城市景观和空间感知评价

基于街景图像的南京市市区美景度评估及驱动机制时空演变

许沉风[1] 李 敏[2] 胡一可[1] 耿 星[3] 冯紫若[4] 程 岩[5] 雒腾宇[6]

1 天津大学建筑学院 天津 300072
2 南京林业大学风景园林学院 南京 210037
3 伦敦大学学院巴特利特建筑环境学院 伦敦 NW1 9HZ
4 重庆大学建筑城规学院 重庆 400030
5 清华大学建筑学院 北京 100084
6 华中科技大学建筑与城市规划学院 武汉 430074

摘要：【目的】科学智能地评估南京市市区街道美景度（SB）及其驱动机制，为未来街道设计与管理提供理论参考。【方法】首先，爬取 2014—2022 年街景图像，通过 DeepLabV3+模型提取物质性视觉要素；其次，基于 ResNet50 模型训练并预测不同区域的 SB，分析其时空演变趋势；最后，构建绿视率（GVI）、天空开阔度（SOI）、界面围合度（IEI）与机动车丰富度（MVRI）4 类驱动因素，并基于 XGBoost-SHAP 与地理加权随机森林（GWRF）模型分别探究全局性与局部性层面 SB 的驱动机制特征。【结果】1）极低及较低等级 SB 区域的面积呈下降趋势，其余等级整体上升；2）2014—2022 年 GVI 对 SB 贡献度最高，但 2016 与 2022 年分别由 IEI、SOI 主导，MVRI 整体贡献最低；3）GVI 对 SB 呈正向驱动作用、SOI 和 IEI 呈正负交织但整体负向、MVRI 呈正负交织；4）2014、2015、2019 与 2021 年中 GVI 作为核心驱动因素的影响范围最大，其余因素在特定年份影响范围最大。【结论】南京市市区 SB 呈积极改善趋势；GVI 是 SB 的关键驱动因素；SB 驱动机制在不同时间与空间上存在复杂差异；XGBoost-SHAP 与 GWRF 模型的结合能有效提升 SB 驱动机制在全局性与局部性层面的解释深度。

关键词：美景度；街景图像；DeepLabV3+；XGBoost-SHAP；地理加权随机森林
DOI：10.12169/zgcsly.2025.03.11.0002

Spatiotemporal Evolution of Scenic Beauty Estimation and Its Driving Mechanisms in Urban Area of Nanjing Based on Street View Images

Xu Chenfeng[1] Li Min[2] Hu Yike[1] Geng Xing[3] Feng Ziruo[4] Cheng Yan[5] Luo Tengyu[6]
(1. School of Architecture, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 2. College of Landscape Architecture, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 3. Bartlett School of Architecture and Built Environment, University College London, London NW1 9HZ, United Kingdom; 4. School of Architecture and Urban Planning, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 5. School of Architecture, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 6. School of Architecture and Urban Planning, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

收稿日期：2025-03-11
* 基金项目：国家自然科学基金重点项目（52038007）
第一作者：许沉风（2002- ），男，硕士生，研究方向为景观感知。E-mail：xcf2024@tju.edu.cn
通信作者：胡一可（1978- ），男，博士，教授，研究方向为城市公共空间。E-mail：huyike11@tju.edu.cn

Abstract:【Objective】This study aims to estimate the scenic beauty (SB) of urban street in Nanjing in a scientific and intelligent way and investigate its driving mechanisms, thereby offering theoretical guidance for future street design and management.【Method】Street view images from 2014 to 2022 are collected through web scraping, and visual elements are extracted using the DeepLabV3+ model. A ResNet50-based model is constructed to train and predict SB in different areas and analyze their spatiotemporal dynamics. Four driving factors are constructed, including Green View Index (GVI), Sky Openness Index (SOI), Interface Enclosure Index (IEI), and Motor Vehicle Richness Index (MVRI), and the driving mechanisms of SB on the global and local scales and their characteristics are examined using XGBoost-SHAP and Geographically Weighted Random Forest (GWRF) model, respectively.【Result】1) Areas with very low and relatively low SB areas have declined in size over time, while the areas with other levels of SB have generally increased; 2) GVI is the most influential factor to SB in 2014-2022. IEI and SOI emerge as dominant factors in 2016 and 2022, respectively, while MVRI consistently makes the weakest contribution; 3) GVI exerts a positive influence on SB, whereas SOI and IEI show mixed but generally negative effects, and MVRI exhibit both positive and negative influences; and 4) GVI has the broadest spatial impact in 2014, 2015, 2019 and 2021, while the influence of other factors varies temporally.【Conclusion】SB in Nanjing city core has improved over time, with GVI identified as the key driver. The SB driving mechanisms demonstrate significant spatial and temporal complexity, and the combination of XGBoost-SHAP and GWRF models proves effective in enhancing the SB interpretability at both global and local levels.

Keywords: scenic beauty; street view image; DeepLabV3+; XGBoost-SHAP; geographically weighted random forest

作为集通行、社交、休闲等功能于一体的复杂公共空间，街道通常由建筑、植被、道路等物质性视觉要素构成，在塑造城市形象、影响居民生活质量方面具有关键作用[1]。如何定量评估街景的美观程度，科学理解其驱动机制，对于制定合理的街道环境提升策略具有重要的理论与实践意义。

美景度（Scenic Beauty, SB）作为衡量物质空间视觉质量的重要指标[2]，能够反映居民对城市街道的审美感知程度，并为街道规划与设计提供数据支撑。常见的评价方法为美景度评价法（Scenic Beauty Estimation, SBE），近年来 SBE 的评价对象已逐渐从传统的森林、植物等转向公园、广场、街道等多元场景，评价方法也从传统的量表评价法[3-4]转向与其他方法相结合的综合评价模式。如张安华等[5]运用 SBE-SD 综合法对江苏园博园城市展园进行评价；刘艺平等[6]运用 SBE-AHP 综合法对郑州龙子湖公园植物群落开展评价；徐伟振等[7]将 SBE 与 BIB-LCJ 相结合探讨城市滨水景观影响因素。然而，上述方法仍存在时间成本高、样本数量受限与时效性较低等问题。

