

DOI: 10.5846/stxb202104251087

董轩妍, 胡忠文, 吴金婧, 王敬哲, 杨超, 张杰, 夏吉喆, 邬国锋. 基于多源数据的城市住区生态宜居性评价——以深圳市为例. 生态学报, 2022, 42(16): 6607-6619.

Dong X Y, Hu Z W, Wu J J, Wang J Z, Yang C, Zhang J, Xia J Z, Wu G F. Evaluation of ecological livability of dwelling area based on multi-source data: A case study of Shenzhen City. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(16): 6607-6619.

## 基于多源数据的城市住区生态宜居性评价 ——以深圳市为例

董轩妍<sup>1,2,3</sup>, 胡忠文<sup>1,2,3,\*</sup>, 吴金婧<sup>1,3</sup>, 王敬哲<sup>1</sup>, 杨超<sup>1</sup>, 张杰<sup>1</sup>, 夏吉喆<sup>1,2,3</sup>, 邬国锋<sup>1,2,3</sup>

1 自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室, 深圳 518060

2 广东省城市空间信息工程重点实验室, 深圳 518060

3 深圳大学建筑与城市规划学院, 深圳 518060

**摘要:** 作为反映城市生态环境的重要指标, 城市生态宜居性受到学术界越来越多的关注。结合遥感与兴趣点 (POI) 数据生成分类特征, 利用文档主题生成模型进行特征重表达, 采用随机森林模型提取住区, 为后续的生态宜居性评价提供基本单元; 随后, 依据多源数据生成多个生态宜居性评价指标, 使用基于熵权的 TOPSIS 方法构建生态宜居评价模型, 得出每个住区综合得分; 以深圳市为实验区对研究提出的方法进行了验证, 并对深圳市的住区生态宜居性进行了空间分析。结果表明: (1) 机器学习方法与多源数据结合可得到精细的城市功能分区图, 总体精度可达 82.1%; (2) 基于 TOPSIS 方法构建的生态宜居评价框架能够对住区生态宜居性进行有效量化, 综合得分高的住区多为片区绿化率高、空气质量好、建筑密度较小的住宅区, 而得分较低的住区主要集中在城中村等生态环境较差的区域, 结果符合客观事实; (3) 深圳市内的住区及其评价得分呈现出明显的空间分异, 南山、福田、罗湖区域的住宅小区较多; 宝安、龙华、龙岗区内部同时包含较多的住宅小区与城中村, 导致三个区内部各评价单元的得分差异较为明显; 因住区数量少、绿地面积大、空气质量高等客观条件, 坪山、盐田和大鹏区生态宜居得分情况较好。以上结果展示了研究方法的有效性, 可为城市生态宜居建设及城市规划等提供案例参考和数据支撑。

**关键词:** 城市功能分区; LDA 模型; 生态宜居性评价; TOPSIS; 多源数据; 深圳

## Evaluation of ecological livability of dwelling area based on multi-source data: A case study of Shenzhen City

DONG Xuanyan<sup>1,2,3</sup>, HU Zhongwen<sup>1,2,3,\*</sup>, WU Jinjing<sup>1,3</sup>, WANG Jingzhe<sup>1</sup>, YANG Chao<sup>1</sup>, ZHANG Jie<sup>1</sup>, XIA Jizhe<sup>1,2,3</sup>, WU Guofeng<sup>1,2,3</sup>

1 Key Laboratory for Geo-Environmental Monitoring of Great Bay Area, Ministry of Natural Resources, Shenzhen 518060, China

2 Guangdong Key Laboratory of Urban Informatics, Shenzhen 518060, China

3 School of Architecture and Urban Planning, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

**Abstract:** As an important indicator reflecting urban ecological environment, urban ecological livability has aroused academia concerns. However, existing studies mainly focused on city-scale or region-scale ecological livability evaluation. With the increasing demands for fine-scale urban planning and management, small-scale livability evaluation is urgently needed, however, it is still conceptual and qualitative. In recent years, the availability of abundant, fine-grained, and

**基金项目:** 国家重点研发计划项目 (2018YFB2100704); 深圳市高等学校稳定支持项目 (20200812112628001); 广东省基础与应用基础研究基金 (2020A151511142)

收稿日期: 2021-04-25; 网络出版日期: 2022-04-21

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zwhoo@szu.edu.cn

multi-source data in the big data era laid the foundation for comprehensive and quantitative livability evaluation at much finer scales. In this study, we propose a framework to evaluate fine-scale livability using multi-source data. Firstly, we combined remotely sensed imageries and Point-of-interests (POI) data to generate multiple features. Subsequently, these features were represented via Latent Dirichlet Allocation (LDA) model. Random Forest model was then utilized to extract dwelling areas, namely, the basic evaluating units. Next, TOPSIS model was employed for evaluating ecological livability, by integrating indicators derived from the multi-source data. We also validated the developed methods in Shenzhen City. The results show that: (1) the accurate urban functional map was obtained by combining multisource data and machine learning methods with overall accuracy of 82.1%. Most of the residential zones and urban villages in Shenzhen City were distributed within the central and southern urban areas. (2) The TOPSIS can be used for quantitative evaluation of the ecological livability of the dwelling areas. Most of the dwelling areas with high scores had high proportion of green space, good air quality and low building density, while the opposite sides were mainly concentrated in urban villages. The score of urban ecological livability is consistent with actual conditions. The results proved the effectiveness of the five indicators in evaluating livability of Shenzhen City. However, the thermal comfort indicator which was reflected by Land Surface Temperature had a weak influence on livability score in our study. (3) The spatial distribution of dwelling areas is quite different over different district, as well as their livability scores. Nanshan, Futian and Luohu districts have more residential areas than others. Some districts (such as Baoan, Longhua and Longgang) have contrasting scores, because they have both many high-score residential areas and low-score urban villages. While Pingshan, Yantian and Dapeng districts receive higher ecological livability scores than others, due to the limited dwelling areas, more green space, and better air quality. The experimental results of this case study demonstrated the proposed study framework is effective and reasonable. These results can not only provide theoretical support for improving urban living environment, but also provide technical supports for the ecological livability renovation projects and urban planning.

**Key Words:** urban functional mapping; LDA model; urban ecological livability; TOPSIS; multi-source data; Shenzhen City

自 20 世纪 50 年代以来,我国经历了历史上规模最大、速度最快的城镇化进程,据估计 2025 年我国的城镇化率将达到 65.5%<sup>[1]</sup>。尽管这一进程促进了经济增长并增添了城市发展活力,但同时也带来绿地面积缩小、空气污染等一系列问题。在城市生态环境状况降低的背景下,人民群众对优良居住环境的需求日益强烈。相应地,城市可持续发展及其内部生态宜居性也愈发受到关注。因此,如何快速、准确地对城市生态宜居性进行评价成为近年来城市研究的热点。

当前生态宜居性研究多偏重于理论模型设计<sup>[2]</sup>、指标识别<sup>[3]</sup>及指标框架构建<sup>[4]</sup>等。就数据选择而言,主要来自于问卷调查、土地调研和专家经验<sup>[5-6]</sup>,获取过程费时费力且更新速度较慢,难以满足大规模城市生态宜居性评价。此外,这些研究的评价结果多为定性描述,主观性较强<sup>[7]</sup>。近年来,包括遥感数据在内的多源数据由于其真实、快速、准确等特性已广泛用于城市生态宜居性分析<sup>[8]</sup>。例如高分二号遥感数据已成功应用于指标获取并进行了城市环境评价<sup>[9]</sup>。此外,出租车轨迹数据、兴趣点(Point-of-Interest, POI)等地理空间数据也被广泛应用于生态宜居分析中<sup>[9-11]</sup>。基于遥感、POI 等多源数据开展的城市生态宜居评价成为当前重要的研究趋势。

