

DOI: 10.20103/j.stxb.202405251207

刘丹丹, 张永霖, 赵鸣. 南京市景感生态学绿视率指标量化研究. 生态学报, 2024, 44(23): 10607-10618.

Liu D D, Zhang Y L, Zhao M. Quantitative research on green view indicator of landsenses ecology in Nanjing City. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(23): 10607-10618.

南京市景感生态学绿视率指标量化研究

刘丹丹¹, 张永霖², 赵鸣^{1,*}

1 北京林业大学, 园林学院, 北京 100083

2 中国科学院空天信息创新研究院, 遥感与数字地球重点实验室, 北京 100101

摘要: 城市绿地是城市生态系统中的关键组成部分, 不仅形成生态缓冲区来提升环境质量, 还能保障居民的健康与福祉。随着城市区域的持续扩张, 科学合理地规划绿地对推动可持续城市发展越来越重要。基于景感生态学的原理, 提供了一种评估城市街区内绿化覆盖尺度的定量方法和景感绿视率指标 (Landsense Green View, LGV)。这一指标用于捕捉影响环境和心理健康结果的绿化程度。研究聚焦于南京市的中心城区, 使用包括人工智能和街景大数据在内的先进手段来精确量化 LGV 并评估其空间分布。此外, 研究采用地理信息系统 (Geographic Information System, GIS) 来分析空间模式, 并利用计量经济学工具来识别和辨析该地区 LGV 值的影响因素。回归模型的决定系数为 0.869, 所采用的模型在预测和理解城市中 LGV 具有可靠性。GIS 分析揭示了几个关键结果: 1) 街区尺度的自然景观显著提升 LGV, 相反, 人工景观则成为阻碍, 显著降抑制 LGV。2) 城市街区内土地使用的功能和多样性对 LGV 值有显著影响。3) 揭示了 LGV 在南京的分布表现出内外不均衡的现象, 具体呈现从城市中心向农村地区递减的城乡梯度。这种梯度揭示了获取城市绿地的生态效益在不同区位存在显著差距, 可能会影响城市规划和政策制定。通过理解城市 LGV 的空间影响因素和规律, 城市规划者和环境管理者可以更好地制定绿化资源配置, 并优化城市布局从而增强居民可获得的生态服务和社会福利。本研究加深了从以人为本的角度对现有生态绿地在当前状态和空间模式的理解, 突出了在城市绿地规划中整合先进的定量工具和空间分析技术的重要性。提出的研究框架, 可支持精细化的城市规划和绿色管理策略, 旨在提高城市绿地的质量和功能性, 有助于实现绿地配置的可持续性和城市韧性目标。

关键词: 景感生态学; 绿视率; 人工智能; 城市绿化; 空间计量经济学

Quantitative research on green view indicator of landsenses ecology in Nanjing City

LIU Dandan¹, ZHANG Yonglin², ZHAO Ming^{1,*}

1 School of Landscape Architecture, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2 Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: Urban green spaces are a key component of urban ecosystems, not only improving ecological buffers and maintaining environmental quality, but also ensuring the health and well-being of residents. As urban areas continue to expand, the scientific and rational planning of green spaces becomes increasingly vital for advancing sustainable urban development. The use of the Landsense Green View (LGV) indicator, derived from the principles of Landsenses Ecology, offers a valuable quantitative method for assessing the dimensionality of green cover within urban blocks. This metric is used to capture the level of greenery that affects environmental and psychological health outcomes. This study focuses on the central urban district of Nanjing, utilizing advanced methodologies including artificial intelligence and street view big data to meticulously quantify LGV and assess its distribution. Additionally, the study employs Geographic Information System

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2022YFC3802903); 国家自然科学基金项目 (42401558)

收稿日期: 2024-05-25; **采用日期:** 2024-10-30

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhaoming@bjfu.edu.cn

(GIS) technology to analyze spatial patterns and utilizes econometric tools to identify and discern the factors influencing LGV values in this region. The regression model yields a high coefficient of determination of 0.869, which demonstrates the reliability of the employed model in predicting and understanding the Landsense Green View within the city. The GIS analysis conducted in the study unveils key insights: 1) Natural landscapes at the block scale prominently enhance LGV, conversely, artificial landscapes serve as impediments, decreasing LGV significantly. 2) The analysis shows that the function and diversity of land use within urban blocks have profound impacts on LGV values. 3) It reveals a concerning uneven distribution of LGV across Nanjing, characterized by an urban-rural gradient with LGV diminishing from the urban center towards rural areas. This gradient suggests a disparity in access to ecological benefits provided by urban green spaces which might influence urban planning and policy making. The implications of these findings are manifold. By understanding the spatial determinants and impacts of LGV, city planners and environmental managers can better strategize the allocation of green space resources and optimize urban layouts to amplify the ecological services and social benefits they confer to urban dwellers. In conclusion, this study fortifies the understanding of the current status and spatial patterns of ecological green spaces from a human-centered perspective. It highlights the importance of integrating advanced quantitative tools and spatial analysis techniques in urban green space planning. Furthermore, the research framework introduced in this study provides a robust foundation for optimizing urban planning and promoting sustainable green management approaches. By enhancing the quality and functionality of urban green spaces, our framework is geared towards achieving the objectives of sustainable development and urban resilience in the context of green space distribution.

Key Words: landsenses ecology; green view; artificial intelligence; urban greening; spatial econometrics

城市绿化是生态系统中的重要组分,可以提供固碳释氧、调节微气候、增湿降温、吸收污染气体等多种生态服务效益^[1],是城市可持续发展和居民身心健康的重要生态屏障^[2]。我国政府对城市绿化工作重视程度不断加强,通过持续推动“山水林田湖草沙生命共同体”和“森林城市”理念、开展城市更新和用地结构调整,进而维护城市绿色低碳发展^[3]。因此,在城镇化过程中不断优化和改善绿地格局并提高居民获得感是未来城市绿地规划管理的重要任务。

大量研究表明,城市绿化与居民身心健康状态密切相关^[4-6]。绿色植被的增加会缓解人们的心理压力,并能够平复住院病人的心情^[7]。城市公园为居民外出进行锻炼和散步提供了场所,从而降低患心脏病和肥胖症等疾病风险^[8]。最新研究表明,绿地视觉暴露的提升能够增进体育活动和社会交流,从而提高老年人和儿童健康水平^[9]。然而,水平维度下植被覆盖不等同于三维空间的绿化,目前仍需要对城市街区的立体绿化进行测度,并提供相应的理论支持。景感生态学理论关注人与城市环境的动态关联,能够为研究城市绿地公平和规划管理提供新的科学解释和研究路径。

