北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

山地城市生态质量时空演变的XGBoost–MGWR多尺度驱动机制

叶萃萃 丁铮

Spatio-temporal dynamics and multi-scale drivers of eco-quality in mountainous cities: an XGBoost–MGWR coupling framework

Ye Cuicui, Ding Zheng

引用本文:
叶萃萃, 丁铮. 山地城市生态质量时空演变的XGBoost–MGWR多尺度驱动机制[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(2):43–57. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250435
Ye Cuicui, Ding Zheng. Spatio–temporal dynamics and multi–scale drivers of eco–quality in mountainous cities: an XGBoost – MGWR coupling framework[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(2):43–57. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250435

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250435

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

黄河下游城市区域绿色空间时空演变的规律与机制
Law and mechanism of spatio–temporal evolution of urban greenspace in the lower reaches of the Yellow River
北京林业大学学报, 2023, 45(3): 113–126. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220129

阿勒泰地区生境质量的时空演变及其驱动因素
Spatial–temporal evolution of habitat quality in Altay area and its driving factors
北京林业大学学报, 2024, 46(3): 27–39. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230189

挠力河流域景观生态时空演变特征与预测研究
Spatial and temporal evolution characteristics and prediction of landscape ecology in Naolihe Basin of northeastern China
北京林业大学学报, 2023, 45(6): 90–99. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210395

基于遥感生态指数和电路理论的生态安全格局构建
Construction of ecological security pattern based on remote sensing urban ecological index and circuit theory: a case study of Guangzhou City, Guangdong Province of southern China
北京林业大学学报, 2023, 45(10): 127–139. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220367

北京园林树木秋色盛期的空间异质性及其对热环境差异的响应
Spatial heterogeneity in leaf coloring date and the phenological response to thermal environment variations of Beijing landscape trees
北京林业大学学报, 2024, 46(1): 119–130. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210546

基于GTWR模型的济南都市圈生态系统服务价值对城市扩张时空响应
Spatiotemporal response of ecosystem service value in Jinan metropolitan area to urban expansion based on GTWR model
北京林业大学学报, 2024, 46(1): 104–118. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220489

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250435

山地城市生态质量时空演变的 XGBoost-MGWR 多尺度驱动机制

叶萃萃[1] 丁 铮[2]
（1. 武夷学院艺术学院，福建 武夷山 354300；2. 福建农林大学风景园林与艺术学院，福建 福州 350100）

摘要:【目的】生态环境质量是区域可持续发展与生态文明建设的重要基础。然而现有研究多依赖线性或单尺度模型，难以揭示生态过程中的非线性响应与空间异质性特征，且较少关注驱动机制的长期动态演变。基于此，本研究通过构建一个双模型耦合分析框架，旨在系统解析山地型城市生态质量的时空演变规律与复合驱动机制，并为其差异化生态治理提供科学依据。**【方法】**以福建省南平市为例，基于 Google Earth Engine（GEE）评估 2000—2023 年生态质量的时空演变规律；使用 XGBoost-SHAP 模型量化驱动因子的非线性贡献、阈值效应及交互机制；采用多尺度地理加权回归（MGWR）模型，揭示各因子的空间异质性与作用尺度。**【结果】**（1）2000—2023 年南平市生态质量呈波动上升趋势（遥感生态指数 RSEI 均值从 0.649 增至 0.671），形成“中部较低、四周较高”的空间格局。（2）2000—2023 年间南平市生态质量以改善为主，其面积占比为 41.62%。而生态恶化区域主要分布于建阳区、邵武市与延平区，面积占比 33.56%。（3）XGBoost–SHAP 结果表明，2000—2023 年南平市生态质量的驱动机制已从自然因子主导转向人类活动与自然本底共同作用的复合模式。其中耕地与建筑用地占比等人为因子重要性大幅提升，成为影响生态质量的关键负向驱动力。（4）MGWR 结果进一步揭示各因子的实际作用尺度均不一致，且各因子的空间作用尺度亦随时间演变，其中高程、坡度与人口密度的空间异质性最为显著。**【结论】**本研究利用 XGBoost-MGWR 双模型耦合框架揭示了南平市生态环境质量变化的关键驱动因子，并明确了其影响阈值与作用尺度。研究结果可为南平市及其他山地型城市的生态空间优化与精准治理提供理论与数据支撑。

关键词：遥感生态指数 (RSEI)；XGBoost-SHAP 模型；MGWR 模型；双模型耦合；Google Earth Engine；山地型城市；时空演变；多尺度驱动机制；空间异质性

中图分类号：X826；TP79 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2026)02−0043−15

引文格式：叶萃萃，丁铮. 山地城市生态质量时空演变的 XGBoost-MGWR 多尺度驱动机制［J］. 北京林业大学学报，2026，48(2)：43−57. Ye Cuicui, Ding Zheng. Spatio-temporal dynamics and multi-scale drivers of eco-quality in mountainous cities: an XGBoost–MGWR coupling framework［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(2): 43−57.

Spatio-temporal dynamics and multi-scale drivers of eco-quality in mountainous cities: an XGBoost–MGWR coupling framework

Ye Cuicui[1] Ding Zheng[2]
(1. College of Arts, Wuyi University, Wuyishan 354300, Fujian, China;
2. College of Landscape Architecture and Arts, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350100, Fujian, China)

Abstract: ［**Objective**］ Ecological environmental quality is a fundamental component of regional sustainable development and ecological civilization. Given that most of the existing studies rely on linear or single-scale models, which are difficult to reveal the nonlinear response and spatial heterogeneity characterizing ecological processes, and pay less attention to the long-term dynamic evolution of driving

收稿日期: 2025−11−07 **修回日期:** 2026−01−11

基金项目: 福建省教育科学规划课题（FJJKB25112），中国农林高校设计艺术联盟专项（111900050）。

第一作者: 叶萃萃，讲师。主要研究方向：环境设计。Email: yecuicui@wuyiu.edu.cn 地址：354300 福建省武夷山市百花路 358 号武夷学院艺术学院。