就模型选择而言,合理的评价模型需要对多个指标进行综合考虑。常用模型包括空间自回归模型<sup>[12]</sup>、层次分析法模型<sup>[13]</sup>以及多准则决策分析模型<sup>[14]</sup>等。多准则决策分析中的 TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution) 在复杂决策情况下能够有效地对结果进行量化,是宜居性评价中最常用的模型<sup>[15]</sup>。在综合评价中,指标的权重设置对最终的结果至关重要<sup>[8]</sup>。常用的权重确定方法有主观赋权法和客观赋权法两大类。主观赋权法是根据人为判定该项指标占相对总比重来确定权重,常用方法包括专

家打分法(Delphi法)<sup>[16]</sup>、环比评分法等。但这些方法过于依赖居民的情感选择,而情感因人而异会导致评价结果的不确定性较强。客观赋权法是根据数据处理所得的信息对各指标进行赋权,例如主成分分析法<sup>[17]</sup>、熵权重法<sup>[11]</sup>、BP神经网络法<sup>[5]</sup>等。这些方法从评价指标数据出发,避免了主观因素对结果的影响。

就评价单元的选择而言,当前宜居性评价多以城市整体或城市中的行政区域为评价对象,所得到的结果较为宏观,不利于时空量化分析。而住区不仅是城市空间中相对独立的生活居住用地统称,也是城市内部生态宜居最为适宜的评价单元<sup>[18]</sup>。此外,基于住区开展的评价结果对城市管理、规划等更具实际应用价值,已有研究学者选择(居)住区作为评价宜居性的基本单元<sup>[8, 19-21]</sup>。由于传统的实地调查费时费力,使得准确获取居民住区的难度极大;相似地,官方法定图则或城市规划数据更新较为缓慢,同样难以反映快速城市化背景下的住区变化。当前,多源时空数据日渐丰富,结合使用机器学习方法,可实现城市功能区的空间分布信息的快速更新,使得获取真实的住区单元成为可能<sup>[22]</sup>。虽已有学者结合高空间分辨率遥感影像及POI等社会感知数据对城市进行功能区分类<sup>[23-24]</sup>,但鲜有研究以此为基础开展住区尺度的生态宜居性评价。

尽管现有生态宜居性研究在各方面均取得了一定进展,但尚未形成基于多源时空数据的精细尺度城市生态宜居性评价方案。针对以上问题,本研究以高分辨率遥感影像、POI数据、道路网等多源数据为基础,结合主题模型与机器学习对城市功能区进行识别并进行住区提取;进一步建立融合多源数据的住区生态宜居性定量评价模型,并以深圳市为例开展了方案验证及分析。研究结果有望为城市生态宜居整治与改善及城市规划等提供案例参考和数据支撑。

## 1 研究区与数据

### 1.1 研究区概况

深圳市(图1)地理位置介于113°46′—114°37′E, 22°24′—22°52′N之间。从深圳市情角度来看,生态资源丰富,全市森林覆盖率超40%,绿化覆盖率超45%,总面积为1997.47 km<sup>2</sup>,下辖10个行政区域。作为拥有超过2000万流动人口的特大型城市,如何推进人民“安居”是城市发展的重要难题。从城市定位角度来看,深圳作为粤港澳大湾区的生态城市典范<sup>[25]</sup>,更需在精细的尺度范围体现生态宜居特质。分析城市住区的生态宜居程度,改善内部居住环境质量,不仅可满足人民群众享有宜居的生活环境这一诉求,也能够进一步提升深圳的城市竞争力<sup>[26]</sup>。

然而,随着城市的快速发展,人口、经济活动在短时间内大量聚集,加之区域生态保护和城市内部生态建设没有得到足够重视,导致人居环境日益恶化。作为快速城市化的典型代表,深圳市生态居住环境两级分化严重。例如,2017年深圳共有1877个城中村并容纳1100万人口,占据城市总人口的60%,而城中村用地仅为145 km<sup>2</sup>,仅占全市面积的7%<sup>[27]</sup>。

### 1.2 研究数据

本研究中的采用遥感数据获取研究区的地表覆盖图、地表温度图,进一步结合路网数据、兴趣点数据、人口密度数据、建筑密度等数据作为评价生态宜居性的基础数据,所用数据具体如下:

#### 1.2.1 遥感数据

热舒适是人周围热环境所做的主观满意度评价,热舒适的降低会影响居民的身心健康和生产力<sup>[28]</sup>。在住宅区内部,室内温度是影响热舒适最重要的因素<sup>[29]</sup>,而室内温度很大程度上取决于室外空气温度。因此本研究采用覆盖研究区的两景Landsat-8影像的热红外数据来获取室外地表温度。数据获取时间为2017年10月23日(平均气温为26℃/20℃)和2017年11月1日(28℃/20℃)。此外,采用2017年17景L1A级高分二号(GF-2)遥感影像,对Landsat-8和GF-2影像分别进行RPC正射校正、Pan sharpening算法图像融合、图像镶嵌、模板匀色处理、几何精校正等预处理。GF-2影像经多光谱影像与全色影像融合后,影像空间分辨率为1 m(图1)。

#### 1.2.2 城市多源感知数据

路网数据:为了精准感知区域生态宜居性,本研究以街区为基础研究单元构建评价指标。深圳路网矢量

数据来自 Open Street Map 官网 (<https://www.openstreetmap.org/#map=3/36.96/104.17>)。基于研究区域的道路宽度和住房建设部标准,将道路划分为小于 500 m、500—1000 m、1000 m 以上 3 个级别。参照 Yuan 等的研究,生成宽度 10、20 和 40 m 的缓冲区并移除<sup>[24]</sup>,进而获得了共计 2095 个街区地块(图 1)。

