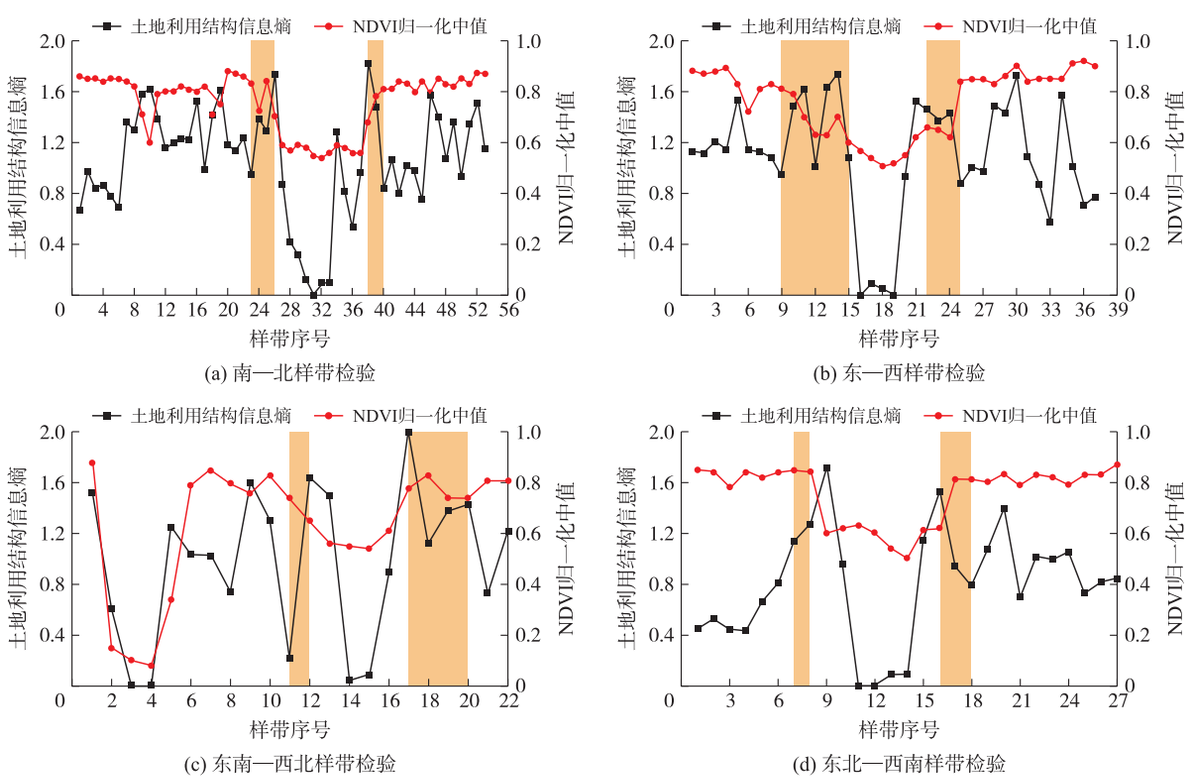
NDVI 数值. 图 7 检验结果表明,城市边缘区的识别准确度高,基本处于土地利用结构信息熵和 NDVI 高低值交界. 其中,东南—西北样带 2~5 单元经过巢湖,11 单元为大圩农庄,土地利用结构信息熵和 NDVI 值较低. 其他样带中城市边缘区外的高值或低值波动单元经核实均为乡村地区.