景感生态学(Landsenses ecology)的定义是“以可持续发展为目标,基于生态学的基本原理,从自然要素、物理感知、心理感知、社会经济、过程与风险等相关方面,研究土地利用规划、建设和管理的科学^[10]”。既有研究表明景感生态学在生态规划过程发挥了重要作用^[11-13]。Shi 针对城乡过渡带基于景感生态学理论体系开展了生态规划的研究和实践,以北京市通州区西集镇为例,构建了面向城乡梯度景感生态规划框架和物联网监控系统^[14]。在充分理解区域内社会经济发展现状和居民感知需求基础上,综合考量京津冀一体化发展、区域内经济发展愿景以及居民需求,通过划分生态功能区进行因地制宜的规划管控^[15-17]。景感绿视率(landsense green view, LGV)具体指人本尺度下居民能够感受到的绿化水平,用来反应城市环境中可感知的绿化强度差异,是景感生态学物理感知中关键环节之一。例如,Zhang 通过人工智能技术发现城市建成环境的绿视率增长对于积极心理感知具有促进作用^[18]。因此,景感绿视率是景感生态学量化研究的重要内容,对于城市可持续发展评价非常重要。

街景影像和人工智能的结合为量化城市景感绿视率和其它立体景观配置提供了科学途径。Li 等率先提

出了利用海量街景图像与基于图像光谱信息的图像分割来开展道路尺度下的可视绿化评估的研究思路,并对美国康乃狄格州哈特福德市开展了道路可视绿化的评估工作^[19]。Li 的后续工作探究了道路绿视率与树冠覆盖的关系,结果表明相比树冠覆盖面积,绿视率更能符合行人的感知模式^[20-22]。在进一步的研究中,通过引入社会经济数据来讨论人居环境的绿化感知的公平性问题^[23],并验证了城镇化会导致人们获取绿地的机会不平等^[24-26]。然而,以城市街区绿视率为主体的影响因素和作用联系研究仍有不足,并且需要关注不同街区用地功能的潜在影响。

综上,虽然已有少量研究使用街景对城市环境质量开展定量测度,但仍缺少研究深入地探索街区尺度景感绿视率的空间变化规律和影响要素。理清它们对于科学制定城市绿地规划和街区界面设计方案具有重要价值。既有文献表明,景感生态学为城市绿地生态系统的评估和规划提供了重要理论依据^[27],而街景影像和人工智能的结合为评估街区尺度可视绿化提供了新技术手段。因此,本研究在景感生态学理论上,通过先进的人工智能并结合街景大数据,量化并研究景感绿视率的空间分布规律,明确景感绿视率的主要影响因素和作用规律,旨在为城市绿地规划、用地管理和环境品质提升提供科学依据。

1 研究方法

1.1 研究区概况

研究区位于中国江苏省南京市,包含 11 个市辖区,拥有丰富城市森林和湿地资源。近年来,南京市政府坚持实践“绿水青山就是金山银山”理念,发挥森林城市建设在推动绿色低碳和高质量发展方面的积极作用,持续提升绿色基础设施质量和规模,具体包括:扩大修建绿色公园和绿廊绿道、提升居民绿地可达性等措施。2022 年,南京市建成区绿化覆盖率达到 45.16%,绿地率超过 40.79%,在国内城市中名列前茅。

南京市的园林绿化主要植被类型包括乔木、灌木和草本植被^[28]。其中乔木包括梧桐(*Firmiana simplex*)、银杏(*Ginkgo biloba*)、香樟(*Cinnamomum camphora*)、雪松(*Cedrus deodara*)、七叶树(*Aesculus chinensis*)等。丰富的绿色植物不仅提供遮阴郁闭和降温等生态功能,还用作建筑物、小区和道路的边界和隔离带,增加了视觉层次感、美学价值和城市活力。南京市的园林绿化在提升城市环境和居民生活质量方面起到了积极作用,但也存在提升空间,如部分地区植被缺乏多样性,部分老旧社区和街道植被维护不善等。而景感生态学绿视率定量研究将有助于指导城市街区的绿地资源配置并提升居民的获得感。

本研究以南京市中心为研究区(距城中心 25km 内范围的街区),覆盖了 7 个主要市辖区(图 1),包括:鼓楼区、建邺区、秦淮区、栖霞区、雨花台区、浦口区和江宁区。研究区涵盖 2381 个地块单元,总面积为 734.5km²,街区周围道路总长度 532.28km,属于高密度建成区(图 1)。综上,以南京市作为研究区对于其他城市具有借鉴价值,能够为城市中心区的景感绿视率定量研究提供科学参考。

1.2 街区功能分类

研究采用中国基本城市土地利用类别数据(Essential Urban Land Use Categories in China, Essential EULUC-China)^[29]并提取南京街区功能分类图层,用于不同数据融合以及空间计量建模分析。EULUC-China 是由 2018 年的 10m Sentinel-2 遥感影像、OpenStreetMap(OSM)矢量路网、珞珈 1 号夜光数据、高德 POI 和腾讯地理位置数据,采用众包人工标注和机器学习方法进行识别^[29]。另外,EULUC-China 分类体系遵照《土地利用现状分类(GB/T 21010—2017)》标准体系,一级分类划分地块类型包括:居住用地(LU_R)、商业用地(LU_B)、工业用地(LU_I)、交通用地(LU_T)和公共管理及服务用地(LU_P)(简称“公服用地”)(图 1)。

1.3 基于街景和人工智能的景感绿视率计算

研究采用百度地图服务的街景影像(Street view imagery, SVI)作为景感绿视率(LGV)量化的数据源。街景影像是通过街景观测车辆在行驶过程中捕捉到的城市环境信息^[30],包括表征现实场景的光学成像、时空元数据信息、以及传感器成像参数(视场角、俯仰角和高度)等^[31]。通过街景影像能够实现对街区建成环境内部进行刻画。街景影像相较高分辨率遥感影像而言能够更好地反馈三维立面,因而受到城市规划设计和环