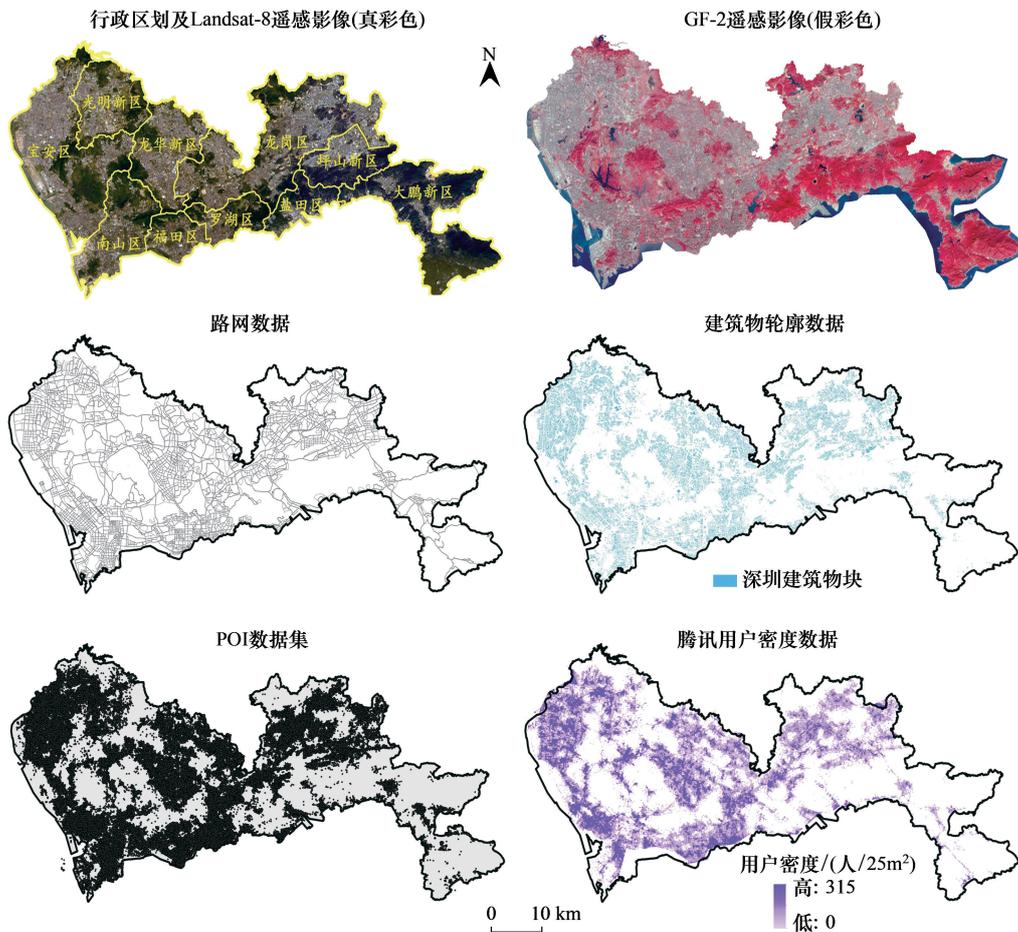


图 1 本研究所用的数据集

Fig.1 The employed dataset

POI: 兴趣点 Point-of-interest

**建筑物及 POI 数据:**本研究基于高德开放平台获取 2018 年深圳市建筑物轮廓矢量以及 2017 年覆盖整市的 863043 条记录的 POI 数据。高德 POI 包括三级分类系统,本研究结合一级分类与二级分类,将 POI 手动划分为 17 个类别(图 1)。

**人口密度数据:**腾讯用户实时密度数据(Real-Time Tencent User Density, RTUD)是基于所有腾讯平台,如 QQ、微信、腾讯地图等应用上所采集的用户位置。该数据空间分辨率为 25 m,时间分辨率为 1 h,以热度图的形式展示(图 1)。本研究选取了 2016 年工作日为 4 月 13 日、周末为 4 月 17 日深圳各一天的 RTUD 数据,考虑到居住人口流动模式,选取了 3 个区间:北京时间 21、22、23 h,该时段居家人口较多,手机使用频率更高,能够更好地反映住区人口密度,并适合后续指标的建立。

**空气质量数据:**随着人们意识到空气质量会对人体健康产生不利的影响,空气质量已成为宜居性评价需要考虑的重要因素。在住宅建筑的通风较好的情况下,主要空气污染物  $PM_{2.5}$  可从室外移动到室内,暴露其中会损害人体健康<sup>[30]</sup>。深圳市全年空气质量数据来源于中科院数据下载中心(<http://www.resdc.cn/data.aspx?DATAID=289>)。数据包括 2017 年深圳市及周边 13 个地面监测站的每小时空气质量指数(Air Quality Index,

AQI), 空气质量指数范围 0—500。

## 2 技术框架

首先,结合高分影像与高德 POI 数据进行特征提取,生成特征词典;随后,利用面向对象的方法提取城市土地覆盖结果并生成景观格局指数作为辅助特征;基于路网数据生成街区单元,利用主题模型将词典转换为高级语义特征并与相同街区中的景观格局指数结合,并利用随机森林分类器进行训练与预测,得到深圳市住区和其他功能区类别;最后结合用户密度数据、年空气质量、Landsat-8 热红外数据、建筑物轮廓数据、土地覆盖数据构建城市生态宜居性指标,采用基于熵权法的 TOPSIS 模型测度已得到的住区生态宜居性,分析城市住区生态宜居性的空间分布模式并探索指标间的敏感性。本研究技术流程见图 2。

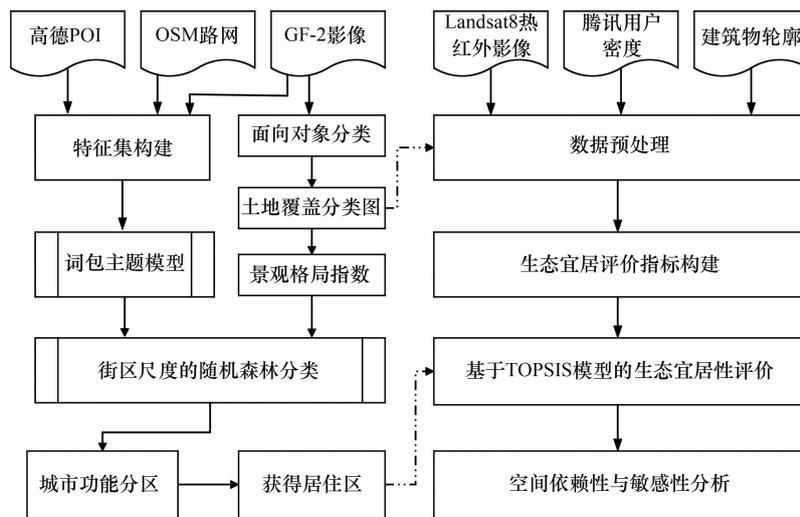


图 2 技术框架

Fig.2 Framework of this study

OSM: 开源地图 Open Street Map; TOPSIS: 优劣解距离法 Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution

### 2.1 住区识别

#### 2.1.1 特征集构建

特征集是目标属性的定量表达,在目标识别和分类中起着重要的作用。多源感知数据从不同的角度对城市的特征进行表达,如高分辨率遥感影像细节信息丰富,因此常用于提取城市区域的光谱、结构和纹理信息<sup>[31]</sup>;POI 数据反映人们对城市区域的利用情况,对城市功能类型的划分起着重要的作用<sup>[24]</sup>;景观格局反映城市中不同类型地物的空间分布和利用类型<sup>[32]</sup>。本研究采用面向对象的影像分类方法<sup>[33]</sup>获得地表覆盖分类图,并计算用于辅助城市住宅区的分类识别的景观格局指数。为了降低高分辨率图像特征提取的计算复杂度,本研究采用了滑动窗口算法与 K 均值聚类简化特征。

基于影像、POI 等提取的数据仅有低层次的数据特征,难以满足城市功能区识别等高语义层次的识别问题。研究表明利用语义提升方法可以有效挖掘低层次数据中的语义信息,聚集为高层次特征,提升功能区识别的准确性<sup>[23]</sup>。词典(Bag of words, BOW)模型与文档主题生成模型(Latent Dirichlet Allocation, LDA)来自信息处理与检索领域,两者结合对特征进行处理是目前最常用的语义提升方式<sup>[23]</sup>。特征构建中,每个街区被看作一篇文档,每个街区中的特征被视作文档中的词,统计每个街区中出现的特征词频并生成集合。每个街区  $j$  的词典模型表示为:

$$BOW_j = \{Spec_j, POI_j, Tex_j, SIFT_j\} \tag{1}$$

LDA 模型将词典中的每一项表示为潜在主题的随机混合,其中每个主题的特征是单词的分布,每个街区

的“文档”利用 LDA 反推其主题预测。具体实现方法参见文献<sup>[23]</sup>,最终形成训练特征集(表 1)。

表 1 研究所用特征

Table 1 Features in this study

特征 Features	来源 Data	处理方式 Processing	说明 Description
光谱、纹理、SIFT	GF-2 影像	滑动窗、K 均值聚类、LDA 特征重表达	减少相似词的冗余
兴趣点	高德地图	LDA 特征重表达	17 类
景观格局指数 <sup>[24, 32]</sup>	GF-2 影像	OBIA 得出土地覆盖结果并计算景观格局指数	类别级:总面积、斑块密度、斑块百分比;景观级:景观划分指数、香农多样性指数