(a) 检验单元和样带　(b) NDVI值分类　(c) 土地利用结构信息熵值分类

图 6　城市边缘区检验格网和测量值

Fig. 6　The verification grid and its measured value in the urban fringe area



(a) 南—北样带检验　(b) 东—西样带检验

(c) 东南—西北样带检验　(d) 东北—西南样带检验

图 7　城市边缘区样带测量结果

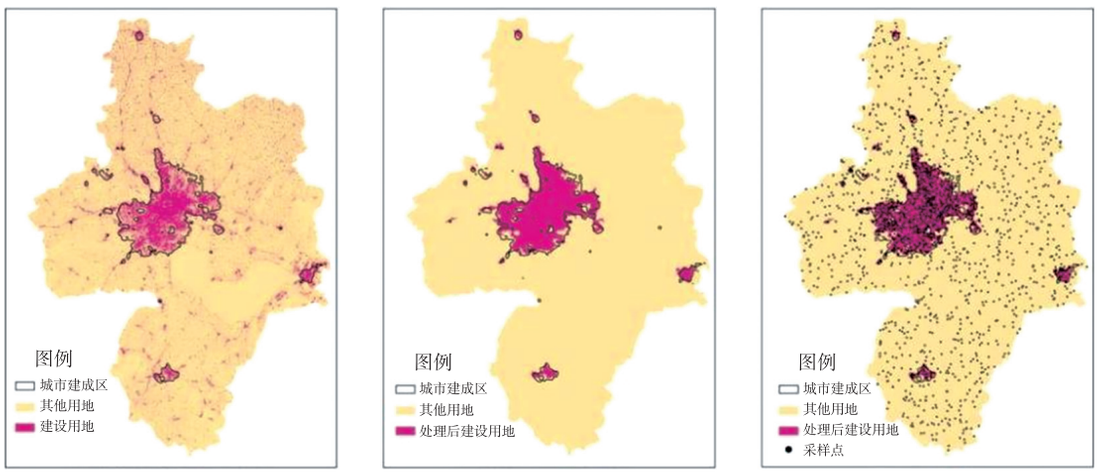
Fig. 7　Measurement results of transects in the urban fringe area

(2)城市建成区检验. 如图 8 所示,为验证城市建成区识别结果的准确度,对土地利用数据中建设用地的空间形态采用形态学运算进行修正,提取清晰的建设用地范围. 对检验区域和背景区域分别生成 1 000 个随机样本点进行统计学检验. 结果如表 1 所示,识别准确度较高,能够基本描述城市建成区.

表 1　城市建成区检验统计结果

Table 1　Statistical results of the urban built-up area test

检验指数	查全率	查准率	F_1-score	总体精度	Kappa 系数
统计结果	0.886	0.983	0.932	0.936	0.871



(a) 建设用地数据提取结果　(b) 处理后建设用地范围　(c) 采样点分布

图 8　城市建成区检验

Fig. 8　Verification of urban built-up areas

(3)城市核心区检验. 百度热力数据是利用人口的动态轨迹数据显示城市空间结构的时空大数据. 如图 9 所示,基于百度热力数据的中心范围评估,本文对预处理后的城市热力数据进行优化热点分析,并选用置信度为 99%的热点生成核密度图作为城市潜在中心区的参考范围,将其与本文识别的城市核心区进行 Kappa 一致性检验,结果显示为 85.21%,说明识别结果准确度较高.