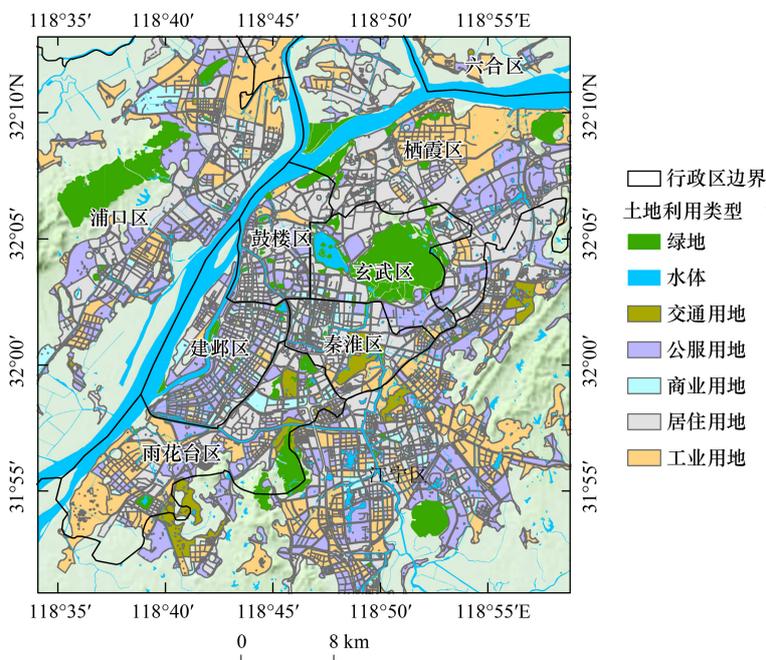


图 1 研究区概况

Fig.1 Study area

境管理相关领域的关注^[32-34]。同时,街景影像可以描绘经济社会、人口分布、生态要素、交通活动等城市中关键地理要素,因此对于洞察绿化垂直分布、发现城市发展问题、提出绿色基础设施优化方案具有参考价值。

本研究以高德路网中心线为骨架、以 50m 为间隔获取了南京市中心城区内 80364 个采样点位的街景影像,每个拍摄点位包括 4 个正方向、视角角 90°范围内的街景影像,拍摄时间为 2016—2018 年。进一步地,通过街景大数据和人工智能计算南京市道路和街区尺度的景感绿视率,现对人本视角下三维绿化水平的定量测度。采用 DeepLab v3+ 框架和 Cityscapes 数据集进行训练,用训练模型对城市景感绿视率进行自动计算(图 2),并编写批处理程序^[35]。该人工智能框架将海量城市街景图片量化为特征指标,并以 EULUC-China 街区底图进行数据空间连接,为开展空间分析和统计学建模提供基础。

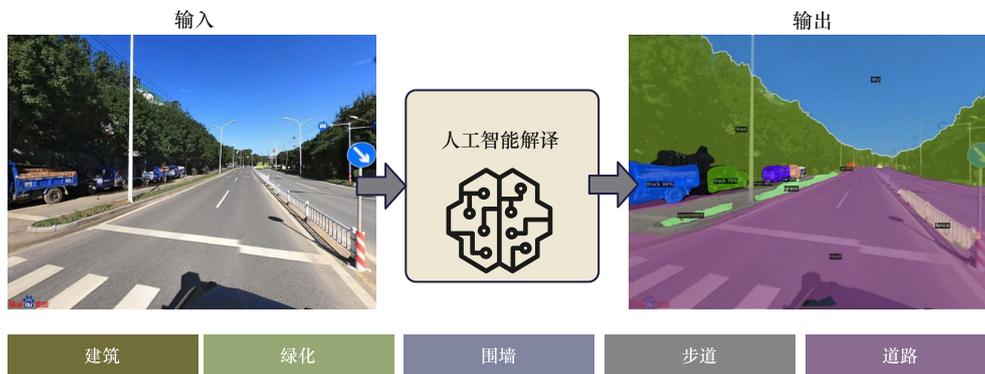


图 2 人工智能解译

Fig.2 Artificial Intelligence interpretation

1.4 景感绿视率和特征变量测度

在既有文献基础上将景感绿视率的特征变量归纳为 4 个部分:第一,围墙(WAL)、建筑(BUD)、道路(ROA)、步道(PAV)、河流(RIV)、护栏(FEN)、广告牌(BOA)和山景(MOU)为街景影像解译得到的像元占

比,表示街区尺度不同微景观组分特征,是城市生态规划和设计的定量参数。第二,居住用地(LU_R)、商业用地(LU_B)、工业用地(LU_I)和交通用地(LU_T)进行了哑变量编码,作为独立变量引入回归模型,用来控制不同街区功能属性。而用地混合度(ENT)则采用居住、商业、工业、交通和公服用地 POI 和香农多样性指数进行测度,用来反馈街区尺度的功能混合强度。第三,归一化植被指数(NDVI)被用于刻画街区尺度平面植被覆盖与生长状况,并与景感绿视率进行空间关联。第四,对数平均房价(HP)反映街区尺度的经济社会属性,并能够反映土地价值^[36]。后面将以上 4 个部分特征变量引入到空间计量模型中展开分析。特征变量测度说明如下表 1 所示。

表 1 变量说明

Table 1 The variable instructions

特征变量 Characteristic variables	计算公式与说明 Calculating formulas and instructions
景感绿视率 Landsense green view	采用街景影像大数据和深度学习像素级语义分割提取不同分类要素,公式为:
围墙 Wall	$VI_{cls} = \frac{\sum_{i=1}^n Area_{cls}}{\sum_{i=1}^m Area_{tot}} \times 100\%, cls \in \{Vegetation, Wall, \dots\}$ 公式中 VI_{cls} 表示视觉要素 obj 所占图像的比例; $\sum_{i=1}^m Area_{tot}$ 表示一张全景图像的总像元个数; $\sum_{i=1}^n Area_{cls}$ 为 cls 类型的像元数量。比如, VI_{BUD} 代表建筑物像元占比(自变量),用于衡量地块尺度建筑物的感知量,值越高则说明建筑物占比越大;而 VI_{LGV} 代表景感绿视率指数(因变量),用以衡量地块单元内垂直维度绿化感知水平 ^[35] 。
建筑 Building	
道路 Road	
步道 Pavement	
河流 River	
护栏 Fence	
广告牌 Billboard	
桥梁 Bridge	
山景 Mountain	
居住用地 Resident	
商业用地 Business	$ENT = - \sum_{i=1}^C P_i \ln P_i$
工业用地 Industrial	
交通用地 Traffic	NDVI 反应陆地植被生长状况 ^[37] 。通过 Google Earth Engine 云平台 and Landsat-8 T1_TOA 的 2 级数据产品得到 2017—2018 年生长季(6—10 月)年度 NDVI 最大值合成结果,然后通过近红外波段(NIR)和红光波段(R)进行计算,公式如下:
用地混合熵 Land use entropy	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$
植被指数 Normalized difference vegetation index	采用链家 2017—2018 年二手房交易数据集。通过对数化转换调整房价数据分布为近似正态分布,其经济学含义表示地块尺度的平均房价百分比变化所带来的景感绿视率变化 ^[33] 。
平均房价 Average housing prices	