SIFT:尺度不变特征变换 Scale-invariant feature transform; LDA:文档主题生成模型 Latent dirichlet allocation; OBIA:基于对象的图像分析 Object-based image analysis

### 2.1.2 随机森林分类

本研究根据深圳市规划国土资源委员会土地利用规划图、高分遥感图像、百度街景等确定地块标签的真实类型,选择 182 个训练地块。随后,采用随机森林算法训练模型,并对所有地块进行功能区预测,Kappa 系数和混淆矩阵用于评估其准确性。随机森林算法在高维数据中效果出众,已广泛应用于功能区分类<sup>[24, 34]</sup>,算法参数选择采用网格搜索方式,使 Kappa 值最大化。分类结果包括常见用地六类:住宅用地、工业用地、商业用地、公共管理和服务用地、城中村和城市绿地。

## 2.2 住宅区生态宜居性评价

### 2.2.1 生态宜居性指标体系

根据《中国宜居城市科学评价标准》可知,环境优美是城市是否宜居的决定性因素之一,主要包括生态环境、气候环境、人文环境、城市景观等四个方面<sup>[35]</sup>,其中热舒适度属于生态环境常用评价指标,空气质量属于气候环境评价指标,人口密度、住宅区建筑物密度城市绿地属于人文环境指标,城市绿地(园林绿化)属于城市景观方面指标。

#### (1) 热舒适度指标

本研究利用地表温度来代表热舒适度指标。利用新型劈窗算法<sup>[36]</sup>,利用 Landsat 8 影像数据,结合可见光与热红波段反演地表温度,最终升采样得到 30 m 分辨率的深圳市地表温度数据(Land Surface Temperature, LST),并计算每个住宅区域的平均地表温度(图 3)。深圳市年平均气温在 20℃ 以上,全年大部分时间处于炎热气候中<sup>[37]</sup>。因此,平均气温越低的地方即该指标越低,代表区域热舒适度越好。

#### (2) 空气质量良好天数指标

本研究使用空气质量良好天数作为描述住区整体空气质量的指标。已有研究证实,当使用克里金法时空气质量插值结果较好<sup>[8]</sup>。因此,基于深圳市及周边临近的 13 个监测站点,逐小时累加 AQI 以获取其日均值并进行克里金插值,获得日尺度的 AQI 空间分布(图 3);利用住宅区矢量求得每个住宅区的日均 AQI 序列,统计 365 天 AQI 小于等于某一阈值的天数,作为空气质量评价指标,AQI 阈值设置为 50<sup>[8]</sup>,小于该值即表示当天空气良好。

#### (3) 城市绿地占地面积指标

城市绿地对居民的健康福祉具有重要意义,它不仅可以改善空气质量,减轻噪音污染和极端天气对人民生活的影响,并且能通过减轻压力促进心理健康,从而使得社区生态宜居性提高<sup>[38]</sup>。深圳市自建设以来就对人均公共绿地、绿地率以及绿化覆盖率有着较高的要求<sup>[39]</sup>。本研究以地表覆盖数据为基础(图 3),计算区域内的植被和水的百分比计算城市绿地覆盖率,公式如下:

$$GSC = \frac{A_v + A_w}{A} \times 100 \quad (2)$$

式中,GSC 为绿地覆盖度, $A_v$ 、 $A_w$  为 GF-2 土地覆被分类图像得到的植被和水体面积, $A$  为区域的总面积。此外,阴影已在土地覆盖分类时单独提取为一类,以消除可能产生的干扰。

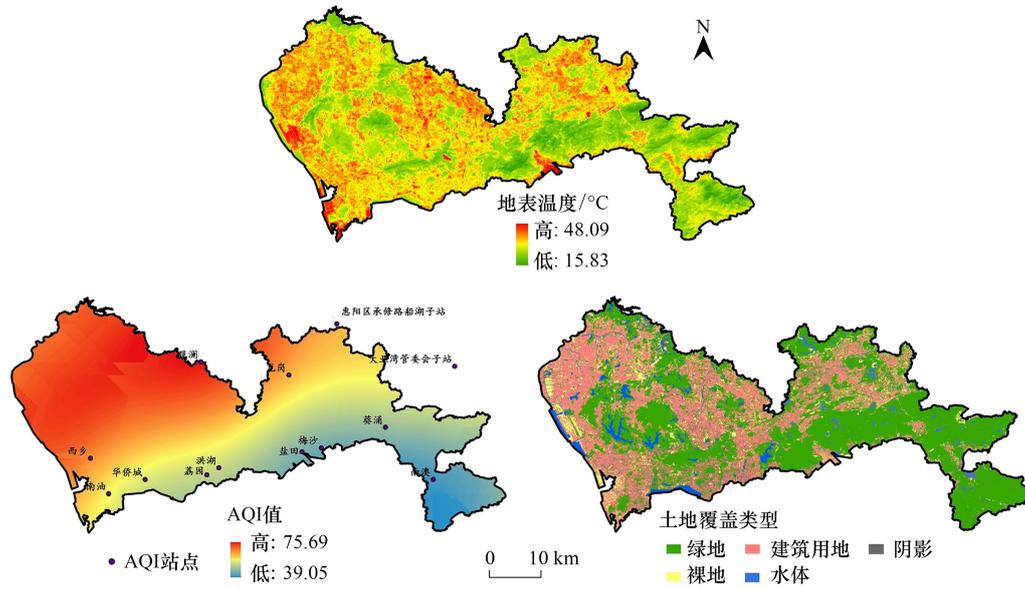


图3 生态评价指标

Fig.3 Ecological indicators

AQI: 空气质量指数 Air quality index

(4) 人口密度指标

一个住区内的人口密度与居住体验直接相关。区域内人口过于拥挤的会导致包括环境破坏、噪音污染及温度升高等在内的一系列问题<sup>[40]</sup>。本研究通过汇总两天腾讯实时人口密度的6个时间点数据,取时空平均值以用于计算街区内的平均人口密度。

(5) 建筑物密度指标

建筑物密度是人们选择居住环境时的必要关注点。不同国家对于不同楼层的建筑密度均有着严格的要求<sup>[41]</sup>。建筑物的密度在一定程度上会对居民的生活质量造成一定的影响。因此,本研究利用建筑物轮廓数据,统计每个街区建筑物密度,该指标的计算公式如下:

$$\rho_R = \frac{R_b}{R_i} \times 100 \tag{3}$$

式中,  $\rho_R$  为住宅建筑净密度,  $R_b$  为住宅建筑基底总面积,而  $R_i$  是住宅用地。

2.2.2 基于 TOPSIS 模型的生态宜居性评价

TOPSIS 模型作为一种多准则决策分析技术,因其对指标、评价对象的数量没有严格限制的优势被广泛用于多指标评价<sup>[8]</sup>。本研究利用 TOPSIS 模型,将每个住区内的  $n$  项指标 ( $Y_{ij}$ ) 融合为一个综合得分,从而对住区进行评价与排序。该方法的关键在于准确计算权重<sup>[42]</sup>,客观赋权中的熵权法已被证实可较好地反映指标间的重要性<sup>[11]</sup>。本研究采用的生态宜居性指标不含主观因素,因此该方法被采用。指标权重计算根据信息熵的定义,一组数据的信息熵 ( $E_j$ ) 见下式:

$$E_j = - \ln(n)^{-1} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \tag{4}$$