与此同时，街景图像数据的出现为街道研究提供了海量的数据源[8-9]，并已广泛应用于绿视率、人群感知、空间品质、街道活力等研究中。如胡一可等[10]爬取 2024 年天津、杭州、深圳 3 个城市的街景图像以分析街道绿化结构；许沉风等[11]爬取 2023 年南京市秦淮区的街景图像以分析街道活力。但相关研究仍较少，并大多集中于单一年份的静态分析。此外，SB 的驱动机制研究主要采用传统的线性回归方法[12-13]，无法充分捕捉自变量与因变量之间的复杂非线性关系[14]，且大多仍停留在全局性的数值分析层面，忽略了驱动因素在地理空间层面的异质性影响。这些局限性导致相关研究难以精准揭示 SB 驱动机制的客观规律，进而影响相关决策的科学性。

南京市作为中国东部重要的历史文化名城与现代化都市，城市更新过程中进行的大量街道改造工程正使得市区 SB 呈现显著的动态变化特征。以该区域为例，对其街道 SB 进行评估，并从全局性与局部性层面探究驱动机制的时空演变特征，以期为南京市市区街道未来的科学建设与管理提供理论参考。

1　研究区概况

选择南京市玄武、秦淮、鼓楼、建邺、雨花台和栖霞 6 个行政区（以下简称“市区”）作为研究区域。市区地处北亚热带季风湿润气候区，四季分明，雨量充沛，地形以平原为主[15]。根据南京市统计局的数据，截至 2023 年底，市区经济生产总值达 8 951 亿元，常住人口达 441.25 万人。

2　研究方法

2.1　数据来源

基于 Python 3.9.13 平台的爬虫代码与百度地图开放平台的 API 接口爬取街景图像。共设置 61 317个采样点，并在 2014—2022 年每隔 1 年获取 1 次数据。具体操作如下：1）从 OSM 平台获取南京市市区的矢量路网数据，导入 ArcGis 10.8.1 后统一投影为 WGS_1984_UTM_Zone_50N；2）对原始路网数据进行清洗和简化，通过增密工具随机生成以 50 m 为间隔的采样点，通过要素折点转点工具转换并导出点数据，利用计算几何工具计算并导出各采样点的经纬度坐标；3）通过 Python 代码与百度街景 API 接口传输协议请求，在各采样点爬取全景视角街道图像。

采集结果如表 1 与图 1 所示，不同年份的街景图像的天气环境相近，画面整体清晰（2018 年缺乏数据而无法采集）。其中，大部分年份的采集时间集中于春夏季节，个别年份（如 2017 和 2021 年）采集于秋冬季节，而 2022 年则分散于 1 月、4 月和 8 月。

表 1　街景图像采集时间和数量

时间	图像数量
2014 年 5 月	22 108
2015 年 4 月	12 066
2016 年 2 月	18 412
2017 年 10 月	23 342
2018 年	0
2019 年 3 月	19 219
2020 年 2 和 3 月	13 407
2021 年 12 月	9 313
2022 年 1 月、4 月、8 月	27 566

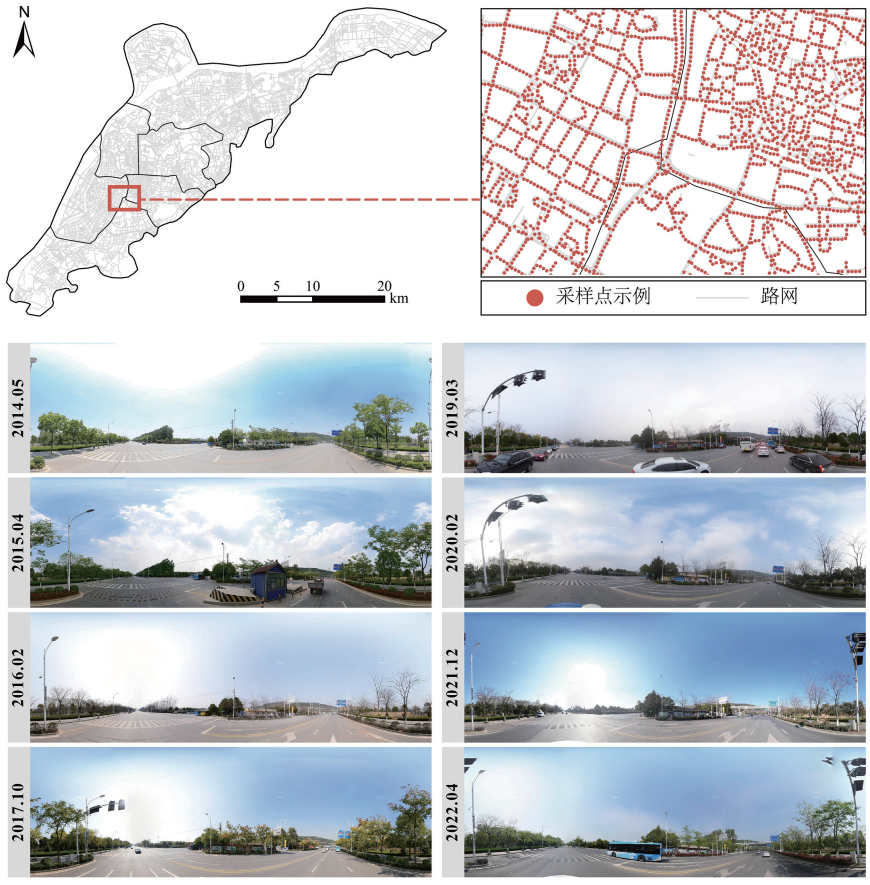


图 1　采样点分布与街景图像示例

2.2 语义分割

在 Python 3.9.13 平台部署基于 Cityscapes 开源数据集预训练的 DeepLabV3+图像语义分割模型，并运用网格搜索算法进行参数调优。Cityscapes 数据集包含道路、车辆、植被等 30 余类街景要素的精细标注。DeepLabV3+则在经典 DeepLabV3 架构基础上创新整合解码器组件，构建高效的编码-解码框架，能够在保持运算效率的前提下准确识别复杂场景中各类物体的几何轮廓[16]。

2.3 感知预测

在 Python 3.9.13 平台基于 Place Pulse 2.0 数据集的街景图像训练 ResNet50 模型，并输入市区街景图像预测“美丽”概率（0~100%），以概率值表示 SB。