LGV: 景感绿视率;WAL: 围墙;BUD: 建筑;ROA: 道路;PAV: 步道;RIV: 河流;FEN: 护栏;BOA: 广告牌;BRD: 桥梁;MOU: 山景;LU_R: 居住用地;LU_B: 商业用地;LU_I: 工业用地;LU_T: 交通用地;ENT: 用地混合熵;NDVI: 植被指数;HP: 平均房价

1.5 空间冷热值分析

地理冷热点聚类是探究地理现象/要素的空间分布规律的有效手段。Getis-Ord G_i^* 是 Getis 和 Ord 提出的一种空间冷热点聚类方法,并主要用于经济地理、环境经济管理、人口统计学相关的实证研究。利用地图可视化的方式表示高值或低值空间要素发生聚集的时空位置,为优化城市资源配置和引导空间布局提供客观参考。本研究基于深度学习框架计算了南京市街区尺度景感绿视率,在此基础上利用 Getis-Ord G_i^* 聚集度计算并生成可视化地图,分析南京市景感绿视率空间冷热点分布情况,以上操作使用 ArcGIS pro 实现,测度 G_i^* 公式如下:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{[n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2]}{n-1}}}$$

1.6 空间计量统计模型

空间计量经济学为解释现实世界中复杂作用关联提供科学途径。根据空间统计模型,分析不同街区功能

下景感绿视率空间差异。然后,利用空间计量建模识别景感绿视率影响因素并判断其作用联系。其中,最小二乘法(Ordinary least square, OLS)回归模型公式如下:

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

式中, Y 为因变量,在本研究指街区尺度景感绿视率均值; β 是 OLS 模型中特征系数; ε 为误差项。相较传统 OLS,空间误差模型(SEM)考虑了空间自相关误差项 u ,公式如下:

$$Y = X\beta + u$$

$$u = \lambda Wu + \varepsilon$$

式中, λ 为空间自相关误差系数; Wu 为空间权重矩阵与误差项乘积,表示误差项的空间自相关。模型拟合效果的评价指标采用了决定系数 R^2 和校正赤池信息量准则(corrected Akaike information criterion, AICc),其公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 - \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$AICc = 2n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n(n + tr(S)) / (n - 2 - tr(S))$$

式中, $\hat{\sigma}$ 为误差项的标准差估计值, $tr(S)$ 为投影矩阵 S 的迹。

2 结果与讨论

2.1 特征变量计算结果

特征变量的计算结果和统计信息如下表 2 所示。从变量围墙(WAL)到山景(MOU)代表街景和人工智能提取的街区环境特征,物理意义为特定自然/人工要素的存在比率。这些特征变量在 $[0, 1]$ 的取值区间范围内,值越大说明街区内居民获得感越强。居住用地(LU_R)至交通用地(LU_T)代表街区功能类别的哑变量,用来控制土地利用类别的影响。而用地混合熵(ENT)代表 5 种类型功能在地块中的混合程度,值越高说明功能混合度强。归一化植被指数(LU_T)用来测度地面植被覆盖情况。平均房价的对数值则用于表示街区社会经济的发展水平和土地价值。以上特征变量均为无量纲的实数以表示强度。

表 2 变量统计描述

Table 2 The variable statistic descriptions

变量 Variables	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	最小值 Min	最大值 Max
围墙 Wall	0.017	0.011	0.000	0.242
建筑 Building	0.097	0.075	0.000	0.392
道路 Road	0.283	0.061	0.002	0.426
步道 Pavement	0.029	0.002	0.000	0.258
河流 River	0.028	0.001	0.000	0.107
护栏 Fence	0.012	0.003	0.000	0.086
广告牌 Billboard	0.011	0.001	0.000	0.029
桥梁 Bridge	0.061	0.003	0.000	0.159
山景 Mountain	0.021	0.006	0.000	0.195
居住用地 Resident	0.374	0.482	0.000	1.000
商业用地 Business	0.175	0.026	0.000	1.000
工业用地 Industrial	0.236	0.424	0.000	1.000
交通用地 Traffic	0.133	0.115	0.000	1.000
用地混合熵 Land use entropy	0.134	0.141	0.000	0.598
植被指数 Normalized difference vegetation index	0.297	0.112	0.000	0.697
平均房价 Average housing prices (logarithm)	3.119	0.220	1.996	3.691

WAL: 围墙; BUD: 建筑; ROA: 道路; PAV: 步道; RIV: 河流; FEN: 护栏; BOA: 广告牌; BRD: 桥梁; MOU: 山景; LU_R: 居住用地; LU_B: 商业用地; LU_I: 工业用地; LU_T: 交通用地; ENT: 用地混合熵; NDVI: 植被指数; HP: 平均房价

将南京市街区尺度的景感绿视率(LGV)按照自然分段法划分为 5 个等级(图 3): 1) 低— $[0.006, 0.131]$;

2) 较低—[0.132, 0.189]; 3) 中—[0.190, 0.246]; 4) 较高—[0.247, 0.329]; 5) 高—[0.330, 0.610]。景感绿视率的直方图(图 3)显示,其均值为 0.193、中位数为 0.187、标准差为 0.072,数值分布靠近标准正态分布,符合统计学建模和分析的基本假设。

盒图显示不同用地类型的景感绿视率存在明显差异(图 3),均值由低到高依次为:交通、公服、工业、商业和居住用地。归一化植被指数(NDVI)均值的升幂排列为:商业、居住、工业、公服和交通用地。通过比较发现不同用地之间 LGV 与 NDVI 的均值差异变化较大,其中交通用地和公服用地中 LGV 与 NDVI 差值最大,这说明位于交通用地垂直绿化和水平植被生长状况差异明显,即绿地覆盖度高或生长条件较好的街区其景感绿视率水平可能并不高,还需要从空间分布特征探究 LGV 和 NDVI 的分布格局和规律。