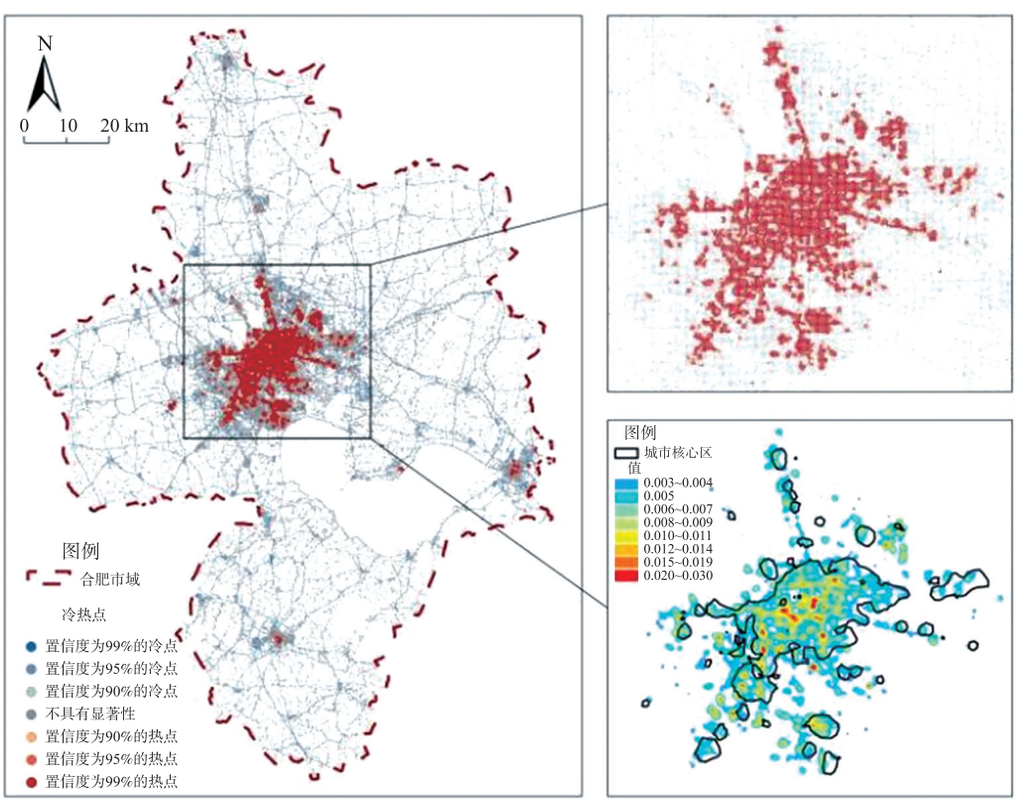


图 9　城市核心区热点识别和检验

Fig. 9　Identification and verification of hotspots in urban core areas

(4)各区域的数据统计. 根据表 2 所示,城市空间圈层结构内共生活了全市 75%以上的人口. 其中,城市核心区承载了城市空间圈层结构内 50.22%的人口活动,集中了大部分城市功能和服务. 城市核心区土地利用率高,人口和服务集中,是城市人口生活的主要区域. 城市建成区与城市边缘区在区域面积上差距较小,但前者容纳了更多的城市人口和服务.

表 2　各圈层数据统计

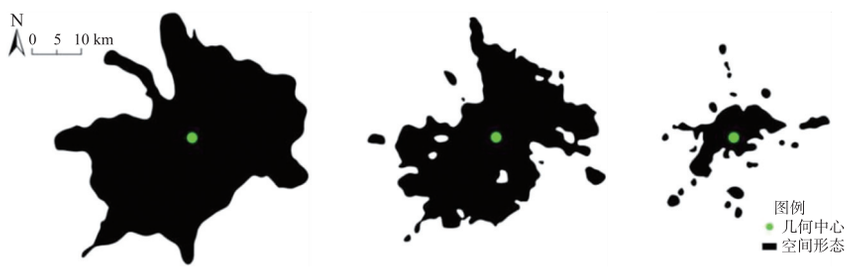
Table 2　Data statistics of each circle

区域	面积/km²	人口/个	市域总人口占比	圈层内人口比例	人口密度/(个/km²)	POI 数量/个	POI 密度/(个/km²)
城市边缘区	815.87	859 223	9.55%	12.59%	1 053.1	8 414	10.3
城市建成区	727.34	2 538 117	28.20%	37.19%	3 489.6	48 368	66.5
城市核心区	208.52	3 426 481	38.07%	50.22%	16 432.4	109 996	527.5

3　空间形态与驱动因素探测

3.1　空间形态分析

对城市核心区、城市建成区、城市边缘区进行形态平滑处理(图 10). 选取紧凑度指数、形状指数、分形维数、延伸率 4 个指标作为城市形态特征指标,分别反映城市形态的紧凑度、均衡性、规整性、延伸度特征. 结果如表 3 所示,在形状复杂程度、形状破碎程度和形状延展趋势上,城市核心区大于城市建成区和城市边缘区. 城市核心区的形状复杂、较为分散,在空间上呈现多中心分布特征,并被城市建成区和城市边缘区包围. 同时,城市边缘区的延伸程度比城市建成区高,但形态更为规整.