2.3.1 数据集准备

将 Place Pulse 2.0 数据集中关于“美丽”的成对比较结果转换为 Q 评分：

$$W_i = \frac{w_i}{w_i + l_i + t_i} \tag{1}$$

$$L_i = \frac{l_i}{w_i + l_i + t_i} \tag{2}$$

$$Q_i = \frac{10}{3}\left(W_i + \frac{1}{w_i}\sum_{j_1=1}^{w_i} W_{j_1} - \frac{1}{l_i}\sum_{j_2=1}^{l_i} L_{j_2} + 1\right) \tag{3}$$

式（1）~（3）中：W_i 和 L_i 分别为第 i 张图像赢或输于其配对图像的概率；w_i、l_i 和 t_i 分别为第 i 张图像赢、输或等于其配对图像的次数；Q_i 为第 i 张图像的 Q 评分，范围为 0~10；j_1 和 j_2 分别为赢或输于第 i 张图像的图像。

在此基础上，剔除具有中间 Q 评分的图像，并将剩余图像标记为正面和负面以分配二分类标签：

$$Q_{high} = \overline{Q} + \sigma \tag{4}$$

$$Q_{low} = \overline{Q} - \sigma \tag{5}$$

式（4）~（5）中：Q 表示图像的 Q 评分；$\overline{Q}$ 表示所有图像的平均 Q 评分；σ 表示标准差。Q 评分高于Q_{high}或低于Q_{low}的图像被标记为正面或负面。最后将图像随机划分为训练数据集和测试数据集，比例为 5∶1。

2.3.2 模型训练与预测

训练 ResNet50 模型，并将市区街景图像输入该模型以预测 SB。具体而言，采用具有 50 层深度的 ResNet 作为预设架构，并通过分类交叉熵损失（L_c）和分类准确率（Acc）比较每次迭代过程中的预测值与真实值以量化准确性。最终，ResNet50 模型训练集的 L_c 由初始值 0.73 逐步下降至 0.06，而 Acc 则由 0.62 稳步上升至 0.98；测试集的 L_c 由 0.69 降至 0.08，而 Acc 则由 0.58 提升至 0.96，均表明模型性能较好。

2.4 驱动因素选择

结合市区街道现实特征，将各类物质性视觉要素整合为绿视率（Green view index，GVI）、天空开阔度（Sky openness index，SOI）、界面围合度（Interface enclosure index，IEI）与机动车丰富度（Motor vehicle richness index，MVRI），作为 SB 的驱动因素[17-18]。

$$GVI = \frac{S_{\text{vegetation}}}{S_{\text{总}}} \times 100\% \tag{6}$$

$$SOI = \frac{S_{\text{sky}}}{S_{\text{总}}} \times 100\% \tag{7}$$

$$IEI = \frac{S_{\text{building}} + S_{\text{wall}} + S_{\text{fence}} + S_{\text{pole}} + S_{\text{terrain}} + S_{\text{vegetation}}}{S_{\text{总}}} \times 100\% \tag{8}$$

$$MVRI = \frac{S_{\text{car}} + S_{\text{truck}} + S_{\text{bus}} + S_{\text{train}} + S_{\text{motorcycle}} + S_{\text{bicycle}}}{S_{\text{road}} + S_{\text{sidewalk}}} \times 100\% \tag{9}$$

式（6）~（9）中：$S_{\text{总}}$为街景图像总像素面积；$S_{\text{vegetation}}$、S_{sky}、S_{building}、S_{wall}、S_{fence}、S_{pole}、S_{terrain}分别为街景图像中植物、天空、建筑、墙体、栏杆、柱子、地形所占像素面积；S_{car}、S_{truck}、S_{bus}、S_{train}、$S_{\text{motorcycle}}$、S_{bicycle}为各类车辆所占像素面积；S_{road}、S_{sidewalk}为各类道路所占像素面积。

2.5 XGboost-SHAP 模型

在 Python 3.9.13 平台通过 eXtreme Gradient Boosting 即 XGBoost 模型探究全局性层面不同驱动因素对 SB 的影响机制[19]。其通过集成多个弱学习器，在处理因变量和自变量之间的复杂非线性问题方面具有显著优势。为提升模型可解释性，引入 SHAP 方法量化各驱动因素对 SB 的贡献方向及其强度，并实现结果可视化[20]。最终，XGBoost 训练集的 MSE 范围为 0.01~0.03，测试

集 MSE 略高，两者均在 2015 年（0.01、0.02）最优；RMSE 和 MSE 趋势相似，训练集均在 2021 年最优（0.04、0.02），测试集均在 2016 年最优（0.21、0.16）；R^2表现良好（0.77~0.97），均表明模型性能较好。

2.6　地理加权随机森林模型

基于 R 4.4.2 平台 SpatialIML 包中的 Geographically Wighted Random Forest，即 GWRF 模型，探究全局性层面不同驱动因素对 SB 的影响机制[21-22]。GWRF 结合了随机森林（全局学习）和地理加权回归（局部调整）的综合优势，利用多变量矢量信息训练随机森林，在每个空间位置 i 计算局部随机森林，并采用基于距离的权重函数调整数据采样概率，同时建模相邻观测点之间的空间关系，能够有效刻画空间异质性。通过结合特征变量的空间位置信息，综合所有局部随机森林模型的预测结果，GWRF 最终采用投票机制输出预测值。经检验，模型性能较好：GWRF 的 MSE 在各年间保持在 0.00~0.01 的极低水平，且在 2019 与 2021 年最优（0.00）；R^2在 0.85~0.96，2015 年达到最优（0.96）；AIC 与 AICc 在 2015 年最优（-8 183.65、-8 183.60）。

3　结果与分析

3.1　SB 时空演变

不同区域在过去 8 年中的街景图像及相应的 SB 预测分数均存在差异。以图 2 为例，第 1 处地点的街道环境较为稳定，但沿街绿化由稀疏逐渐繁茂，植物色彩更替，道路表面亦有修缮迹象。第 2 与第 3 处地点变化显著，部分年份可见大规模树木出现季节更替与人为移除现象，同时原有建筑表面发生一定的更新变化。