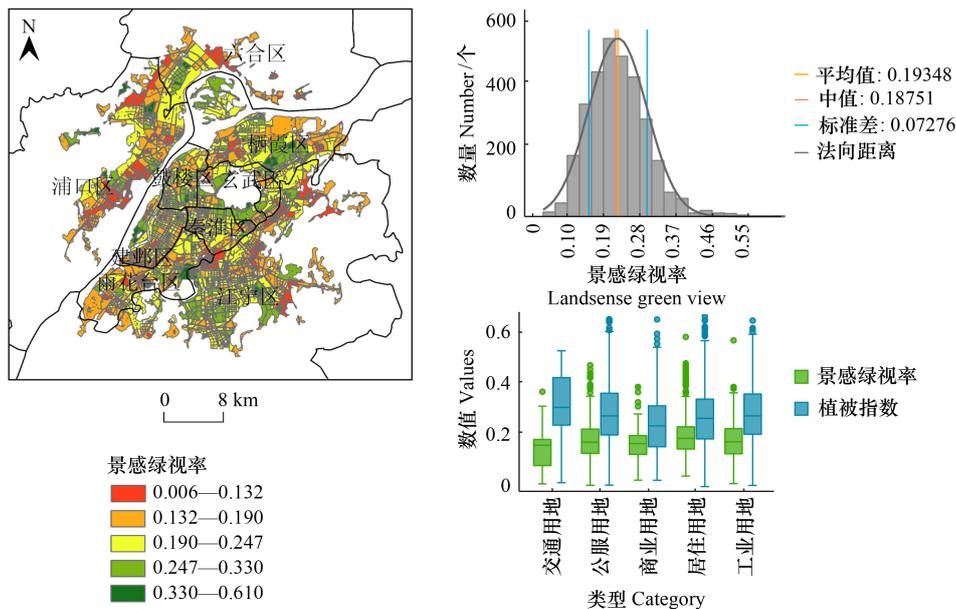


图 3 景感绿视率结果与空间分布

Fig.3 The results and spatial distributions of landsense green view (LGV) indicator

通过 Getis Ord G_i^* 冷热区聚类可以发现,街区尺度下景感绿视率热区呈现出“Y”状分布格局,主要分布于市中心的鼓楼区、“建邺-江宁-雨花台”自北向南聚簇,以及栖霞区大部分街区(图 4)。相反,景感绿视率低值聚类(冷区)呈现出散列分布,主要聚集地位于浦口区南部、雨花台中部、江宁区北部,以及“鼓楼-玄武-栖霞”3 区交界处。低值聚类区主要用地类型为工业用地和公服用地。总之,南京市景感绿视率表现出明显的两极分化,市中心和次中心居民用地呈现高值集聚现象,而城市外围街区呈现离散的低值聚集现象。

为了观察景感绿视率(三维立面)和归一化植被指数(二维地面)在城乡梯度上的分异规律,通过 ArcGIS 构建 1km 间隔的多环缓冲区(25 个蓝色圆环),并进行均值聚合(图 5)。结果显示,景感绿视率自内向外整体呈下降趋势,相反归一化植被指数显著上升(图 5)。位于城市中心区的 6km 内街区,景感绿视率(LGV)表现显著优于归一化植被指数(NDVI);相反,在 6km 之外,植被指数表现比景感绿视率更强。折线图中景感绿视率出现 2 个明显的波峰,8~12km 呈现低谷,通过左侧地图可以发现波峰位置对应市中心和次中心位置,说明城镇化过程中景感绿视率发展呈现出不平衡的空间格局、起伏变化明显。因此,南京市城乡梯度维度上景感绿视率和植被指数内外分布不均且二者差异较大,二三维绿化景观发展不均衡,这一结果与来自北京的实证案例一致^[34-35]。

2.2 景感绿视率的影响因素定量分析

采用 OLS 和 SEM 对景感绿视率的主要影响要素进行分析。其中,OLS 模型的 Moran's I 指数检验结果显示因变量存在显著空间自相关性(Moran's $I = 77.27, P\text{-value} = 0.000$)。拉格朗日乘子(Lagrange Multiplier,

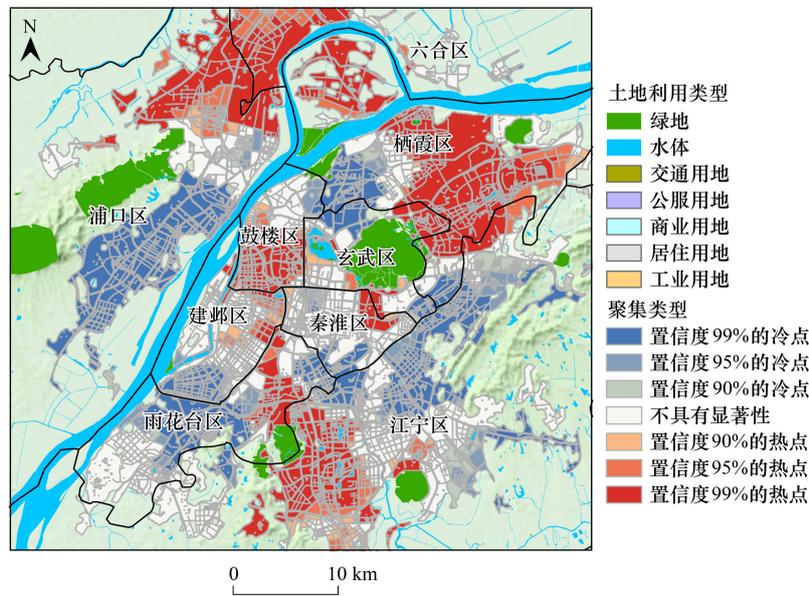


图 4 景感绿视率的热点地图

Fig.4 The hot-spot map of landsense green view (LGV)