(a) 城市边缘区　(b) 城市建成区　(c) 城市核心区

图 10　各圈层结构形态的平滑处理

Fig. 10　Smooth processing of the morphology of each circle structure

表 3　城市形态特征指标的计算公式及其结果

Table 3　Calculation formula and results of urban form indicators

指标名称	计算公式	取值范围	城市边缘区	城市建成区	城市核心区
紧凑度指数	$\frac{2\sqrt{\pi A}}{P}$,A 为面积(m²),P 为周长(m)	0~1;数值越大,形态越紧凑	0.546	0.369	0.256
Boyce-Clark 形状指数	$\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{r_i}{\sum_{i=1}^{n} r_i}\times 100-\frac{100}{n}\right\rvert$,$r_i$ 为研究对象中心到边界的第 i 条半径的长度(m),n 为具有相等角度差的半径数量	≥0;数值越大,形态越不均衡	20.400	25.116	27.508
分形维数	$\lim_{\varepsilon\to 0}\frac{\log N(\varepsilon)}{\log(1/\varepsilon)}$,$\varepsilon$ 为盒子的边长,$N(\varepsilon)$为非空盒子的数量	1~2;数值越大,边界的非线性越强,形态越不规整	1.151	1.217	1.237
延伸率	$\frac{L}{L'}$,L 为最小外接椭圆的长轴长度(m),L'为最小外接椭圆的短轴长度(m)	≥1;数值越大,形态的带状延伸程度越高	1.252	1.117	1.300

合肥市以市区二环路以内的建成空间为主要核心,并环绕分布多个次中心. 同时,城市建成区集中连片,包围城市的主要核心与次中心,并被城市边缘区包围,形成了完整的城市空间圈层结构. 从合肥市建成空间现状来看,合肥市建成空间发展格局是在原有瑶海区、包河区、蜀山区和庐阳区的老城中心基础上,受政策导向、用地现状和地理条件的影响,呈现以一个主要的城市核心区为主导并环绕多个城市副中心和发展轴的城市结构. 合肥城市空间发展形态总体呈现东北方向和西南方向的扇形扩张态势. 同时,合肥市区与肥东县和肥西县在空间上趋向于融合发展.

3.2　驱动因素分析

各类社会经济指标、自然环境特征、建成空间要素等相关变量已经被认为是城市化的主要驱动因

素[31]. 基于相关文献的研究结论,结合城市空间圈层结构的识别结果,总结了适用于本文研究的城市形态驱动因素指标(表 4). 以 1 km×1 km 格网作为分析单元,统计合肥市域范围的数据,采用自然断点法进行数据离散处理,利用地理探测器进行分析,得到各因子对城市形态构成的解释力 q 值.

结果表明,在城市空间圈层结构形态构成的驱动因素中,各指标均有显著性. 其中,对于城市边缘区和城市建成区的形态构成,主要驱动因素是城市道路建设. 城市建成空间的范围和城乡空间的联系主要依赖于城市道路,而城市边缘区的形态扩张与城市建成区的建设发展则具有较强的相关性. 对于城市核心区而言,城市道路作为驱动因素的解释力在下降,日间人口活力和 POI 密度则是主要驱动因素,说明城市核心区的形成主要依赖于人口活动和城市设施的集中分布.

表 4　城市形态驱动因素指标及其解释力 q 值

Table 4　The driving factor index of urban form and its explanatory power q value

区域	自然环境因素		社会经济因素			城市建设因素		
	平均坡度	平均高程	夜间灯光指数	日间人口活力	人口密度	POI 密度	道路密度	公路总里程
城市边缘区	0.044 369**	0.013 941**	0.898 748**	0.691 304**	0.525 182**	0.583 771**	0.940 602**	0.138 739**
城市建成区	0.032 683**	0.009 820**	0.937 909**	0.792 403**	0.594 872**	0.681 712**	0.858 696**	0.084 954**
城市核心区	0.017 589**	0.004 206**	0.508 070**	0.720 896**	0.661 563**	0.921 450**	0.588 781**	0.034 866**

注:** 表示通过 0.05 的显著性检验.

在交互作用探测中,各驱动因素间的交互作用结果均为双因子增强,表明不同因素交互作用时产生的影响力均大于单一因素作用时的影响力. 其中,高程和坡度在与城市道路进行交互作用探测时增强作用最为显著,说明自然地形因素影响城市道路建设,进而对城市空间的整体形态扩张产生作用.

总体来看,自然环境因素解释力最弱,但自然环境是影响城市形态和规模的决定性因素. 由于在城市核心区边界与城市建成区边界线距离较短处,通常存在阻碍城市空间扩张的阻力,因此可识别为城市空间扩张的主要阻力区域,需分析该区域的地理特征以探究阻力成因(图 11). 结果发现,大型湖泊是城市空间扩张的主要阻力因素,但也具有环境吸引力,使城市空间蔓延至其周围. 同时,山体、森林和湿地等生态用地也在一定程度上对城市空间扩张产生阻力.