本刊网址: https://j.bjfu.edu.cn; https://journal.bjfu.edu.cn

mechanisms. Therefore, this study aims to establish a dual-model coupling analytical framework to systematically analyze the spatiotemporal evolution of ecological quality in mountainous cities and its driving mechanisms, providing scientific support for differentiated ecological governance. [**Method**] Taking Nanping City in Fujian Province as a case study, this research evaluates the spatiotemporal evolution of ecological quality from 2000 to 2023 based on Google Earth Engine (GEE). The XGBoost–SHAP model is then applied to quantify the nonlinear contributions, threshold effects, and interactions of driving factors. Finally, Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) is used to reveal the spatial heterogeneity and differences in the action scales of these factors. [**Result**] (1) From 2000 to 2023, the ecological quality of Nanping City showed a fluctuating upward trend, with the mean RSEI increasing from 0.649 to 0.671. Spatially, a pattern of lower values in the central area and higher values in the surrounding areas was observed. (2) The ecological quality of Nanping City is mainly improved during 2000—2023, and its area share is 41.62%. In contrast, areas with ecological degradation were mainly concentrated in Jianyang District, Shaowu City, and Yanping District, covering 33.56% of the study area. (3) The XGBoost-SHAP results indicate that the driving mechanism of ecological quality in Nanping City shifted from being dominated by natural factors to a combined pattern involving both human activities and natural background conditions between 2000 and 2023. In particular, human-related factors such as the proportion of cropland and built-up land showed a marked increase in importance and became key negative drivers of ecological quality. (4) The MGWR results further reveal that the effective scales of different driving factors are not uniform and that their spatial influence scales change over time. Among these factors, elevation, slope, and population density exhibit the most pronounced spatial heterogeneity. [**Conclusion**] This study identifies the key driving factors of ecological quality changes in Nanping City and clarifies their threshold values and spatial scales by the XGBoost-MGWR dual-model coupling framework. The findings provide theoretical and data-based support for ecological spatial optimization and targeted governance in Nanping City and other mountainous cities.

Key words: remote sensing ecological index (RSEI); XGBoost-SHAP model; MGWR model; coupling of dual models; Google Earth Engine; mountainous city; spatio-temporal dynamics; multi-scale driving mechanism; spatial heterogeneity

生态环境质量是区域可持续发展的重要基础，也是衡量生态文明建设成效的核心指标[1−2]。随着全球气候变化与人类活动的不断增强，区域生态系统正经历结构演变与功能退化的双重过程[3−5]。开展生态环境质量的动态监测与驱动机制分析，对于揭示生态演变规律、制定精准治理策略具有重要意义。近年来，遥感技术的发展为大尺度、长时间序列的生态环境监测提供了数据支撑[6]。其中，遥感生态指数（remote sensing ecological index，RSEI）作为一种基于影像信息综合评价生态质量的指标体系，能够通过整合植被、湿度、干度和地表温度等信息，实现生态环境质量的快速、客观评估[7]。RSEI 方法具有自动化程度高、空间分辨率强和可比较性好的优势，已广泛应用于城市群、流域及山区等多类型区域的生态监测研究中[8−10]。

现有研究表明，生态质量变化受多种自然与人为因素共同驱动，然而已有研究多采用线性或单尺度模型，难以有效捕捉生态过程中的非线性驱动效应，例如变量的阈值变化、交互作用及非线性响应曲线等特征，导致部分关键机制被低估或忽略[11−12]。传统的驱动因子识别方法，如地理加权回归[13]、结构方程模型[14]和地理探测器[15]，在揭示生态质量变化的总体趋势方面发挥了重要作用。然而，这些方法通常假设变量之间的关系在空间上相对稳定，难以充分刻画生态过程中的非线性特征与多尺度空间差异。同时，模型结果对数据质量依赖较强，在多维特征交互与复杂地理背景下，解释能力有限。近年来，机器学习的快速发展为复杂生态系统驱动机制研究提供了新的技术路径。极端梯度提升（eXtreme Gradient Boosting，XGBoost）算法作为一种高效的梯度提升决策树算法，能够识别变量间的非线性关系和高阶交互作用，但其“黑箱”特性在一定程度上限制了生态机制的解释性。结合 SHAP（SHapley Additive exPlanations）方法，可对模型结果进行可解释性分析，从而量化各驱动因子的贡献度及非线性影响特征，为理解生态环境变化机理提供了新的视

角[16−17]。

尽管 XGBoost–SHAP 能充分揭示非线性关系与变量贡献[18−19]，但其分析结果属于全域尺度，无法反映驱动因子在不同空间尺度上的差异性，尤其无法识别局地异质性规律。空间异质性是生态系统研究中不可忽视的重要特征，而传统回归模型通常假定变量关系在空间上保持一致。地理加权回归方法虽能揭示局部空间变异，但其固定带宽假设限制了多尺度作用的刻画。相比之下，多尺度地理加权回归（multiscale geographically weighted regression，MGWR）通过为不同变量设定最优带宽，能够更准确地反映生态驱动因子的空间尺度差异与非平稳性特征[20]。因此，将 MGWR 引入生态驱动机制研究，可有效弥补现有方法在空间多尺度解析方面的不足，为刻画生态过程的空间异质性提供更精细的技术途径。基于此，本研究拟构建 XGBoost-MGWR 综合框架，融合 XGBoost 的非线性建模优势与 MGWR 的空间尺度分析能力，以期更系统地揭示城市生态质量的主要驱动因素、空间分异特征及优化路径，为区域生态环境高质量发展提供科学支撑。

本研究利用 Google Earth Engine（GEE）云平台提取南平市 2000—2023 年 RSEI 数据，结合 XGBoost-SHAP 与 MGWR 模型，系统分析南平城市 RSEI 的时空演变特征与驱动机制。研究目标包括：（1）构建 RSEI 模型，揭示南平市 RSEI 的时空变化特征；（2）运用 XGBoost-SHAP 模型识别主要驱动因子及其非线性效应；（3）基于 MGWR 模型探讨生态驱动因子的空间异质性规律；（4）提出南平市生态环境质量提升的空间治理与可持续发展策略。研究结果有助于深化对区域生态环境演变机理的认识，为南平市及闽北地区的山地型城市生态文明建设与可持续发展提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