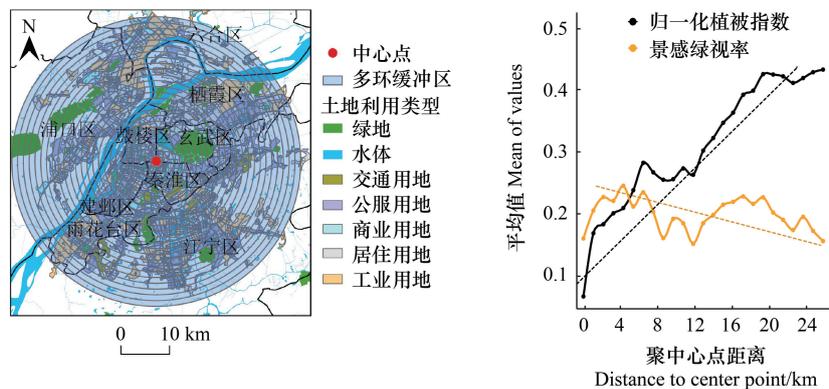


图 5 景感绿视率的梯度变化

Fig.5 The Gradient variation of landsense green view (LGV)

LM) 检验中 LM-Error 检验显著且 LM-Lag 检验不显著。因此,仅采用 OLS 不足以解释空间自相关性,需要使用 SEM 空间计量模型进行解释。

空间计量统计模型结果如下表 3 所示。从整体来看,SEM 对景感绿视率拟合相较 OLS 表现有明显提升。SEM 回归模型决定系数为 0.869,相比 OLS 模型的增幅为 13.3%,并且前者 AICc 明显更低 (-12092 < -10390)。这表明模型中的空间误差项可以更好地解释街区尺度下景感绿视率变化,并且提高了拟合效果和稳定性。此外,SEM 通过空间误差项捕捉到变量空间自相关,从而得到更加稳健的回归系数估计,因此后面采用 SEM 回归模型的参数诊断作为分析和讨论的主要判据。

通过对比分析发现,OLS 和 SEM 模型中各变量显著性和变量系数均没有明显改变(表 3),这说明回归模型对参数的估计比较稳定。自变量系数的正负符号表现一致。通过观察 SEM 模型自变量系数,能够得出:第一,通过观察模型 2 拟合结果(SEM 回归),除了哑变量交通用地(LU_T)不显著之外,其余自变量均对景感绿视率具有显著作用关联。第二,在街景量化的变量中,河流(RIV)、步道(PAV)、山景(MOU)、围栏(FEN)分

别与景感绿视率呈极显著的正相关(P 值小于 0.001);相反,围墙(WAL)、建筑(BUD)、道路(ROD)、广告牌(BOA)、桥梁(BRD)对因变量呈极显著的负相关。第三,在用地类型方面,居住用地(LU_R)、商业用地(LU_B)、用地混合度高的街区对景感绿视率有正外部性,其它用地类型表现出负相关,且在统计层面不显著。第四,植被指数(NDVI)与景感绿视率呈正相关,这一结论符合客观常识,即对于南京市中心区水平绿化覆盖与植被生长是正相关的。第五,地块平均房价(HP)对景感绿视率有正外部性,这说明经济发展强势(或理解为土地价值高)的街区景感绿视率明显更高。

表 3 空间计量经济学模型的诊断

Table 3 The spatial econometric models' diagnoses

自变量 Variables	模型 1:最小二乘法回归 Model1:OLS regression			模型 2:空间误差回归 Model2:SEM regression		
	变量系数	标准误	P 值	变量系数	标准误	P 值
常数项 Constant	0.283	0.016	0.000	0.418	0.034	0.000
围墙 WAL	-1.271	0.053	0.000	-1.209	0.005	0.000
建筑 BUD	-0.608	0.019	0.000	-0.564	0.002	0.000
道路 ROA	-0.708	0.023	0.000	-0.621	0.022	0.000
步道 PAV	0.076	0.054	0.016	0.121	0.049	0.001
河流 RIV	6.368	0.047	0.000	3.682	0.045	0.000
围栏 FEN	1.002	0.102	0.000	1.224	0.089	0.000
广告牌 BOA	-4.565	0.053	0.000	-3.433	0.044	0.000
桥梁 BRD	-1.314	0.073	0.000	-1.169	0.068	0.000
山景 MOU	2.751	0.015	0.000	1.787	0.014	0.000
居住用地 LU_R	0.159	0.008	0.000	0.164	0.007	0.000
商业用地 LU_B	0.024	0.003	0.000	0.075	0.002	0.000
工业用地 LU_I	-0.032	0.003	0.083	-0.029	0.003	0.018
交通用地 LU_T	0.078	0.007	0.301	0.022	0.007	0.653
用地混合熵 ENT	0.159	0.002	0.000	0.417	0.001	0.000
植被指数 NDVI	0.018	0.009	0.000	0.062	0.006	0.001
平均房价 HP	0.162	0.045	0.000	0.138	0.037	0.001
空间误差 λ				0.922	0.010	0.000
决定系数 R^2	0.736			0.869		
赤池信息准则 AICc	-10390			-12092		

WAL:围墙 Wall;BUD:建筑 Building;ROA:道路 Road;PAV:步道 Pavement;RIV:河流 River;FEN:护栏 Fence;BOA:广告牌 Billboard;BRD:桥梁 Bridge;MOU:山景 Mountain;LU_R:居住用地 Residential land use;LU_B:商业用地 Business land use;LU_I:工业用地 Industrial land use;LU_T:交通用地 Traffic land use;ENT:用地混合熵 Land use entropy;NDVI:植被指数 Normalized difference vegetation index;HP:平均房价 Average housing prices

通过纵向比较 SEM 模型系数贡献(表 3),其正相关变量贡献强度前 5 名依次为:河流(3.682)>山景(1.787)>围栏(1.224)>用地混合熵(0.417)>平均房价(0.138)。相反,负相关变量重要性排前 5 的分别为:广告牌(-3.433)<围墙(-1.209)<桥梁(-1.169)<道路(-0.621)<建筑(-0.564)。可以发现,对街区尺度景感绿视率表现出积极贡献的因子主要为自然景观(山景与河流)、视觉通透的防护设施(围栏)和用地功能的混合度(用地混合熵);相反,抑制景感绿视率的因素主要为人工造物、建筑物和交通设施。这是因为它们在三维空间上占用了绿地生长空间,或者带来可达性的阻碍(距离和视线的可达性)。该发现与既有研究结论一致^[38-40],进一步说明基于街景和人工智能特征识别能够很好地识别城市三维布局的作用联系。

模型 2 的 SEM 回归结果显示,街区单元的用地混合有助于提升街区尺度景感绿视率的整体水平,并且居住用地和商业用地对景感绿视率的正外部性。这说明土地利用规划、经济社会属性(房价)对于景感绿视率的提升表现出积极作用。这一发现对于南京市的城市微环境更新、街区规划设计以及生态环境管理具有重要