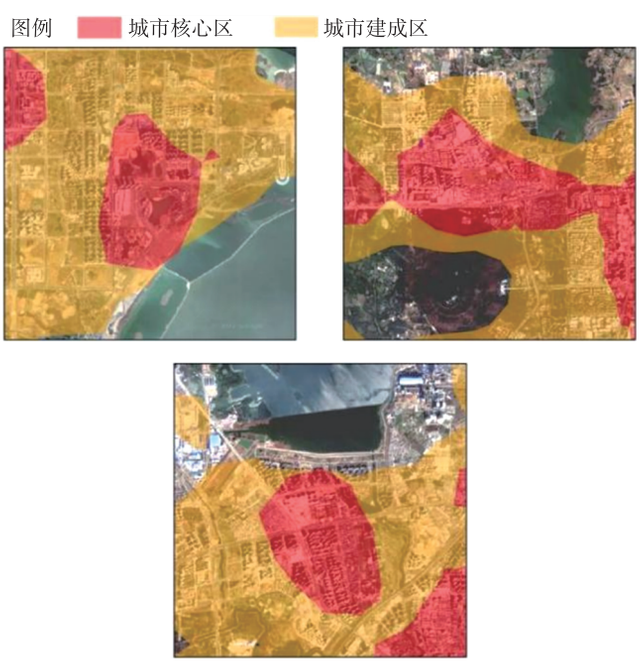


图 11　城市空间扩张阻力的地理特征

Fig. 11　Geographic characteristics of resistance to urban spatial expansion

4　结论

本研究利用多源开放数据,识别和提取了合肥市的城市核心区、城市建成区和城市边缘区的空间范

围,并对城市空间形态特征和驱动因素进行了分析. 结果表明,城市空间圈层结构的识别效果准确,能够清晰描述合肥市的城市边缘区、城市建成区和城市核心区的空间范围. 通过对各圈层结构空间形态分析和驱动因素探测,发现不同区域在形态上具有明显差异. 道路建设对城市形态具有主要驱动作用,城市形态扩张的阻力主要来自自然环境. 本研究能够在以下几方面助力城市规划与建设:

(1)理清城市空间分布格局. 更新周期短、获取成本低的多源开放数据,能及时反映城市的扩张态势和形态变化,为城市空间相关研究提供准确的基础数据和研究范围. 同时,对验证总体规划空间布局的落实情况和未来规划的空间判断有重要作用.

(2)优化城镇开发边界的划定工作. 城市空间圈层结构的形态能反映出当前国土空间开发利用和城镇开发边界划定中的一些问题,例如:城市边缘地区已批未建的用地没有纳入城镇开发边界进行有效管控;规划更新数据滞后,导致划定成果与建成情况现状有出入. 城市空间结构现状应作为规划建设和城镇开发边界优化调整的评估工作中的重要参照.

(3)促进城乡空间融合发展. 识别城市空间圈层结构,能够为认识城乡分布特征、理清城乡关系、甄别城乡空间冲突和优化设计城乡空间发展提供科学参照. 城市空间的识别能够帮助引导城市边缘地区的乡镇和城郊融合型村庄的城乡融合发展,推动城乡统筹运作、协调发展、良性互动.

[参考文献]

[1] 周春山,叶昌东. 中国城市空间结构研究评述[J]. 地理科学进展,2013,32(7):1030-1038.

[2] PERROUX F. The pole of development's new place in a general theory of economic activity[M]//HIGGINS B,SAVOIE D J. Regional Economic Development. London:Routledge,1988.

[3] 杜能. 孤立国同农业和国民经济的关系[M]. 吴衡康,译. 北京:商务印书馆,1986.

[4] 埃比尼泽·霍华德. 明日的田园城市[M]. 金经元,译. 北京:商务印书馆,2009.

[5] PARK R E,BURGESS E W. Introduction to the science of sociology[M]. Chicago:University of Chicago Press,1970.

[6] 许学强,周一星,宁越敏. 城市地理学[M]. 北京:高等教育出版社,2009.

[7] 邓刘洋,沈占锋,柯映明. 城市建成区遥感影像边界提取与扩张分析[J]. 地球信息科学学报,2018,20(7):996-1003.