式中,  $p_{ij}$  由此推导出  $p_{ij} = Y_{ij} / \sum_{i=1}^n Y_{ij}$ ; 而  $n$  个指标的权重  $W_i$  则刻有下列公式推导出:

$$W_i = \frac{1 - E_i}{n - \sum E_i} (i = 1, 2, \dots, n) \tag{5}$$

得出权重 ( $W_i$ ) 之后, 将其赋予 TOPSIS 模型矩阵中, 最终综合得分的取值范围为 0—1。住区得分数值越大, 生态宜居程度越高。由于权重的影响, 使得分数小数点位数过多, 为了方便展现各个住区之间得分的差异性, 将最终得分乘以 1000。

### 2.3 空间依赖与敏感性分析

全局空间相关性用来分析研究对象总体的空间关联和空间差异程度。Moran's  $I$  指数绝对值越大表示空间相关性越明显。本研究利用单变量 Moran's  $I$  对最终综合得分进行空间依赖度量, 分析其空间异质性。由于地块之间被路网分隔开, 本研究基于距离计算莫兰指数的空间权重矩阵。敏感性分析可用来检验各个指标对评价得分的影响, 多属性评价的敏感性分析主要包括属性权重和属性值的敏感性分析<sup>[43]</sup>。由于权重参数已经固定, 本研究利用地理探测器<sup>[44]</sup>中的生态探测分析对五个指标的变化进行相对敏感性分析。生态探测即用于比较两因子  $X_1$  和  $X_2$  对属性  $Y$  的空间分布的影响是否有显著差异, 以  $F$  统计量来衡量, 其中属性  $Y$  综合得分值以自然间断点方法离散化参与计算<sup>[45]</sup>。

## 3 结果与分析

### 3.1 住区识别

基于 LDA 与随机森林方法, 本研究得出了深圳市住区 (住宅区、城中村) 以及其他类功能区, 此外, 基于实地考察数据验证深圳市功能区分类结果 (图 4), 总体精度为 82.1%, Kappa 为 78.5%, 其中住宅区精度 92.6%, Kappa 精度 68.8%; 城中村精度 87.1%, Kappa 为 84.4%。深圳市南部住宅区较多, 多集中于南山、福田、罗湖等区, 城中村分布多集中于宝安、龙岗和龙华新区; 北部工业占地较多, 多集中于龙岗、宝安、坪山新区; 城市绿地面积在大鹏新区、盐田区占比较大 (图 4)。

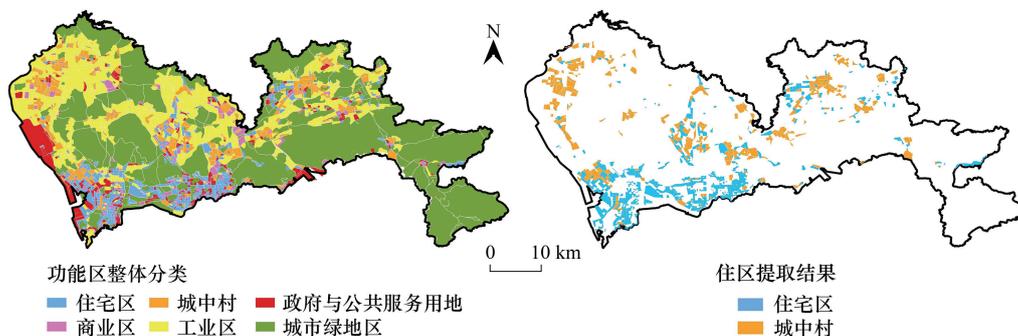


图 4 城市功能分区图

Fig.4 Urban functional map in Shenzhen

### 3.2 住区生态宜居性分析

#### 3.2.1 住区得分空间特征

根据自然间断点分级法将住区各项指标依据数值从小到大分为 5 个类别, 直观展示各个指标空间分布情况 (图 5)。同时, 对深圳市十个行政区的住区生态宜居性综合得分进行展示 (图 6)。

从图 6 可见, 深圳市住区生态宜居得分具有较为明显的空间分异特征, 整体呈现南高北低、西高东低的分布格局。从图 7 箱线图可知, 宝安、光明区得分情况整体偏低。宝安区由于存在较多的城中村, 导致建筑环境较为复杂。光明区由于城区建设较为落后, 生态宜居性指标分值较低。龙岗中部地区植被覆盖度较高, 空气质量较好, 人口密度偏低, 存在得分高住区, 但是该区域整体城中村数量庞大, 导致得分差异较大。龙华新区周边工业区较多, 空气质量与绿地占比不容乐观, 且住区大多数为城中村类型, 整体得分情况较差。罗湖区虽中位数得分并不高, 但存在较多高分极值点, 证明良好的生态宜居住区个数较多。由于旧区新建的原因, 导致以上五个行政区存在显著的离群值。福田区位条件优越, 属于人类活动频繁区域, 土地利用压力较大。南

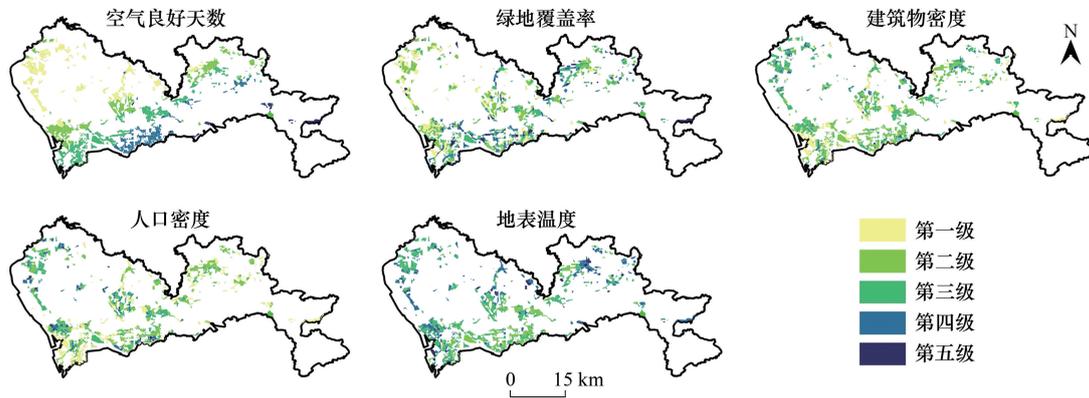


图 5 指标数值空间分布

Fig.5 Spatial distribution of the selected indicators

山区属于城市核心拓展区,整体分值偏高。盐田区、坪山新区以及大鹏新区住区个数较少,区域绿地占比大,人烟稀少,且新建房屋较少,这造成了这三区得分差异也相对较小。

图 8 给出得分前后十名片区的具体位置信息。其中,前三位区域城市绿地覆盖面积大,区内人员较少,热舒适度较好,生态环境得分远高于其他区域。而排名后十位多为城中村街区,这些区域人口密度大、建筑物密度指标较大,相对空气较为不流通,导致年内空气良好天数较少,综合得分靠后。