含义,即在考虑扩大绿廊绿道等常规更新工作中,需要进一步关注用地功能混合配置、提高道路安全基础设施建设(例如封闭围墙的改造、增加不妨碍绿化透视的防护栏等),以及减少建筑等人工造物阻碍居民或行人获取绿地资源。同时,以街区为单元的绿地规划符合我国国土空间规划对建成空间中绿地配置的底层需要。这些具体的规划管理措施有可能从街区层面改善居民对于绿化的感知程度、提高城市绿化的景感品质,进而维护社区环境质量并促进城市可持续发展。

3 结论与展望

城市绿地规划对于生态环境质量提升和保障居民健康生活至关重要。高效利用存量三维空间绿化符合我国高质量建成区环境发展的迫切需要。景感绿视率作为一种能够定量评估街区尺度垂直绿化的测度手段,能够帮助城市林业管理和可持续发展部门进行绿地资源配置优化,并指导建成环境三维绿化从而提升居民的实际获得感。

(1)在城市城乡和多中心发展格局作用下,南京市景感绿视率空间格局表现为城中心和次中心偏高、其余区位梯度下降的整体趋势,且空间聚类后表现为两级分化现象。南京市的二、三维绿地分布表现出空间不均衡,促进二者协调发展应作为未来景感绿视率规划重点。尤其是针对新城镇中心和城乡过渡区部署垂直绿化对于改善绿视率不平衡会起到改善作用。

(2)南京市景感绿视率受到街区用地功能和混合度的影响,未来可以通过提高街区混合利用程度并优化城市微空间绿地配置,从而提高景感绿视率水平。一方面需要更合理地配置乔木、灌木、草地比率,提升垂直绿化层次感和多样性;另一方面合理化配置大冠幅的常绿乔木,提升林荫郁闭、增湿降温等生态效益。另外,街区尺度的工业用地和交通用地的景感绿视率相对偏低的现象需要受到关注。

(3)回归模型显示街区尺度自然要素配置对景感绿视率提升有积极作用,而建成环境和人工造物则表现出负效应。未来可以通过视觉廊道优化,改善居民对蓝绿空间可达性和获取感,发挥当地山景和森林等特色景观康养功能进行改善。

(4)本研究在街景特征测度和自变量选择方面仍有提升空间。由于城市社会经济发展中作用机理较为复杂,未来景感绿视率的影响因素研究还需要考虑更多的社会环境经济状况,特别是人口统计学属性(如年龄群体和教育水平等)和气候因素。另外,本研究侧重从整个建成中心区的角度进行建模分析,在解释模型方面可以采用多尺度空间模型进一步回答可变面元问题。在人工智能模型方面则需要更精细化的分类体系和南京本地化的数据集进行训练和解译,进一步提高识别精度并测算树木品种、高度、冠幅、胸径等关键参量。

参考文献(References):

- [1] 王效科, 苏跃波, 任玉芬, 张红星, 孙旭, 欧阳志云. 城市生态系统: 高度空间异质性. 生态学报, 2020, 40(15): 5103-5112.
- [2] Liu Y W, Zhao B, Cheng Y Y, Zhao T Y, Zhang A, Cheng S Q, Zhang J G. Does the quality of street greenspace matter? Examining the associations between multiple greenspace exposures and chronic health conditions of urban residents in a rapidly urbanising Chinese city. *Environmental Research*, 2023, 222: 115344.
- [3] Xiao L, Wang W J, Ren Z B, Fu Y, Lv H L, He X Y. Two-city street-view greenery variations and association with forest attributes and landscape metrics in NE China. *Landscape Ecology*, 2021, 36(4): 1261-1280.
- [4] Dang H, Li J. The integration of urban streetscapes provides the possibility to fully quantify the ecological landscape of urban green spaces: a case study of Xi'an City. *Ecological Indicators*, 2021, 133: 108388.
- [5] Ha J, Kim H J, With K A. Urban green space alone is not enough: a landscape analysis linking the spatial distribution of urban green space to mental health in the city of Chicago. *Landscape and Urban Planning*, 2022, 218: 104309.
- [6] Huang D K, Jiang B, Yuan L. Analyzing the effects of nature exposure on perceived satisfaction with running routes: an activity path-based measure approach. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2022, 68: 127480.
- [7] Triguero-Mas M, Davdand P, Cirach M, Martínez D, Medina A, Mompert A, Basagaña X, Gražulevičienė R, Nieuwenhuijsen M J. Natural outdoor environments and mental and physical health: relationships and mechanisms. *Environment International*, 2015, 77: 35-41.