南平市位于中国东南部、福建省西北部（26°15′～28°19′N，117°00′～119°25′E），地处闽、赣、浙三省交界地带，是福建省面积最大的地级市，总面积约 2.63 万 km^2。地形以山地丘陵为主，森林覆盖率超过 75%，被誉为“闽北绿谷”。气候属中亚热带季风湿润气候，年均气温约 18.5 ℃，年降水量约 1 700 mm，雨热同季，植被生长条件优越。近年来，随着建阳区、建瓯市、邵武市等地的城市化进程加快，建筑用地扩张对当地生态环境产生显著影响。作为国家级生态文明试验区和重点生态功能区，南平市在山地型城市中具有典型代表性，研究其生态质量演变与驱动机制对于优化区域生态安全格局和促进可持续发展具有重要意义。

1.2　数据来源及预处理

本研究综合利用多源数据，构建了南平市生态质量与驱动因子数据库（表 1）。驱动因子的选取综合参考了相关文献成果[21−24]并征询相关领域专家意见，旨在从气候、地形、经济活动和人类干扰 4 个维度，系统揭示其对 RSEI 的影响机制。所有数据均统一至 100 m × 100 m 空间分辨率与 WGS-84 坐标系，并在 ArcGIS Pro 和 Python 环境中完成裁剪、重采样和标准化等处理。

在气候方面，选取了年平均气温和年降水量作为关键水热条件因子，它们直接决定区域植被的类型、生长状况与地表湿度，是影响 RSEI 中绿度与湿度的基础性环境背景。地形变量选取了数字高程与坡度。高程通过改变水热条件的垂直地带性分布，直接影响植被群落的空间格局，坡度则与地表物质稳定性、水土流失风险以及人类开发建设的适宜性

表 1　各驱动因子数据来源与说明

Tab. 1　Data sources and descriptions of driving factors

指标类别	指标名称	数据来源	空间分辨率	年份
气候变量	年平均气温	http://loess.geodata.cn/	1 km	2000、2023年
	年降水量	http://loess.geodata.cn/	1 km	2000、2023年
地形变量	数字高程（DEM）	https://www.gscloud.cn/	30 m	
	坡度	基于DEM计算	30 m	
经济变量	GDP空间分布	https://www.resdc.cn/	1 km	2000、2020年
	人口密度	https://www.resdc.cn/	1 km	2000、2020年
干扰变量	土地利用类型	https://www.resdc.cn/	30 m	2000、2023年
	夜间灯光指数	NPP-VIIRS夜间灯光产品	500 m	2000、2023年
	道路密度	OpenStreetMap（OSM）	100 m	
	地表温度（LST）	基于GEE平台计算	30 m	2000、2023年

密切相关。在经济活动维度层面，选取了 GDP 空间分布与人口密度。这两个因子共同表征了社会经济活动的空间强度，其中 GDP 空间分布反映了经济集聚与资源消耗水平，人口密度则直接体现了人类聚居对环境的压力。在人类干扰方面，土地利用类型用于提取建筑用地及耕地的空间分布，直接反映人类对自然地表覆被的改变强度。夜间灯光指数作为宏观尺度上人类社会经济活动的综合感知，能有效指示工业化与城市化的活跃程度。道路密度则作为导致景观破碎化的关键线性工程，其影响具有廊道扩散效应。此外，地表温度（land surface temperature，LST）直接体现了城市热岛强度，是影响城市及周边地区生态环境质量的关键胁迫因子。

1.3 研究方法

1.3.1 RSEI 的构建与计算

RSEI 由绿度、湿度、热度和干度 4 个指标构成[25−26]。其中，绿度由归一化植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）表征，反映研究区域的叶面积指数、植被覆盖度及植物生长状况；湿度采用 Tasseled Cap 变换的湿度分量表示，用于表征地表湿润程度；干度由归一化差异干度指数表示，该指数由建筑指数与土壤指数计算得到，用于反映裸地与不透水面的综合干燥状况；热度则利用单窗算法（single window algorithm）反演的 LST 表示，用以表征地表热状况。各指标的计算公式如表 2 所示。由于各指标的量纲与取值范围存在不一致性，因此需要对其进行标准化处理。最终通过主成分分析法将 4 个指标进行综合（表 3），得到 RSEI 值，其取值范围为 0 ~ 1，数值越接近 1，表示生态环境质量越好。

本研究基于 GEE 平台构建 RSEI，具体流程如下：（1）基于 GEE 平台选取 2000—2023 年的 Landsat 系列遥感影像；（2）借助该平台中的 Landsat 云掩膜算法，对影像进行云阴影检测去除，并填补上同年无云影像（非冬季），从而得到该区域最优的遥感影像数据；（3）为确保湿度指标能准确反映真实的地表湿度环境，本研究采用改进型归一化差异水体指数（modified normalized difference water index，MNDWI）掩膜研究区域中的水体，避免湿度指标受水域影响。最终共采用 1 778 景影像镶嵌合成南平市 2000—2023 年的最小云量影像，遥感影像分辨率为 30 m。由于研究区雨季为 5—6 月，因此筛选成像时间为非冬季的影像。

1.3.2 XGBoost–SHAP 模型分析

为深入探讨南平市 2000—2023 年生态环境质量变化的主要驱动因子及其非线性影响机制，本研究采用 XGBoost 与 SHAP 方法相结合的分析框架。XGBoost 是一种基于梯度提升树（gradient boosted trees）的集成学习算法，通过不断迭代训练若干棵弱学习器（回归树），以加权集成的方式逼近目标函数，实现高精度预测[27]。其目标函数可表达为式（1）。

$$O_{bj} = \sum_{i=1}^{n} l(y_i, \widehat{y_i}) + \sum_{k=1}^{K} \Omega(f_k) \tag{1}$$

式中：$l(y_i, \widehat{y_i})$为损失函数，用于度量预测值$\widehat{y_i}$与真实值 y_i 之间的偏差；$\Omega(f_k)$为第 k 棵树的正则化项，用于控制模型复杂度，抑制过拟合。通过引入二阶梯度信息，XGBoost 在模型精度与计算效率上均优于传统的梯度提升回归模型。

在本研究中，以 2023 年南平市的 RSEI 值作为因变量，选取气候、地形、经济活动和人类干扰 4 个维度共 11 个驱动因子作为自变量输入模型。首先基于 Python 的 Scikit-Learn 库，将数据集的 80% 划分为训练集，20% 作为测试集。其次通过随机搜索方法，构建一个包含多种潜在参数的广泛搜索空间，包括树的最大深度、树的数量、学习率、最小分割损失、L1 与 L2 正则化参数、子节点所需最小权重、每棵树