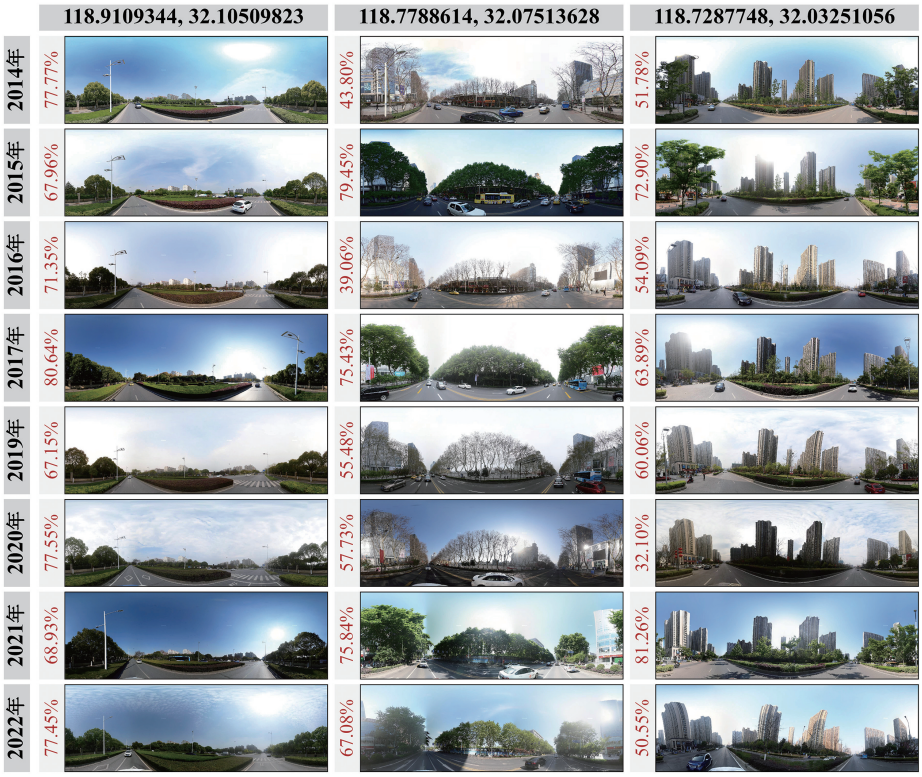


图 2　街景图像 SB 预测示例

由表 2 可知，极低与较低等级 SB 区域的面积呈下降趋势，中等、较高与极高等级呈上升趋势。具体而言，极低等级在 2016 年达到峰值（128.00 km^2），2022 年降至最低（30.08 km^2）。较低等级在 2015 年最高（372.48 km^2），随后波动下降，2021 年最低，2022 年回升至 206.08 km^2。中等等级在 2020 年达到峰值（351.36 km^2），随后有所回落，但整体高于 2014 年水平。较高等级在 2021 年上升至 311.04 km^2，相较于 2016 年显著上升。极高等级则在 2015—2020 年相对稳定，2020—2022 年显著上升。

表 2 不同等级 SB 的面积变化 km^2

等级	区间	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年
极低	0.00~20.00	84.48	44.16	128.00	60.80	108.16	76.80	38.40	30.08
较低	20.01~40.00	304.64	372.48	340.48	267.52	321.28	193.28	154.24	206.08
中等	40.01~60.00	176.64	195.84	218.24	232.32	216.96	351.36	231.68	200.96
较高	60.01~80.00	172.16	170.24	119.04	170.88	153.60	171.52	311.04	269.44
极高	>80.01	125.44	80.64	57.60	131.84	63.36	70.40	128.00	156.80

由图 3 可知，极低与较低等级 SB 区域范围呈现扩散趋势，中等、较高与极高等级呈现收缩趋势。具体而言，极高与较高等级 SB 主要呈面状集中于中心偏东区域，但在 2016、2020 与 2022 年消失，同时以零散且密集的形式分布于除东北区域以外的其他区域，并与中等、较低及极低等级区域交织分布。东北区域的 SB 在 2014—2019 年整体保持较低水平，2020 年上升至中等，至 2022 年由西北至东南依次呈现递减趋势。

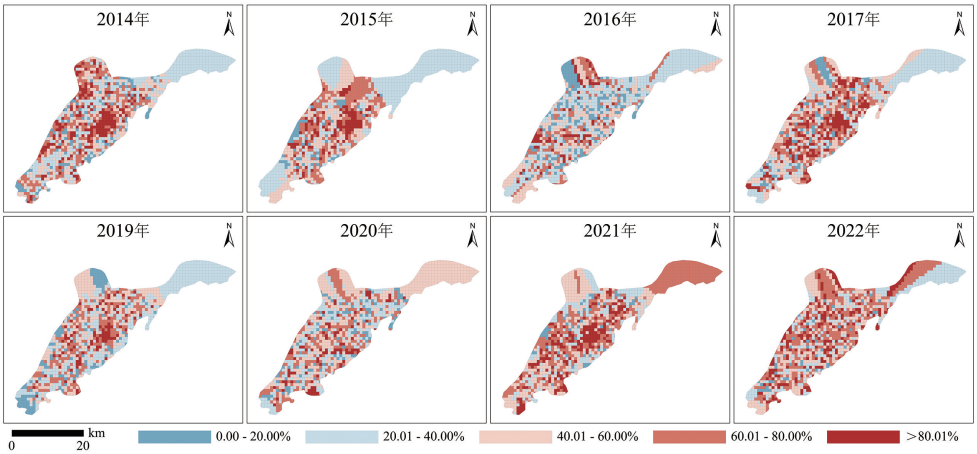


图 3 不同等级 SB 的空间变化

3.2 全局性层面 SB 的驱动因素

由表 3 可知，GVI 对 SB 的影响程度显著下降，IEI 逐渐上升，SOI 较为稳定，MVRI 则较为波动。具体而言，GVI 是对 SB 贡献度最高的驱动因素，在 2014 年达到峰值（0.127 7），随后持续波动下降，2022 年降至最低（0.014 6）。IEI 则呈现相反趋势，从 2014 年的 0.027 2 逐步上升至 2022 年的 0.048 2。SOI 在 2015 年（0.040 6）和 2017 年（0.041 0）略有上升，但整体波动范围较小，对 SB 的影响较弱。MVRI 则在 2019 年降至最低（0.018 2），2020 年有所回升，2022 年降至 0.027 8。