[8] 康翔,潘剑君,朱燕香,等. 一种基于 POI 大数据的城市核心区识别方法[J]. 遥感技术与应用,2021,36(1):237-246.

[9] 王琪,王仁靖,刘晓霞. 基于零售商业 POI 的城市建成区边界识别方法及实证研究[J]. 现代城市研究,2022(12):59-64.

[10] 谭江迪,郑有旭. 城市边缘区再认知:全球城市化理论和后郊区化理论视角[J]. 城市发展研究,2022,29(1):74-81.

[11] STEVENS F R,GAUGHAN A E,LNARD C,et al. Disaggregating census data for population mapping using random forests with remotely-sensed and ancillary data[J]. PLoS One,2015,10(2):e0107042.

[12] FENG J,XIE S,KNIGHT D W,et al. Tourism-induced landscape change along China's rural-urban fringe:a case study of Zhangjiazha[J]. Asia Pacific journal of tourism research,2020,25(8):914-930.

[13] 胡婷,黄昕,李冬瑞,等. 珞珈一号夜间灯光影像中国城市建成区提取能力综合评估[J]. 测绘学报,2023,52(3):432-442.

[14] 熊念. 武汉市城市边缘区识别及动态分析[D]. 武汉:武汉大学,2018.

[15] 潘福全,夏家琪,宋夫才,等. 基于出租车时序数据聚类的城市功能区识别与分析[J]. 山东科技大学学报(自然科学版),2023,42(5):117-130.

[16] 吴启倩,钱乐祥,吴志峰. 基于多源数据的特大城市空间结构识别及空间形态研究[J]. 地理信息世界,2020,27(5):32-38.

[17] 唐常春,陈珈琪,谢昀霏,等. 基于多源大数据的长株潭城市群城镇建成区综合集成识别与空间分异机制[J]. 经济地理,2024,44(1):66-76.

[18] HUANG X,SCHNEIDER A,FRIEDL A M. Mapping sub-pixel urban expansion in China using MODIS and DMSP/OLS nighttime lights[J]. Remote sensing of environment,2016,175:92-108.

[19] 许泽宁,高晓路.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,2016,71(6):928-939.

[20] BALLATORE A,BERTOLOTTO M,WILSON C D.Geographic knowledge extraction and semantic similarity in OpenStreetMap[J]. Knowledge and information systems,2013,37(1):61-81.

[21] TATEM A J. WorldPop,open data for spatial demography[J]. Scientific data,2017,4(1):170004.

[22] DAVIS R A,LII K S,POLITIS D N. Remarks on some nonparametric estimates of a density function[M]//Selected Works of Murray Rosenblatt. New York:Springer,2011.
[23] HEIDENREICH N,SCHINDLER A,SPERLICH S. Bandwidth selection for kernel density estimation:a review of fully automatic selectors[J]. AStA advances in statistical analysis,2013,97(4):403-433.
[24] YANAR T A, AKYUREK Z. The enhancement of the cell-based GIS analyses with fuzzy processing capabilities[J]. Information sciences,2006,176(8):1067-1085.
[25] MEMARSADEGHI N,MOUNT M D,NETANYAHU S N,et al. A fast implementation of the isodata clustering algorithm[J]. International journal of computational geometry & applications,2007,17(1):71-103.
[26] 吴欣昕,刘小平,梁迅,等. FLUS-UGB 多情景模拟的珠江三角洲城市增长边界划定[J]. 地球信息科学学报,2018,20(4):532-542.
[27] 陈彦光,刘继生. 城市土地利用结构和形态的定量描述:从信息熵到分数维[J]. 地理研究,2001(2):146-152.
[28] LU C,LIU Y. Effects of China's urban form on urban air quality[J]. Urban studies,2016,53(12):2607-2623.
[29] CLARK L P,MILLET D B,MARSHALL J D. Air quality and urban form in U.S. urban areas:evidence from regulatory monitors[J]. Environmental science & technology,2011,45(16):7028-7035.
[30] 王劲峰,徐成东. 地理探测器:原理与展望[J]. 地理学报,2017,72(1):116-134.
[31] WANG X,ZHOU Y. Study on changes of urban spatial pattern and heterogeneity of driving factors in the Su-Xi-Chang region[J]. Environmental and ecological statistics,2022,29(2):339-357.

[责任编辑:丁　蓉]