表 2 遥感生态指数（RSEI）计算公式

Tab. 2 Calculation formula of remote sensing ecological index (RSEI)

指标	指数	计算公式
绿度	NDVI	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{red}) / (\rho_{NIR} + \rho_{red})$
湿度	WET	$WET_{TM} = 0.031\,5\rho_B + 0.202\,1\rho_G + 0.310\,2\rho_R + 0.159\,4\rho_{NIR} - 0.680\,6\rho_{SWIR1} - 0.610\,9\rho_{SWIR2}$ $WET_{OLI} = 0.151\,1\rho_B + 0.197\,3\rho_G + 0.328\,3\rho_R + 0.340\,7\rho_{NIR} - 0.711\,7\rho_{SWIR1} - 0.455\,9\rho_{SWIR2}$
热度	LST	$LST = T / \left[1 + \left(\frac{\lambda T_b}{\rho}\right) \cdot \ln \varepsilon\right] - 273.15$
干度	NDBSI	$IBI = 2\rho_{SWIR1}/(\rho_{SWIR1}+\rho_{NIR}) - [\rho_{NIR}/(\rho_{NIR}+\rho_R) + \rho_G/(\rho_G+\rho_{SWIR1})]/2\rho_{SWIR1}/(\rho_{SWIR1}+\rho_{NIR}) + [\rho_{NIR}/(\rho_{NIR}+\rho_R) + \rho_G/(\rho_G+\rho_{SWIR1})]$ $SI = \frac{(\rho_{SWIR1}+\rho_R) - (\rho_B+\rho_{NIR})}{(\rho_{SWIR1}+\rho_R) + (\rho_B+\rho_{NIR})}$ NDBSI由IBI与SI的算术平均值构成

注：NDVI表示归一化植被指数；WET表示湿度；LST表示地表温度；NDBSI表示归一化差异干度指数；IBI为基于指数的建筑指数；SI为土壤指数；ρ_{red}、ρ_B、ρ_G、ρ_{NIR}、ρ_{SWIR1}、ρ_{SWIR2}分别表示Landsat 5 TM与Landsat 8 OLI影像中红、蓝、绿、近红外、短波红外1和短波红外2波段的反射率；T为亮度温度，用于热辐射强度转换；λ为热红外中心波长；ρ为玻尔兹曼常数，取值1.438×10^{-2} mK；ε为地表比辐射率。

表 3　2000—2023 年表征 RSEI 的 4 个指数在第一主成分（PC1）的载荷及贡献度

Tab. 3　Loadings and contribution rates of the four indices characterizing RSEI in the first principal component (PC1), 2000–2023

年份	NDVI	WET	LST	NDBSI	贡献度/%	年份	NDVI	WET	LST	NDBSI	贡献度/%
2000	0.51	0.53	−0.61	−0.29	70.99	2012	0.47	0.55	−0.59	−0.36	68.79
2001	0.52	0.53	−0.60	−0.30	63.02	2013	0.51	0.56	−0.61	−0.22	67.81
2002	0.50	0.58	−0.64	−0.07	64.90	2014	0.51	0.58	−0.60	−0.22	65.57
2003	0.53	0.53	−0.61	−0.26	71.44	2015	0.47	0.60	−0.62	−0.19	65.53
2004	0.48	0.53	−0.59	−0.37	74.69	2016	0.52	0.57	−0.61	−0.19	64.16
2005	0.47	0.57	−0.64	−0.19	64.30	2017	0.50	0.58	−0.62	−0.17	71.32
2006	0.48	0.56	−0.62	−0.25	69.40	2018	0.47	0.58	−0.60	−0.30	71.21
2007	0.52	0.57	−0.64	−0.11	66.99	2019	0.51	0.57	−0.60	−0.24	71.45
2008	0.47	0.48	−0.49	−0.55	78.59	2020	0.50	0.59	−0.62	−0.17	72.63
2009	0.46	0.56	−0.66	−0.19	57.40	2021	0.49	0.57	−0.59	−0.28	68.35
2010	0.47	0.56	−0.62	−0.28	63.64	2022	0.49	0.59	−0.61	−0.21	76.68
2011	0.50	0.58	−0.63	−0.12	70.09	2023	0.49	0.57	−0.61	−0.24	70.08

采样的列比例及子采样比例等参数。同时利用 RandomizedSearchCV 工具实施随机搜索，并采用 5 折交叉验证评估不同参数组合的性能，以获得最优模型结构。模型拟合效果通过决定系数（R^2）和均方根误差（root mean square error，RMSE）等指标进行评估，随机搜索后确定的最佳参数组合详见表 4。在模型训练完成后，为进一步解析各驱动因子对生态质量的影响机制，引入 SHAP 方法对 XGBoost 模型进行可解释性分析。SHAP 方法基于合作博弈论中的 Shapley 值原理，将模型预测结果分解为各输入变量的边际贡献，从而定量衡量每个因子对生态质量变化的正负影响。其计算见式（2）。

$$g(x) = \phi_0 + \sum_{i=1}^{M} \phi_i x_i \tag{2}$$

式中：$g(x)$为样本 x 的预测值；ϕ_0 表示基线预测值，即在无任何特征输入条件下模型的平均输出；ϕ_i 表示第 i 个特征的 Shapley 值，用于衡量该变量对预测结果的边际贡献。通过计算各变量的 SHAP 值，可实现模型结果的全局与局部解释。

在分析过程中，首先依据平均绝对 SHAP 值评估各驱动因子的重要性，识别主导生态质量变化的关键变量。其次，通过绘制单变量 SHAP 依赖关系图，揭示 RSEI 对各因子的非线性响应规律。最后利用 SHAP 交互分析，探讨不同因子之间的协同与拮抗作用，揭示自然环境因素与人类活动之间的复杂耦合机制。

模型的构建与解释均在 Python 3.10 环境下完成，使用 xgboost 与 shap 库进行计算与可视化分析。最终结果输出包括特征重要性排序图、单变量响应曲线及交互作用图等，为后续 MGWR 模型的空间异质性分析提供变量筛选与理论依据。通过 XGBoost–SHAP 方法的耦合应用，不仅有效提升了模型对复