表 3 驱动因素的数值变化

类型	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年
GVI	0.127 7	0.125 5	0.020 3	0.042 9	0.085 2	0.027 6	0.084 5	0.014 6
SOI	0.024 0	0.040 6	0.019 4	0.041 0	0.040 8	0.032 9	0.037 5	0.024 0
IEI	0.027 2	0.028 8	0.027 6	0.030 7	0.033 8	0.027 5	0.041 4	0.048 2
MVRI	0.023 2	0.020 7	0.018 6	0.022 1	0.018 2	0.031 0	0.028 9	0.027 8

由图 4 可知，GVI 对 SB 呈正向作用、SOI 和 IEI 呈正负交织且整体负向、MVRI 呈正负交织。具体而言，GVI 的数值越高对 SB 的正向影响越显著；而 IEI 在 2016 和 2022 年贡献度最高，其对 SB 同时存在正负向影响，且整体负向；SOI 与 IEI 较为相似，其在 2020 年贡献度最高。相比之下，MVRI 对 SB 的贡献度整体最低，同时存在正负向影响。

3.3 局部性层面 SB 的驱动因素

表 4 反映核心驱动因素（即同一空间位置上对 SB 贡献最高的因素）的面积变化趋势。GVI 的影响范围在 2014—2015 年占据主导地位，

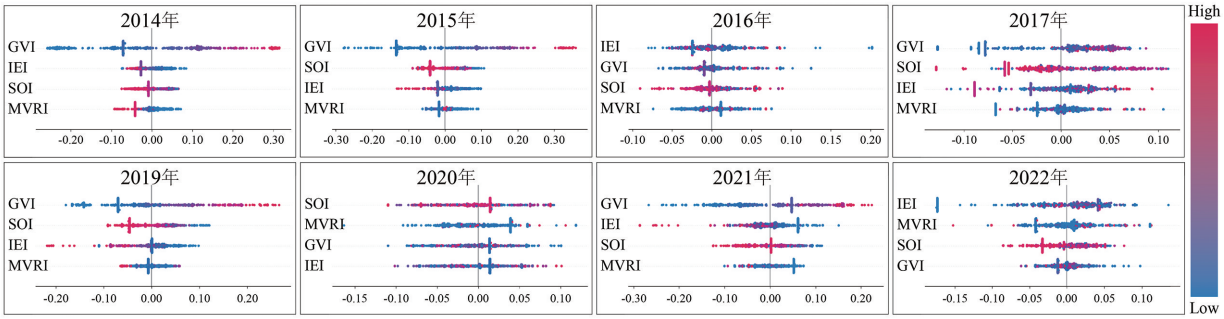


图 4　驱动因素的贡献排序及方向

2016—2017 年急剧下降，2020 年降至最低（87.68 km^2），有所回升后再度下降。SOI 的影响范围则呈现阶段性跃升，2017 年上升至 351.36 km^2，2020 年达到峰值（552.32 km^2），2021 年再度降至 0.00 km^2。IEI 的影响范围在 2016 年为 357.12 km^2，2017—2021 年有所回落，2022 年再度上升（256.00 km^2）。MVRI 的影响范围在 2016 年首次出现，后于 2020 和 2022 年分别达到 110.08 和 346.88 km^2。

表 4　核心驱动因素的面积变化　km^2

类型	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年
GVI	863.36	851.84	350.72	205.44	862.72	87.68	848.64	203.52
SOI	0.00	11.52	28.80	351.36	0.64	552.32	0.00	56.96
IEI	0.00	0.00	357.12	263.68	0.00	113.28	14.08	256.00
MVRI	0.00	0.00	126.72	42.88	0.00	110.08	0.64	346.88

由图 5 可知，大多数年份中 GVI 作为核心驱动因素的影响范围最大，其余因素在特定年份影响范围最大。具体而言，GVI 影响范围在 2014、2015、2019 和 2021 年几乎占据整个市区，2016 年缩减，2017 年转移至东北区域，2020 与 2022 年收缩至中心区域。SOI 影响范围波动较大，周期性出现与消失，主要集中在东南与中心区域。IEI 影响范围在 2016 年出现，呈面状分布于东北和中心区域，2017 和 2020 年大幅收缩至中心区域，2022 年集中于西南与西北区域，并在东北区域零星分布，其余年份未形成明显主导影响范围。MVRI 影响范围则于 2016 年出现，在西南区域形成大面积面状分布，后于 2017 和 2020 年分别转移至东南和西北区域，至 2022 年覆盖西北、东北和西南区域，其余年份未形成稳定分布。

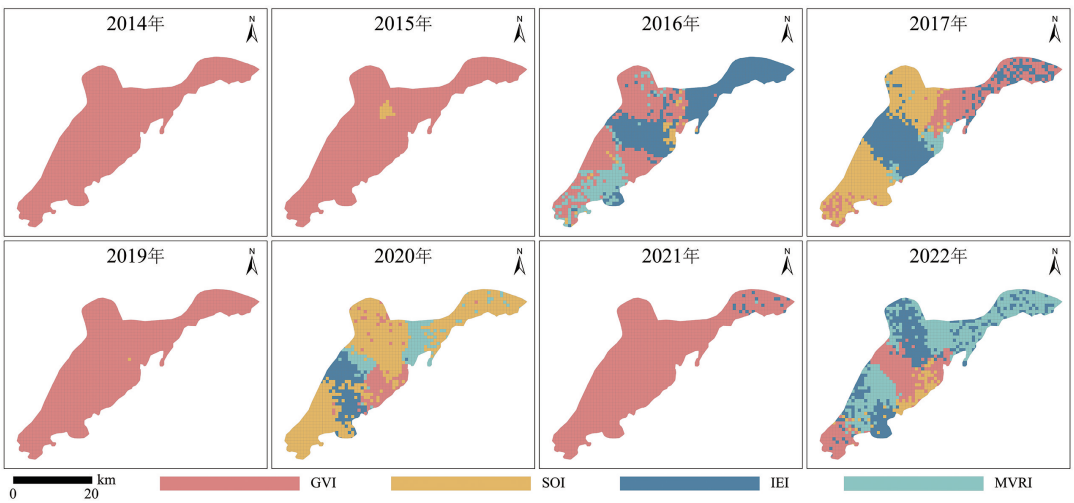


图 5　核心驱动因素的空间分布变化

由图 6~9 可见，各驱动因素在不同等级下的空间影响呈现复杂变化。GVI 的较高与极高等级影响范围于 2014—2015 年显著扩张，集中于市区中心和西南区域，2016 年消失，2021 年局部回升，2022 年再度消失。SOI 在 2014 年高强度分布于中心及东南区域，2015 年锐减，2016—2017 年转向中心及西北，2019—2021 年转移至西南和东南区域，2022 年亦趋消失。IEI 高等级影响初期聚集于中部，2015 年消失，2016 年迅速扩展至全域，2017—2021 年仅局限于中心边缘小斑块，2022 年延伸至西南和东北。MVRI 的较高与极高等级影响范围最初微弱，2016 年显著扩大，2017 年略减，2019 年消失，2020 年在东南形成集中分布，2021 年再次消失，2022 年于东北和西南重现。