- [8] Yao Y, Xu C W, Yin H Y, Shao L D, Wang R Y. More visible greenspace, stronger heart? Evidence from ischaemic heart disease emergency department visits by middle-aged and older adults in Hubei, China. *Landscape and Urban Planning*, 2022, 224: 104444.
- [9] Huang Z Q, Tang L Y, Qiao P, He J G, Su H L. Socioecological justice in urban street greenery based on green view index—a case study within the Fuzhou Third Ring Road. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2024, 95: 128313.
- [10] Zhao J Z, Liu X, Dong R C, Shao G F. Landsenses ecology and ecological planning toward sustainable development. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 2016, 23(4): 293-297.
- [11] Arslan E S, Kaymaz I. Visitor perception of recreational ecosystem services and their role in landscape management of Göltük Nature Park, Turkey. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 2020, 27(3): 202-213.
- [12] Higuera-Trujillo J L, López-Tarruella Maldonado J, Llinares Millán C. Psychological and physiological human responses to simulated and real environments: a comparison between photographs, 360° panoramas, and virtual reality. *Applied Ergonomics*, 2017, 65: 398-409.
- [13] Se Woong Kim R D B, Winslow J F. Urban green and blue infrastructure effect on the micro-scale thermal environment in a residential neighborhood: Mueller, Austin, TX. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 2023, 30(8): 910-924.
- [14] 石龙宇, 赵会兵, 郑拴宁, 于天舒, 董仁才. 城乡交错带景感生态规划的基本思路与实现. *生态学报*, 2017, 37(6): 2126-2133.
- [15] 邓红兵, 邱莎, 郑曦晔, 沈园. 景感评价方法研究. *生态学报*, 2020, 40(22): 8022-8027.
- [16] 董仁才, 吕晨璨, 翁辰, 张永霖. 景感生态学原理及应用. *生态学报*, 2022, 42(10): 4236-4244.
- [17] 郑渊茂, 王业宁, 周强, 王豪伟. 基于景感生态学的生态环境物联网框架构建. *生态学报*, 2020, 40(22): 8093-8102.
- [18] Zhang Y L, Li S L, Dong R C, Deng H B, Fu X, Wang C X, Yu T S, Jia T X, Zhao J Z. Quantifying physical and psychological perceptions of urban scenes using deep learning. *Land Use Policy*, 2021, 111: 105762.
- [19] Li X J, Zhang C R, Li W D, Ricard R, Meng Q Y, Zhang W X. Assessing street-level urban greenery using Google Street View and a modified green view index. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2015, 14(3): 675-685.
- [20] Li X J. Investigating the spatial distribution of resident's outdoor heat exposure across neighborhoods of Philadelphia, Pennsylvania using urban microclimate modeling. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 72: 103066.
- [21] Li X J, Santi P, Courtney T K, Verma S K, Ratti C. Investigating the association between streetscapes and human walking activities using Google Street View and human trajectory data. *Transactions in GIS*, 2018, 22(4): 1029-1044.
- [22] Li X J. Examining the spatial distribution and temporal change of the green view index in New York City using Google Street View images and deep learning. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2021, 48(7): 2039-2054.
- [23] Lu Y T, Chen R N, Chen B, Wu J Y. Inclusive green environment for all? An investigation of spatial access equity of urban green space and associated socioeconomic drivers in China. *Landscape and Urban Planning*, 2024, 241: 104926.
- [24] Li X J, Zhang C R, Li W D, Kuzovkina Y A, Weiner D. Who lives in greener neighborhoods? The distribution of street greenery and its association with residents' socioeconomic conditions in Hartford, Connecticut, USA. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2015, 14(4): 751-759.
- [25] Qiu W S, Huang X K, Li X J, Li W J, Zhang Z Y. Investigating the impacts of street environment on pre-owned housing price in Shanghai using street-level images////CARMA 2020-3rd International Conference on Advanced Research Methods and Analytics. July 8-9, 2020. Valencia: Universitat Politècnica de València, 2020: 1039-1051.
- [26] Yu X Y, Zhao G X, Chang C Y, Yuan X J, Heng F. BGVI: a new index to estimate street-side greenery using Baidu street view image. *Forests*, 2018, 10(1): 3.
- [27] 张帆, 刘瑜. 街景影像——基于人工智能的方法与应用. *遥感学报*, 2021, 25(5): 1043-1054.
- [28] Han Y Q, Zhong T, Yeh A G O, Zhong X M, Chen M, Lü G N. Mapping seasonal changes of street greenery using multi-temporal street-view images. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 92: 104498.
- [29] Gong P, Chen B, Li X C, Liu H, Wang J, Bai Y Q, Chen J M, Chen X, Fang L, Feng S L, Feng Y J, Gong Y L, Gu H, Huang H B, Huang X C, Jiao H Z, Kang Y D, Lei G B, Li A N, Li X T, Li X, Li Y C, Li Z L, Li Z D, Liu C, Liu C X, Liu M C, Liu S G, Mao W L, Miao C H, Ni H, Pan Q S, Qi S H, Ren Z H, Shan Z R, Shen S Q, Shi M J, Song Y M, Su M, Suen H P, Sun B, Sun F D, Sun J, Sun L, Sun W Y, Tian T, Tong X H, Tseng Y, Tu Y, Wang H, Wang L, Wang X, Wang Z M, Wu T H, Xie Y W, Yang J, Yang J, Yuan M, Yue W Z, Zeng H D, Zhang K, Zhang N, Zhang T, Zhang Y, Zhao F, Zheng Y C, Zhou Q M, Clinton N, Zhu Z L, Xu B. Mapping essential urban land use categories in China (EULUC-China): preliminary results for 2018. *Science Bulletin*, 2020, 65(3): 182-187.
- [30] Zhang Y L, Sun T L, Wang L, Huang B, Pan X F, Song W J, Wang K, Xiong X Y, Xu S G, Yao L Y, Zhang J W, Niu Z. Portraying on-road CO₂ concentrations using street view panoramas and ensemble learning. *Science of the Total Environment*, 2024, 946: 174326.

- [31] Zhang Y L, Dong R C. Impacts of street-visible greenery on housing prices: evidence from a hedonic price model and a massive street view image dataset in Beijing. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(3): 104.
- [32] Zhang Y L, Li S L, Fu X, Dong R C. Quantification of urban greenery using hemisphere-view panoramas with a green cover index. *Ecosystem Health and Sustainability*, 2021, 7(1): 1929502.
- [33] Zhang Y L, Fu X, Lv C C, Li S L. The premium of public perceived greenery: a framework using multiscale GWR and deep learning. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 18(13): 6809.
- [34] Dong R C, Zhang Y L, Zhao J Z. How green are the streets within the sixth ring road of Beijing? an analysis based on tencent street view pictures and the green view index. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15(7): 1367.
- [35] Li T, Zheng X, Wu J, Zhang Y, Fu X, Deng H. Spatial relationship between green view index and normalized differential vegetation index within the Sixth Ring Road of Beijing. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 62: 127153.
- [36] Fu X, Jia T X, Zhang X Q, Li S L, Zhang Y L. Do street-level scene perceptions affect housing prices in Chinese megacities? An analysis using open access datasets and deep learning. *PLoS One*, 2019, 14(5): e0217505.
- [37] Weng C, Wang J Y, Li C M, Dong R C, Lv C C, Jiao Y R, Zhang Y L. Recreational green space service in the Guangdong- Hong Kong-Macau greater bay area: a multiple travel modes perspective. *Land*, 2022, 11(11): 2072.
- [38] Wu J Y, Wang B H, Ta N, Zhou K, Chai Y W. Does street greenery always promote active travel? Evidence from Beijing. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2020, 56: 126886.
- [39] Ta N, Li H, Chai Y W, Wu J Y. The impact of green space exposure on satisfaction with active travel trips. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 99: 103022.
- [40] Xu T T, Wang S Y, Liu Q, Kim J, Zhang J Y, Ren Y W, Ta N, Wang X L, Wu J Y. Vegetation color exposure differences at the community and individual levels: an explanatory framework based on the neighborhood effect averaging problem. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2023, 86: 128001.