表 4　超参数调优结果

Tab. 4　Hyperparameter tuning results

超参数	参数说明	结果
子采样比例	每棵树训练时使用的样本比例，亦称子采样规模	0.806 8
L2正则化参数（Lambda）	权重上的L2正则化项，通常称为λ	3.754 1
L1正则化参数（Alpha）	权重上的L1正则化项，通常称为α	0.177 4
估计器数量	运行的提升阶段总数，常称为提升轮数或树的数量	725
最小子节点权重	子节点所需的最小实例权重和，常称为最小子节点权重	9
最大树深度	树的最大深度，控制树结构的生长深度	6
学习率	通过缩放每棵树的贡献影响模型训练，亦称收缩率或ETA	0.418 9
最小分割损失（Gamma）	仅当分割能带来损失函数正向减少时才进行节点分裂，亦称最小分割损失	0.039 2
每棵树列采样比例	每棵树构建时所采样特征（列）的比例，常称为列采样比例	0.936 6

杂非线性生态过程的解释能力，也为揭示南平市生态质量的关键驱动机制及优化路径提供了可靠的定量支持。

1.3.3 MGWR

MGWR 是对传统地理加权回归模型的优化与扩展。由于不同自变量在空间上表现出差异化的局部变化特征，对于变化剧烈的变量，采用较小带宽进行局部回归更为合适。而对于在整体空间范围内较为稳定的变量，则适合使用较大的带宽进行回归分析。MGWR 模型通过为每个变量设置其最优带宽，有效解决了传统 GWR 模型中所有变量共享单一带宽所带来的尺度失配问题，从而使模型回归结果更加精确且可靠[28]。其模型形式可表示为式(3)。

$$y_i = \sum_{i=1}^{k} \beta_{bwj}(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i \tag{3}$$

式中：x_{ij} 为第 j 个自变量，(u_i, v_i)为样本点的空间坐标，β_{bwj} 表示第 j 个变量对应的回归系数，ε_i 为随机误差项。

本研究利用 MGWR 2.2 软件对模型进行计算，通过“反向拟合(back-fitting)算法”进行迭代优化，并为每个变量寻找一个能使模型整体性能最优的特定带宽。带宽优化的依据是“修正的赤池信息准则(AICc)”，该准则能够在保证模型对数据良好拟合的同时，有效防止因模型过度复杂而导致的过拟合问题[29]，从而确保模型在拟合精度与模型简洁性之间取得最佳平衡。最终，利用 ArcGIS Pro 软件对各变量的回归系数进行空间可视化表达，以揭示不同驱动因子对南平市生态质量的空间异质性影响规律。

2 结果与分析

2.1 南平市 RSEI 时空分布格局

2.1.1 各年份 RSEI 均值变化趋势

2000—2023 年间，南平市 RSEI 均值整体呈现出波动上升趋势(图 1)，表明生态环境质量在研究期内总体改善趋势较为显著。RSEI 均值由 2000 年的 0.649 下降至 2002 年的最低值 0.614，此后逐步回升并在 2007 年达到 0.677。2008 年出现短暂下降(0.595)，随后整体呈现缓慢上升态势，至 2018 年达到研究期内最高值 0.684。近年来(2019—2023 年)RSEI 均值基本稳定在 0.67 左右。从整体变化特征看，南平市生态质量在 2000—2010 年阶段波动较大，主要受土地利用扩张与人类活动增强的影响，生态系统结构发生一定扰动；2010 年以后生态质量呈持续回升趋势，与区域生态修复工程、林地保护及绿色发展政策的推进密切相关。RSEI 均值在 0.60～0.68 之间波动，整体处于较高水平，说明南平市在近二十余年间实现了从波动调整到稳定提升的转变，区域生态环境建设取得了一定成效。

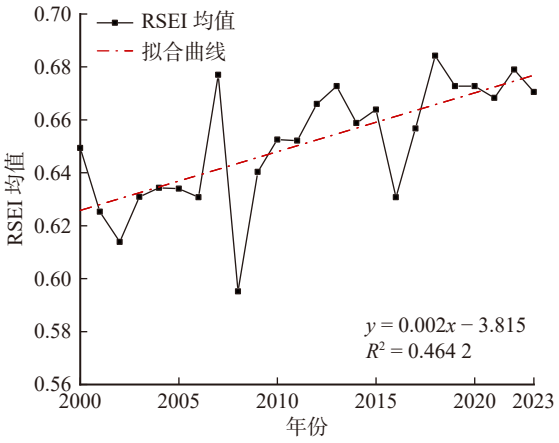


图 1 2000—2023 年南平市 RSEI 均值变化趋势图

Fig. 1 Temporal variation of the mean RSEI in Nanping City from 2000 to 2023

2.1.2 空间分布特征

为分析南平市生态环境质量的时空变化格局，进一步对 RSEI 进行可视化分析，即将 RSEI 数值以 0.2 为间隔划分为 5 个等级：差(0～0.2]、较差(0.2～0.4]、一般(0.4～0.6]、良(0.6～0.8]、优(0.8～1.0]，并分别统计 5 个时期不同生态等级的面积及占比(图 2、表 5)。总体来看，2000—2023 年间，南平市生态环境质量总体较高并呈波动上升趋势，RSEI 均值由 2000 年的 0.649 提升至 2023 年的 0.671。空间格局表现为各区县及县级市的“中部较低、四周较高”，其中高值区主要分布在北部和东部的武夷山市、光泽县、松溪县等山区，生态质量优良；低值区集中在建阳区、延平区、建瓯市等城市建成区及沿河谷地带。总体上，南平市生态环境质量在 2000—2010 年间波动较大，之后逐步提升并趋于稳定。从生态等级结构变化看，“优”级区域面积占比由 2000 年的 34.37% 上升至 2023 年的 38.41%，“良”级区域维持在 30% 左右，而“差”与“较差”级区域合计占比由 16.31% 下降至 14.51%。整体上，南平市生态质量持续改善，高等级生态区范围扩大，低等级区域明显缩减，表明区域生态状况不断优化。