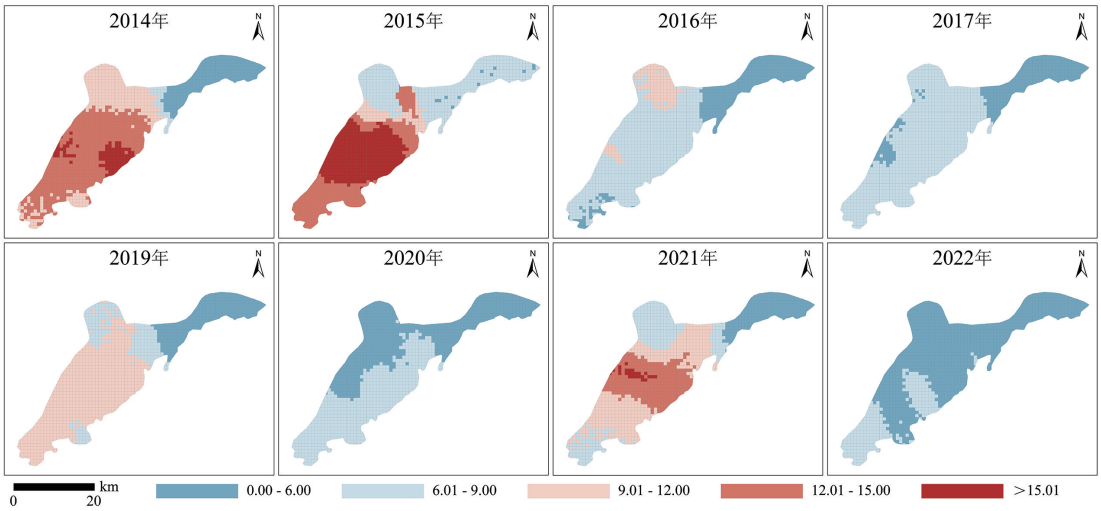


图 6 GVI 不同等级的影响范围变化

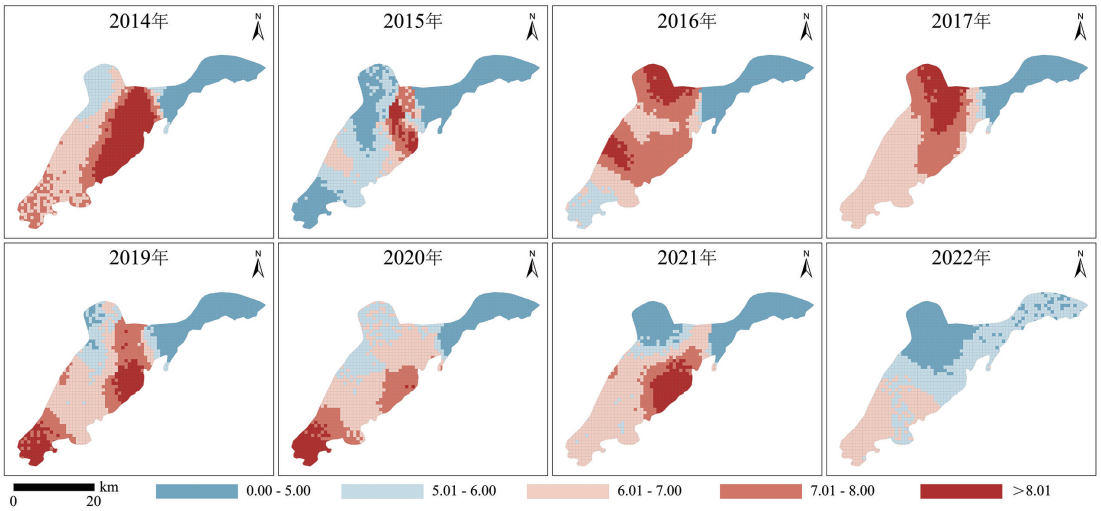


图 7 SOI 不同等级的影响范围变化

4 讨论

4.1 提升与优化：市区 SB 的演变趋势

采用时间序列方式对街景图像进行采集与分析，突破了传统研究中以单一年份图像为基础的静态分析局限，实现从静态固定向动态演化的转变，与 Wang 等[23]的研究方法契合。从结果来看，市区 SB 的时空演变趋势反映了近年来存量优化发展模式的积极成效[24]。极低与较低等级 SB 区域的面积呈下降趋势，而其余等级则在多个年份显著上升。究其原因，可能是市区近年来采取的一系列旧城改造政策、生态治理策略、市容市貌整治行动等科学措施，正在有效提升市区街道环境，进而推动 SB 水平整体提升[25]。然而，较低