结合实景数据可知,前十名均是离城市绿地较近的片区且建筑密度较低,其生态宜居性得分较高。后十名中城中村区域占据 8 位,只有第 4、5 位所在街区不含城中村。其中第 5 位(龙岗区坂田商业广场)是错分的地区,由于该地区存在较为严重的商住混合现象,模型无法准确鉴定其功能类别。基于熵权法的 TOPSIS 模型所得出的得分情况表明了城市绿地的维护是后续城市生态环境建设的重点,且城中村的存在对生态居住环境为负影响,政府需要加大力度对其进行改造。

### 3.2.2 空间依赖性分析

计算研究区所有地块的综合得分及周边相邻地块得分均值,绘制散点图(图 9),其斜线斜率即为莫兰指数。图 9 横坐标为标准化后的住区单元的得分,纵坐标为该空间单元的“滞后”值,即相邻近单元得分的平均值。

图 9 为研究区各地块综合得分散点图。 $P$  值检验结果符合显著性检验要求,证明了 Moran's  $I$  值的有效性(显著性水平 0.05)。可得全局 Moran's  $I$  值为 0.31,表明该综合得分与地域分布存在微弱的空间自相关性,证明了邻近的住区单元的生态宜居综合得分存在一定的集聚现象。据散点图可知,研究区中也存在着大量明显的负相关的散点(第二、四象限),这是由于深圳城市用地紧张,在发展的过程中不断推进城市单元更新、危旧房改造等工程,导致更新的部分住区与周边城中村相邻。更新单元具有较好的城市规划、较稀疏的房屋密度、更高的绿化率等,与周边的老旧小区、城中村等形成明显的差别。

### 3.3 生态宜居性指标相对敏感性分析

生态探测用于比较两两因子对宜居性得分的空间分布的影响是否有显著差异。在生态探测中,“Y”表示

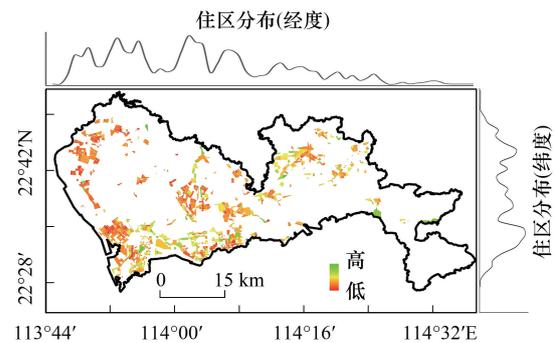


图 6 深圳市生态宜居性评价综合得分情况分布

Fig.6 Spatial distribution of livability score in Shenzhen

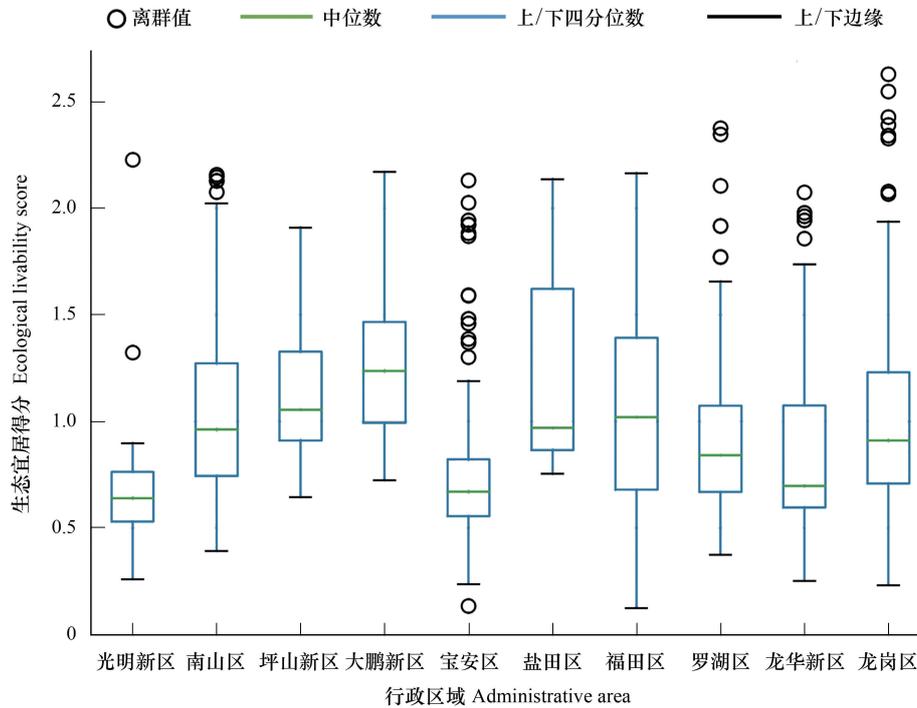


图7 得分情况箱线图

Fig.7 Box plots of evaluation scores

存在显著性差异,“N”表示不存在显著性差异。由指标生态探测结果(表2)可知,城市绿地与人口密度、空气良好天数指标变量之间对宜居性得分的空间分布存在着显著差异,建筑物密度与人口密度、空气质量指标之间也存在显著性差异。而热舒适度与其它因子之间均无显著性差异,可知,热舒适度指对深圳市生态宜居性得分影响微弱,也间接证明了深圳市住区地表温度变化较小。在未来的研究中,可利用其他指标,如建筑物内部温度等代替地表温度反应城市热舒适度。

表2 生态探测分析结果

Table 2 Results of ecological detection analysis

	热舒适度 Thermal comfort	人口密度 Population density	空气质量 Air quality	城市绿地 Green space	建筑密度 Building density
热舒适度 Thermal comfort					
人口密度 Population density	N				
空气质量 Air quality	N	N			
城市绿地 Green space	N	Y	Y		
建筑密度 Building density	N	Y	Y	N	

Y:存在显著性差异;N:不存在显著性差异

本研究在城市功能区分类与生态宜居性评价方面进行了探索,但仍有一些方面有待进一步探讨。数据选择方面,考虑到多源数据的质量及可获得性,建筑物轮廓与人口实时密度数据获取时间与其他数据相差一年。尽管多源数据存在时间年限不一致的现象,但本研究已经在最大程度选取最临近的时间节点以削弱由此造成的潜在偏差;同时,深圳房屋楼宇在2017—2018年间未有大规模的旧区新建工程,故建筑物轮廓数据对结果影响较小。此外,腾讯人口密度数据所生成的指标也仅为人口分布密度的相对度量,对结果的影响有限;同时,本研究选取了三个夜间高峰时间点数据进行平均,以减少数据所带来的不确定性。数据的空间分辨率最大为30 m(地表温度),对基于住区尺度的分析也已足够精细。尽管多源数据的时空分辨率并不统一,可能会