2.1.3 阶段性变化特征

南平市 2000—2023 年 RSEI 总体呈现显著改善趋势(图 3、表 6)。总体上，在 23 年间约有 41.6% 的区域(其中轻度改善 38.94%，明显改善 2.68%)RSEI 得到不同程度提升，而出现恶化的区域占比约 33.6%(其中轻度恶化 31.36%，明显恶化 2.20%)，另有 24.82% 的区域 RSEI 保持基本稳定。从阶段变化来看，2010—2015 年期间，RSEI 呈现整体改善但局

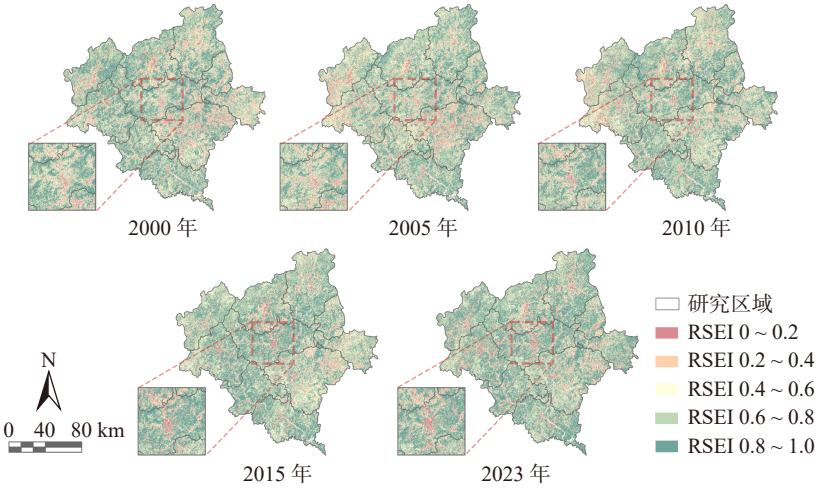


图 2　南平市 2000—2023 年 RSEI 空间分布图

Fig. 2　Spatial distribution of RSEI in Nanping City from 2000 to 2023

部波动的格局，轻度改善区面积占比为 34.96%，明显改善区为 1.94%；而轻度恶化与明显恶化区合计占比 32.3%。该时期改善区域主要分布在武夷山市、松溪县及光泽县等森林覆盖率较高地区，而恶化区域则集中于建瓯市与延平区建成区及周边丘陵地带，受城市化扩张与土地利用变化影响较大。进入 2015—2020 年，南平市 RSEI 明显提升。轻度改善区与明显改善区占比分别为 34.78% 和 1.09%，合计达 35.87%，而恶化区域比例下降至约 27.2%。这一时期的改善与南平市“国家生态文明示范市”建设及退耕还林、河湖治理、生态修复等政策密切相关。高值改善区主要分布在北部山区与东部林区，生态系统结构趋于稳定。在 2020—2023 年期间，南平市生态质量进一步提升，改善区域合计占比约 32.3%，其中轻度改善区面积稳定增长（31.81%），不变区占比 39.46%，表明大部分区域生态质量维持较高水平，改善过程

表 5　2000—2023 年南平市 RSEI 等级面积统计表及占比

Tab. 5　Statistics of area and proportion of different RSEI levels in Nanping City, 2000–2023

RSEI 等级	2000年		2005年		2010年		2015年		2020年		2023年	
	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%
差（0 ~ 0.2]	1 677.97	6.41	1 754.37	6.70	1 537.39	5.88	1 472.35	5.63	1 714.52	6.55	1 714.52	6.55
较差（0.2 ~ 0.4]	2 593.60	9.90	2 478.52	9.47	2 377.14	9.09	2 082.80	7.97	2 082.76	7.96	2 082.76	7.96
一般（0.4 ~ 0.6]	5 148.25	19.66	5 527.91	21.11	5 088.55	19.46	5 199.85	19.88	4 402.31	16.83	4 402.31	16.83
良（0.6 ~ 0.8]	7 770.83	29.67	8 889.74	33.95	8 954.04	34.24	8 219.77	31.43	7 915.53	30.25	7 915.53	30.25
优（0.8 ~ 1.0]	9 000.68	34.36	7 532.77	28.77	8 194.32	31.33	9 176.98	35.09	10 048.03	38.41	10 048.03	38.41
RSEI均值	0.649		0.634		0.653		0.664		0.673		0.671	

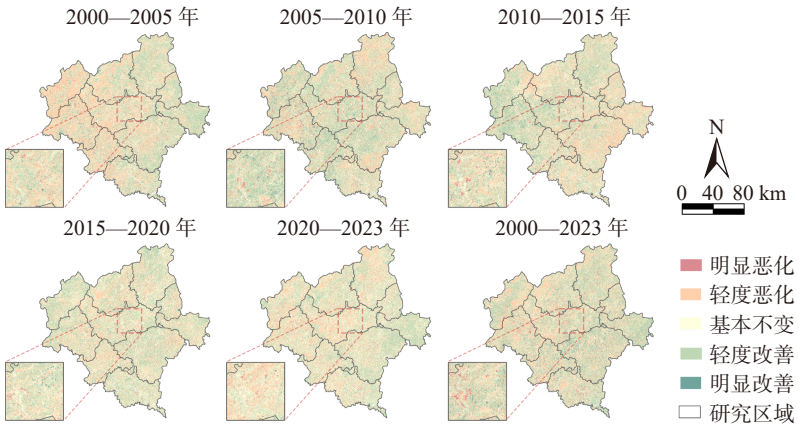


图 3　2000—2023 年南平市 RSEI 变化趋势分布

Fig. 3　Spatial distribution of RSEI change trends in Nanping City from 2000 to 2023

表 6 2000—2023 年南平市 RSEI 等级变化面积及占比

Tab. 6 Area and proportion statistics of RSEI change categories in Nanping City from 2000 to 2023