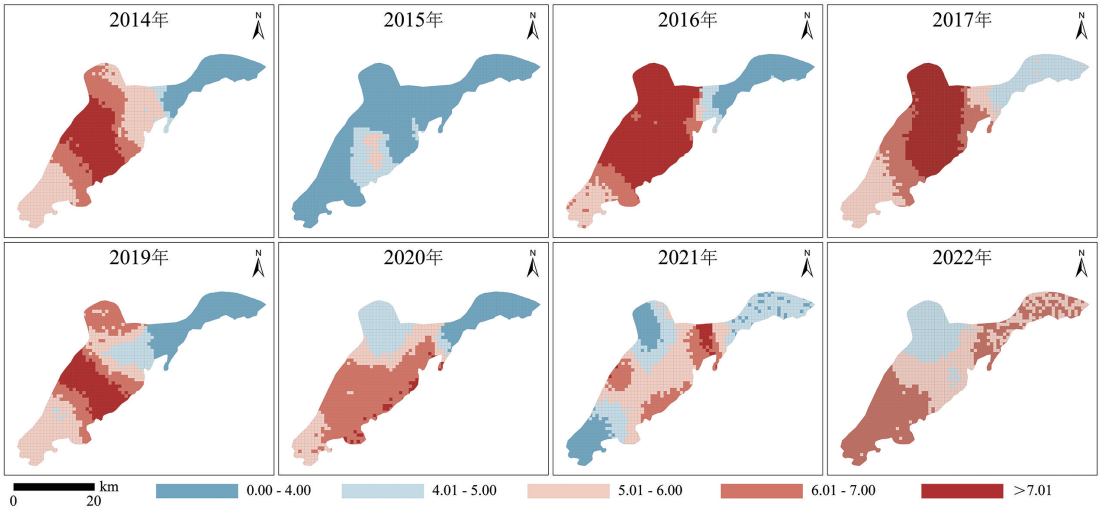


图 8　IEI 不同等级的影响范围变化

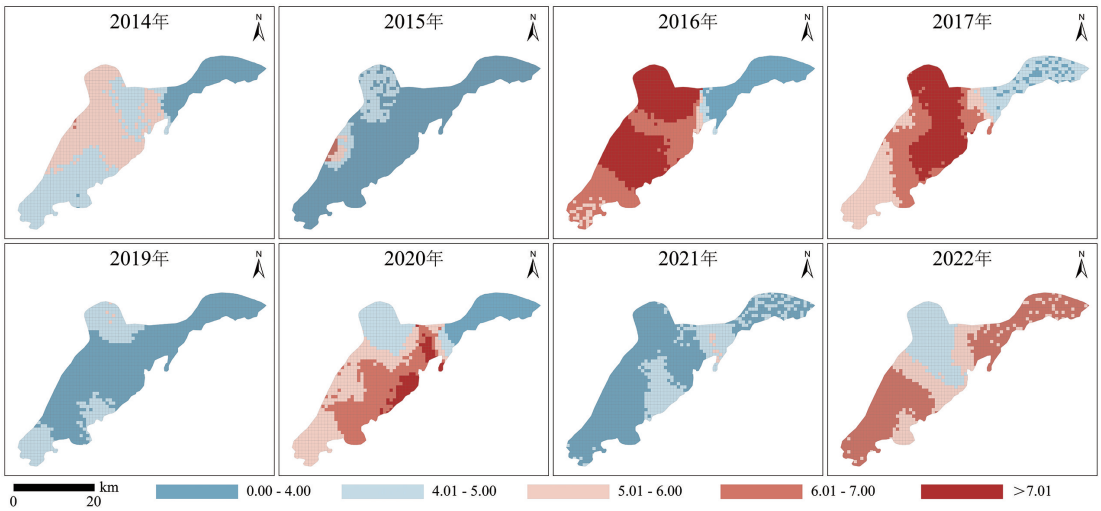


图 9　MVRI 不同等级的影响范围变化

等级 SB 区域在 2022 年出现一定程度的回升，可能与部分街道在该期间开展临时性施工或改造有关[26-27]。此类工程在短期内可能导致 SB 下降，但从长期来看，施工完成后所带来的环境改善将对 SB 继续产生积极影响。市区东北区域较高等级 SB 呈现快速上升趋势，则反映出市区存量优化模式的推进已逐渐突破传统核心区的空间范围，呈现向外围区域延伸的发展态势。

4.2　同质与异质：市区 SB 的驱动机制

通过全局性与局部性双重视角的综合分析，更全面地识别了不同驱动因素在 SB 演化过程中的影响程度[28]。在全局性层面，GVI 对 SB 贡献度最高且为正向，但影响程度逐渐下降，2022 年降至最低，可能与近年来绿化空间在城市更新或土地再开发过程中的相对缩减有关。相反，IEI 的影响逐步上升且正负影响交织，2016 年成为主导因素，可能源于沿街立面的持续更新（如墙体或围栏增加/拆除、建筑形态变更等）对街道美观性产生了正面或负面的影响[29]。此外，SOI 的影响整体稳定且正负影响交织，2020 年成为主导因素，可能源于天空的可见面积通常不直接处于人们的视角范围内，尤其是在街道两侧建筑物较高或密集的区域，SOI 的变化对街道美观性的影响存在差异。MVRI 的影响程度则呈现一定的波动，在大部分年份中最低，但 2020 与 2022 年有所回升，可能源于早期实施的交通限行或流量控制措施有效减少了机动车的干扰，而随着 2020 与 2022 年交通管制的逐步放松，机动车对街道环境的干扰程度逐渐上升。

在局部性层面，各驱动因素的影响范围呈现

更为复杂的动态竞争关系。GVI 在 2014、2015、2019 和 2021 年的主导影响范围几乎占据整个市区，源于植物作为街道环境中最具美感价值的要素之一，对街道美观性的影响通常较为显著[30]。同时，由于这些年份的街景图像采集时间集中于春夏季节，此时植物生长旺盛，绿色视觉效果进一步增强了 SB，并弱化了其余因素的影响。相比之下，在后期的特定年份中，SOI、IEI、MVRI 的影响范围呈现阶段性跃升，并在特定年份中分别占据主导影响范围，这可能源于部分年份中建筑改造、立面修缮或车辆限行等措施的推动，强化了相应因素对街道 SB 的影响。总体而言，南京市 SB 的驱动机制正经历由 GVI 单一主导向 IEI、SOI 与 MVRI 综合作用的演变过程，未来的街道优化策略应更加强调不同物质性视觉要素的动态协调，以实现更优的人居环境[31]。

4.3 展望

尽管在方法与分析方面取得了一定进展，但仍存在若干局限，亟待进一步完善。首先，街景图像数据固有的瞬时性特征使其画面内容受到季节、时间以及天气等因素的影响，可能对 SB 预测结果产生一定偏差。例如，车辆在上下班高峰期的密集程度更高，春夏季节植物的枝叶更为繁茂等。此外，并非所有采样点均能获取到连续 8 年的街景图像，一定程度上影响了时间序列分析结果的可靠性，未来研究可探索质量更高的数据源。与此同时，实际的街道 SB 感知的驱动机制不仅受 GVI、SOI 等物质性视觉要素的影响，还受到颜色、光影、文化风貌等非物质性视觉要素，乃至声音、气味等多感官因素的影响，但尚未进行探讨。例如，体量相似的植物因种类差异或季相变化，能够引发不同 SB 感知；而体量相似的建筑，其风格（如古典与现代）、材质与立面细节亦可能对感知结果产生显著影响。未来研究可从多维度因素出发更加系统和全面地分析 SB 的驱动机制。