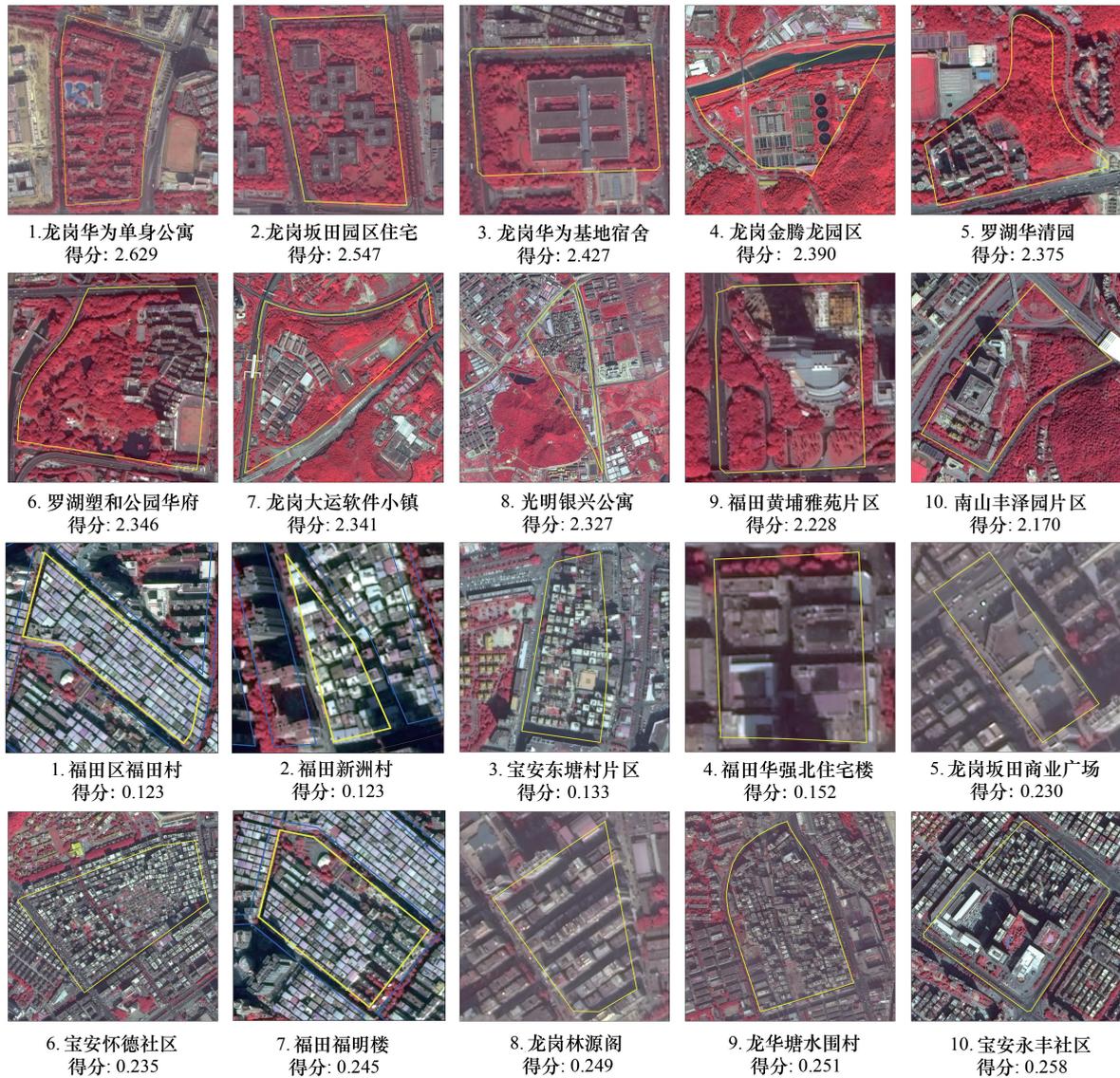


图 8 深圳市生态宜居性得分(前后十名)

Fig.8 The ecological livability score in Shenzhen City (Top 10 & Last 10)

导致结果出现一定的偏差,但本研究旨在提出“基于多源数据提取住区并进行宜居性评价”研究框架并验证其可行性。因此,在实际应用中需要联合相关机构,尽可能的应用时空尺度完全一致的数据以最大限度地削弱结果的不确定性。由于多源数据获取较为困难,较多评价指标无法在精细时空尺度下进行计算,这也是未来在城市内部进行生态宜居性评价亟需解决的关键。功能区分类方面,虽分类结果较好(总体精度为 82.1%, Kappa 为 78.5%),但仍有混合商住区的出现,导致最终宜居性评价对象出现混杂现象(例:龙岗区坂田商业广场)。因此,对商住混合区的精确区分有待进一步研究。指标的评价与分析方面,对空间异质性的度量与分析也有待展开进一步的实验验证。

### 4 结论

城市生态宜居性评价是对于城市住区的定量评价,本研究首先结合遥感与 POI 数据,利用 LDA 模型进行特征重表达,采用随机森林模型提取住区,为后续的生态宜居性评价提供评价单元;其次,依据多源数据生成五个生态宜居性指标,利用 TOPSIS 方法结合五种指标,构建城市生态宜居评价框架;最后,得出住区的综合

得分并进行空间分析。以深圳市为研究区的结果表明:多源数据与机器学习方法结合可以生产精细的城市功能分区,制图总体精度可达到 82.1%;基于 TOPSIS 方法构建生态宜居评价框架并对住区生态宜居性进行了量化,综合得分高的多为城市绿地附近的住区,而排名靠后的主要为城中村等生态环境条件较差的住区,该结果符合客观事实,城市绿地的维护是后续城市生态环境建设的重点,政府需对城中村加紧改造;深圳不同住区用地类别及得分均存在明显的空间分异,南山、福田、罗湖区域的住宅小区较多,坪山、盐田和大鹏区生态宜居得分情况较好,宝安、龙华、龙岗区由于内部同时包含较多的住宅小区与城中村,导致三者内部各评价单元的得分差异较为明显,生态宜居得分两级分化严重;地表温度所代表的热舒适度指标对宜居性得分影响较为微弱,地表温度不能很好地反映住区内部热舒适度。

本研究利用遥感与 POI 数据首先提取了住区,相较于使用规划数据或者法定图则,能更真实反映现势的居民住区,对于快速更新的城市区域具有更好的适用性。此外,本研究提供了“住区识别→多源数据融合→综合评价指标”的总体框架。由于 TOPSIS 模型具有较好的可扩展性,今后可以进一步融合其他相关指标以更为精准地评价城市生态宜居性并分析其空间分布。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] 张文忠,尹卫红,张锦秋,孟斌,高晓路. 中国宜居城市研究报告(北京). 北京: 社会科学文献出版社, 2006:1-6.
- [ 2 ] Shank K H. Community Livability for Older Adults: the Person-Place Relationship and Process[D]. Chapel Hill, North Carolina; The University of North Carolina at Chapel Hill, 2013.
- [ 3 ] Rajak S, Parthiban P, Dhanalakshmi R. Sustainable transportation systems performance evaluation using fuzzy logic. *Ecological Indicators*, 2016, 71: 503-513.
- [ 4 ] Gough Z M. Reconciling livability and sustainability: conceptual and practical implications for planning. *Journal of Planning Education and Research*, 2015, 35(2): 145-160.
- [ 5 ] 党云晓,余建辉,张文忠,湛丽,湛东升. 基于主观感受的宜居北京评价变化研究. *人文地理*, 2015, 30(4): 59-65.
- [ 6 ] 湛丽,张文忠,李业锦. 大连居民的城市宜居性评价. *地理学报*, 2008, 63(10): 1022-1032.
- [ 7 ] Wagner F, Caves R. *Community Livability: Issues and Approaches to Sustaining the Well-Being of People and Communities*. London: Routledge, 2012:10-16.
- [ 8 ] Zhang Y, Li Q Z, Wang H Y, Du X, Huang H P. Community scale livability evaluation integrating remote sensing, surface observation and geospatial big data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 80: 173-186.
- [ 9 ] Huang H P, Li Q Z, Zhang Y. Urban residential land suitability analysis combining remote sensing and social sensing data: a case study in Beijing, China. *Sustainability*, 2019, 11(8): 2255.
- [ 10 ] 姬卿,黄武,闵义,傅国华. 基于文献计量的生态宜居研究热点和趋势分析. *生态学报*, 2019, 39(9): 3392-3399.
- [ 11 ] 江慧娟. 基于多源时空数据的城市社区宜居性动态评价方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017.
- [ 12 ] 朱婷婷,涂伟,乐阳,钟晨,赵天鸿,黎秋平,李清泉. 利用地理标签数据感知城市活力. *测绘学报*, 2020, 49(3): 365-374.
- [ 13 ] 刘学诚,杨继鹏,李云. 基于模糊层次分析的住宅宜居性综合评价模型的研究. *计算机应用与软件*, 2013, 30(1): 129-131, 195-195.
- [ 14 ] Greene R, Devillers R, Luther J E, Eddy B G. GIS-based multiple-criteria decision analysis. *Geography Compass*, 2011, 5(6): 412-432.
- [ 15 ] Huang I B, Keisler J, Linkov I. Multi-criteria decision analysis in environmental sciences: ten years of applications and trends. *The Science of the Total Environment*, 2011, 409(19): 3578-3594.
- [ 16 ] 奚秀梅,朱凤军,王玲. 基于 RS 和 GIS 的城市居住区宜居性评价——以新疆石河子市为例. *安徽农业科学*, 2010, 38(32): 18430-18432.