RSEI 等级变化	2000—2005年		2005—2010年		2010—2015年		2015—2020年		2020—2023年		2000—2023年	
	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%	面积/km²	占比/%
明显恶化	535.36	2.05	571.69	2.19	381.42	1.46	327.74	1.25	364.95	1.40	575.05	2.20
轻度恶化	9 507.21	36.33	7 749.57	29.64	8 064.56	30.86	6 794.28	25.99	7 020.23	26.84	8 200.24	31.36
不变	7 366.87	28.15	6 994.24	26.76	8 043.21	30.78	9 643.08	36.89	10 318.67	39.46	6 489.60	24.82
轻度改善	8 516.96	32.54	10 295.68	39.38	9 137.33	34.96	9 090.64	34.78	8 319.43	31.81	10 182.24	38.94
明显改善	246.14	0.94	530.48	2.03	506.63	1.94	284.27	1.09	128.22	0.49	701.70	2.68

趋于平稳。与此同时，轻度和明显恶化区合计仅占28.2%，显示生态退化范围持续缩小。

2.2 南平市生态质量驱动机制分析

2.2.1 驱动因子重要性排序及影响

为进一步探究影响南平市生态质量变化的主要驱动因子，本研究基于 XGBoost−SHAP 模型分析各驱动因子与 RSEI 非线性效应及其作用强度。图 4、5 表明，2000—2023 年间南平市生态环境质量的驱动机制存在显著的时序演变特征。从模型整体性能看，2000 年与 2023 年的拟合优度（R^2 分别为 0.692 6 和 0.679 5）与预测误差（RMSE 分别为 0.067 4 和 0.056 7）均表现良好。2000 年，影响 RSEI 的主导因子为坡度、LST、年均气温、耕地面积占比和高程，气候及地形因素作用相对突出。而至 2023 年，耕地面