5 结论

SB 呈现整体上升趋势，反映了市区的存量优化发展模式在近年来的积极成效；GVI 是街道美观性的关键驱动因素，对 SB 发挥持续且主导的正向影响；SB 的驱动机制受时间和空间变化的显著影响，呈现复杂差异性；XGBoost-SHAP 模型揭示了不同驱动因素在全局性层面对 SB 的影响，而 GWRF 模型进一步揭示了局部性影响，两者的结合有效提升了 SB 驱动机制的解释深度。

参考文献

[1]邹尚恩,林朝,杨瀚文,等.基于深度学习的城市街道景观视觉质量分析与研究:以天津市鼓楼街道为例[J].景观设计,2024,(1):22-25.

[2]王贤广,王峥嵘,何小勇,等.浙西南秋季林相美景度及其最优颜色构成模式研究[J].南京林业大学学报(自然科学版),2019,43(1):118-126.

[3]张文,王伟峰,杨建军.城市森林公园景观美景度评价及影响因素分析[J].中国园林,2023,39(9):106-112.

[4]王琳,陈东田,韩昕彤,等.济南城市公园草本花卉美景度评价[J].中国城市林业,2023,21(6):151-156.

[5]张安华,王淑贤,吕少卿,等.基于 SBE-SD 法的江苏园博园城市展园景观美学评价[J].西北林学院学报,2024,39(4):250-260.

[6]刘艺平,赵佳伦,李晓敏,等.基于 AHP 法和 SBE 法的郑州龙子湖公园植物群落景观综合评价[J].西北林学院学报,2021,36(2):250-257.

[7]徐伟振,张艳钦,王心怡,等.基于 SBE 和 BIB_LCJ 下的城市滨水景观影响因素分析:以莆田市仙游县木兰溪为例[J].安徽农业大学学报,2022,49(1):62-68.

[8]宝乐尔,杨东峰.基于典型街景图像主观评价的街道视觉安全感知特征探析:以大连市为例[J].建筑学报,2023(增刊 1):38-43.

[9]崔喆,何明怡,陆明.基于街景图像解译的寒地城市绿视率分析研究:以哈尔滨为例[J].中国城市林业,2018,16(5):34-38.

[10]胡一可,张龙浩,刘开鑫.基于计算机视觉与街景图像的城市街道绿化泛类结构量化分析与分布机制研究[J].中国园林,2024,40(9):22-28.

[11]许沉风,朱梓博,胡一可,等.基于地理加权随机森林模型的街道空间活力驱动机制分析[J].建筑技艺(中英文),2025(增刊 1):141-143.

[12]黄静,孙新旺.南京紫金山国家森林公园景观美景度评价及影响因素分析[J].中南林业科技大学学报,2024,44(11):146-154.

[13]刘可丹,罗欢,和太平.基于美景度评价法的公园滨水景观影响因素分析[J].科学技术与工程,2020,20(30):12552-12559.

[14]朱晏民,徐爱兰,孙强.基于深度学习的空气质量预报方法新进展[J].中国环境监测,2020,36(3):10-18.

[15]彭程遥,吴晓,王雪妃,等.城市已建成绿道供给水平评估:以

南京市主城区为例[J].中国园林,2024,40(9):91-97.
[16]李文国.基于全连接神经网络的街景影像变化检测方法[D].昆明:昆明理工大学,2021.
[17]张春明,蔡欣君,车震宇.自采集街景数据下历史街区空间品质量化研究[J].南方建筑,2024(5):76-82.
[18]OGAWA Y,OKI T,ZHAO C B,et al.Evaluating the subjective perceptions of streetscapes using street-view images[J].Landscape and Urban Planning,2024,247:105073.
[19]刘瑞雪,李佳轩,李云.水库消落带植物多样性空间格局预测模型及环境解释:基于 XGBoost-SHAP 模型框架[J].生态学报,2024,44(21):9652-9669.
[20]谭洁,危千骏,廖朝阳,等.基于 XGBoost-SHAP 可解释机器学习模型的城市形态与地表温度的关系[J].应用生态学报,2025,36(3):659-670.
[21]卫格冉,李明泽,全迎,等.基于地理加权随机森林的黑龙江省森林碳储量遥感估测[J].中南林业科技大学学报,2024,44(7):64-76.
[22]陈艺敏,苏漳文,陈移萍,等.基于地理加权随机森林的长三角 PM2.5 建模[J].中国环境科学,2024,44(8):4240-4248.
[23]WANG Z Y,ITO K,BILJECKI F.Assessing the equity and evolution of urban visual perceptual quality with time series street view imagery[J].Cities,2024,145:104704.
[24]周家贝.城市口袋公园视觉景观美感度评价及优化设计研究:以南京市主城区为例[D].南京:南京林业大学,2022.
[25]袁旸洋,张佳琦,郭蔚,等.南京主城区蓝绿空间格局对降温效益的影响及其协同作用研究[J].园林,2023,40(8):57-64.
[26]杨俊宴,吴浩,郑屹.基于多源大数据的城市街道可步行性空间特征及优化策略研究:以南京市中心城区为例[J].国际城市规划,2019,34(5):33-42.
[27]WU Y F,LIU Q Q,HANG T,et al.Integrating restorative perception into urban street planning:a framework using street view images,deep learning,and space syntax[J].Cities,2024,147:104791.
[28]YANG Y H,WANG Q,WU D C,et al.Constructing child-friendly cities:comprehensive evaluation of street-level child-friendliness using the method of empathy-based stories,street view images,and deep learning[J].Cities,2024,154:105385.
[29]高煜,张京祥.临时性城市更新的实现及其包容性治理:以南京金银街更新实践为例[J].城市发展研究,2024,31(11):98-107.
[30]胡一可,张天霖,王磊,等.景观服务视角下城市街区感知测度及空间分布特征[J].风景园林,2022,29(10):45-52.
[31]占焕然.南京市主城区街区活力综合测度与影响机制探究[D].南京:东南大学,2023.