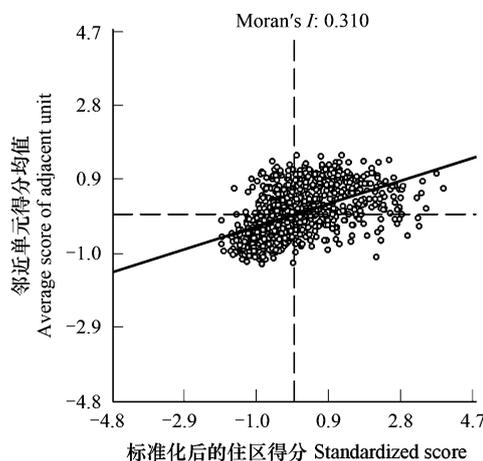


图9 宜居性综合得分及 Moran's I 指数  
Fig.9 Moran's I of livability scores scatter plots

- [17] 祁瑞, 罗琼, 舒红, 赵中元. 基于地理国情普查数据的武汉市中心城区社区宜居性评价. 城市勘测, 2017, (3): 13-18.
- [18] 周俭. 城市住宅区规划原理. 上海: 同济大学出版社, 1999:2-3.
- [19] 朱玉娇, 姚晓婧, 陈伟, 何贞健, 陈六嘉, 杨丽娜, 陈曙光, 池天河. 基于多源数据的福州市中心城区人居环境质量评价. 应用生态学报, 2020, 31(8): 2721-2730.
- [20] Hou J W, Zheng M Y. Online spatial evaluation of residential livability based on POI data mining and LMBP algorithm. Arabian Journal of Geosciences, 2021, 14(5): 410.
- [21] 程钢, 张富杰, 杨杰, 卢小平. GIS 支持下的城市小区的居住适宜性分析研究. 测绘通报, 2016, (1): 49-52, 61-61.
- [22] Dubrova S V, Podlipkiy I I, Kurilenko V V, Siabato W. Functional city zoning. Environmental assessment of eco-geological substance migration flows. Environmental Pollution, 2015, 197: 165-172.
- [23] Liu X P, He J L, Yao Y, Zhang J B, Liang H L, Wang H, Hong Y. Classifying urban land use by integrating remote sensing and social media data. International Journal of Geographical Information Science, 2017, 31(8): 1675-1696.
- [24] Yuan Z, Li Q Z, Huang H P, Wu W, Du X, Wang H Y. The combined use of remote sensing and social sensing data in fine-grained urban land use mapping: a case study in Beijing, China. Remote Sensing, 2017, 9(9): 865.
- [25] 赖梅东. 粤港澳大湾区生态资源与环境一体化建设. 北京: 中国环境出版集团, 2018:2-10.
- [26] 武剑锋, 曾辉, 刘雅琴. 深圳地区景观生态连接度评估. 生态学报, 2008, 28(4): 1691-1701.
- [27] 李江, 胡盈盈. 转型期深圳城市更新规划探索与实践. 南京: 东南大学出版社, 2015:5-6.
- [28] ASHRAE. ANSI/ASHRAE Standard 55—2004 Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy. Atlanta: ASHRAE, 2004.
- [29] Ormandy D, Ezratty V. Health and thermal comfort: from WHO guidance to housing strategies. Energy Policy, 2012, 49: 116-121.
- [30] Luginaah I N, Fung K Y, Gorey K M, Webster G, Wills C. Association of ambient air pollution with respiratory hospitalization in a government-designated “area of concern”: the case of Windsor, Ontario. Environmental Health Perspectives, 2005, 113(3): 290-296.
- [31] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [32] Lin T, Sun C G, Li X H, Zhao Q J, Zhang G Q, Ge R B, Ye H, Huang N, Yin K. Spatial pattern of urban functional landscapes along an urban-rural gradient: a case study in Xiamen City, China. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 46: 22-30.
- [33] Hu Z W, Shi T Z, Wang C S, Li Q Q, Wu G F. Scale-sets image classification with hierarchical sample enriching and automatic scale selection. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 105: 102606.
- [34] Xing H F, Meng Y. Integrating landscape metrics and socioeconomic features for urban functional region classification. Computers, Environment and Urban Systems, 2018, 72: 134-145.
- [35] 胡伏湘, 胡希军. 城市宜居性评价指标体系构建. 生态经济, 2014, 30(8): 42-44.
- [36] Ren H Z, Du C, Liu R Y, Qin Q M, Yan G J, Li Z L, Meng J J. Atmospheric water vapor retrieval from Landsat 8 thermal infrared images. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2015, 120(5): 1723-1738.
- [37] 俞文政, 刘海涛. 近 35 年深圳市气候变化与城市化发展的关联性. 华南师范大学学报: 自然科学版, 2018, 50(1): 85-91.
- [38] Wolch J R, Byrne J, Newell J P. Urban green space, public health, and environmental justice: the challenge of making cities ‘just green enough’. Landscape and Urban Planning, 2014, 125: 234-244.
- [39] 李铮生. 深圳市绿地系统规划. 城市规划, 1995, 11(1): 45-47.
- [40] Ng E. Policies and technical guidelines for urban planning of high-density cities-air ventilation assessment (AVA) of Hong Kong. Building and Environment, 2009, 44(7): 1478-1488.
- [41] 徐玉红, 白明华. 我国现行城市规划定额指标评析. 城市规划汇刊, 1997, (3): 46-47.
- [42] Olson D L. Comparison of weights in TOPSIS models. Mathematical and Computer Modelling, 2004, 40(7/8): 721-727.
- [43] 樊治平, 尤天慧, 张全. 多属性决策中基于加权模型的属性值灵敏度分析. 东北大学学报: 自然科学版, 2002, 23(1): 83-86.
- [44] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134.
- [45] 王禹, 廖志学. 基于景观安全格局的嘉绒藏族传统村落形态研究——以马尔康市直波村为例. 生态学报, 2021, 41(3): 1209-1220.