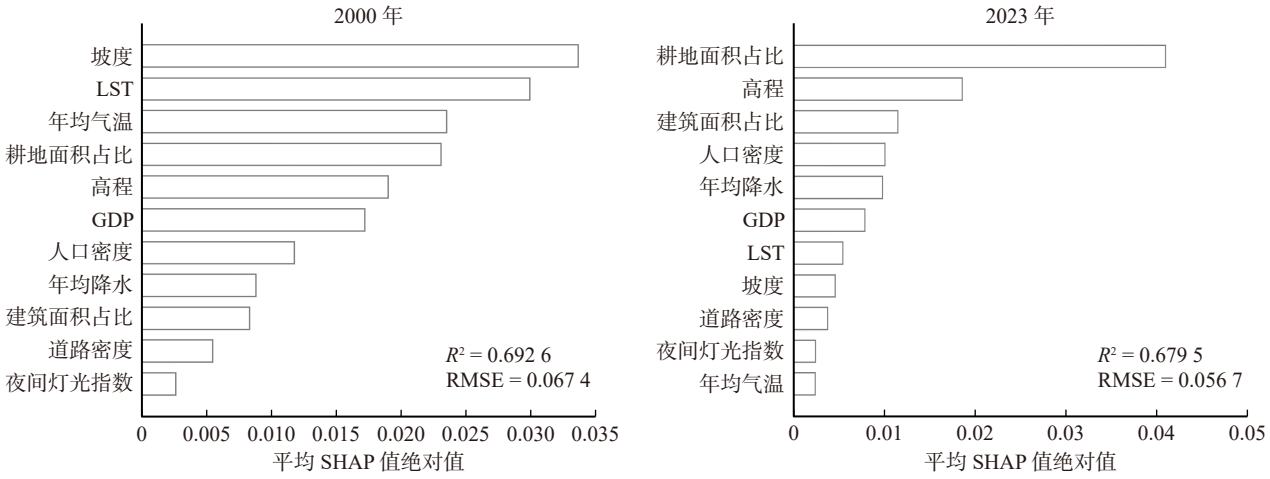


图 4 驱动因子重要性排序

Fig. 4 Ranking of driving factor importance

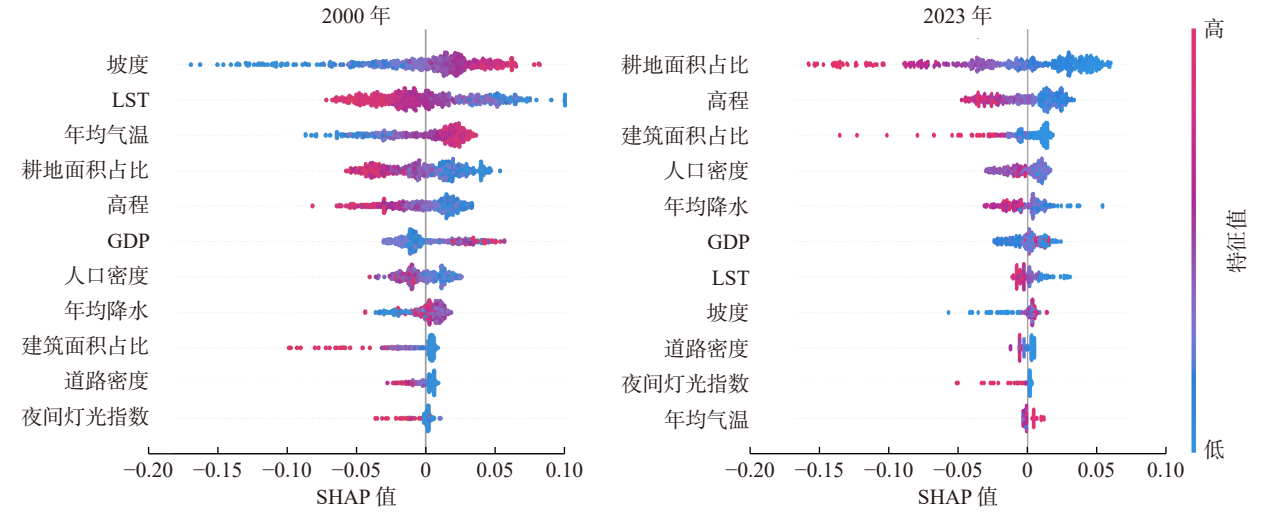


图 5 驱动因子对 RSEI 的影响方向与强度

Fig. 5 Influence direction and intensity of driving factors on RSEI

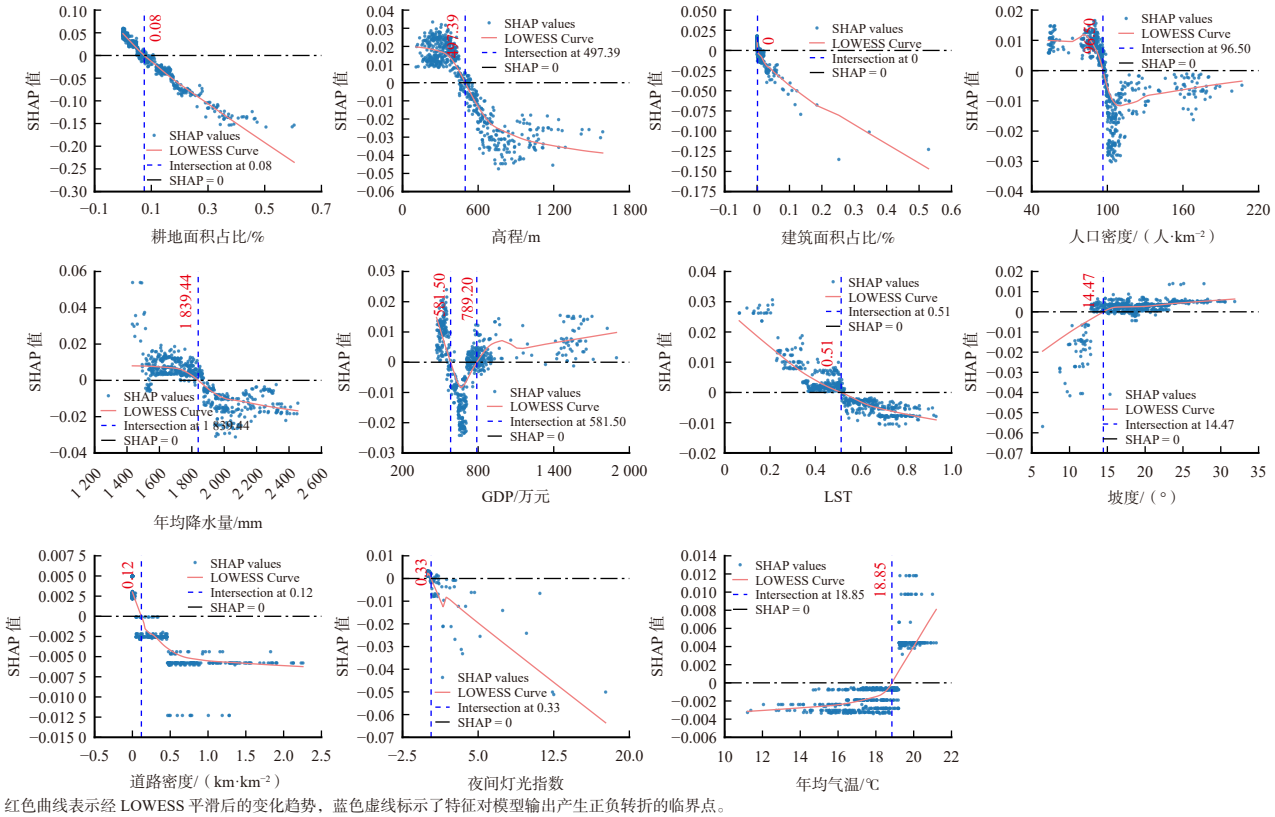
积占比跃升为最具影响力的因子，其次分别是高程、建筑面积占比、人口密度和年均降水。这一排序变化表明，随着时间推移，人类土地利用活动(耕地与建设用地扩张)及人口集聚对生态质量的影响日益增强，成为塑造区域生态格局的关键驱动力。

从影响强度与方向(图 5)看，多数因子(如耕地、建筑用地、人口密度、道路密度等)在两个年份均表现为稳定的负面效应，说明其对生态环境构成普遍压力。具体而言，耕地面积占比与建筑面积占比的 SHAP 值增幅最为显著，其负向效应在 2023 年更为突出，印证了城市化与农业扩张带来的持续生态压力。同时，人口密度的影响力也逐渐提升，而高程作为稳定的自然本底因子，其重要性始终较高。总体而言，南平市 RSEI 的驱动机制已从早期自然因子主导，逐步转向人类活动与自然本底共同作用的复合模式。

2.2.2　不同驱动因子的边际效应

如图 6 所示，各特征与模型预测结果之间呈现显著的非线性响应关系，且影响方向存在差异。耕地面积占比、高程及建筑用地面积占比与 RSEI 呈显著负相关关系，表现为随变量增大而非线性下降的趋势。人口密度在 96.50 人/km^2 附近由正向转为负向影响，而 GDP 呈现的先降后升的“钩型”趋势，并在 581.50 ~ 789.30 万元区间内为负效应。年均降水量和 LST 分别在 1 839.44 mm 和 0.51 处达到临界，越过该界限后呈现出负向抑制作用。坡度在 14.47° 处由负转正，年均气温在 18.85 ℃ 左右为关键转折点，较高温度条件下对预测结果的正向影响增强。

图 7 展示了各驱动因子的 SHAP 交互效应，可识别变量间的协同作用强度及其对生态质量的影响机制。首先，耕地面积占比在大多数交互关系中表现为主导调控因子。其与年均降水量的交互 SHAP 值变化幅度约为 0.03。当年均降水量从 1 500 mm 增加到 2 200 mm 时，耕地面积占比的负面效应由约 −0.015 增至−0.035。其次，耕地面积占比与建筑用地、道路密度也表现出较强的交互效应(SHAP 波动幅度均接近 0.02)，说明在建设活动密集的斑块中，耕地扩张会进一步加剧地表不透水化与景观破碎，使生态质量下降更为显著。此外，建筑用地与坡度的交互具有地形约束特征。坡度小于 15°时，建筑用地比例上升会使 SHAP 值由−0.005 降至−0.02；但当坡度超过 20°后，该负向效应显著减弱。GDP 与高程的交互作用方面，在海拔低于 300 m 的区域，当 GDP 从 500 万元提升至 1 000 万元时，其对 RSEI 的负向贡献由 0.01 增至−0.025；但在高海拔地区(> 800 m)，GDP 的负面效应几乎消失。



红色曲线表示经 LOWESS 平滑后的变化趋势，蓝色虚线标示了特征对模型输出产生正负转折的临界点。

图 6　南平市主要特征变量的 SHAP 依赖关系

Fig. 6　SHAP dependence plots of key feature variables in nanping city

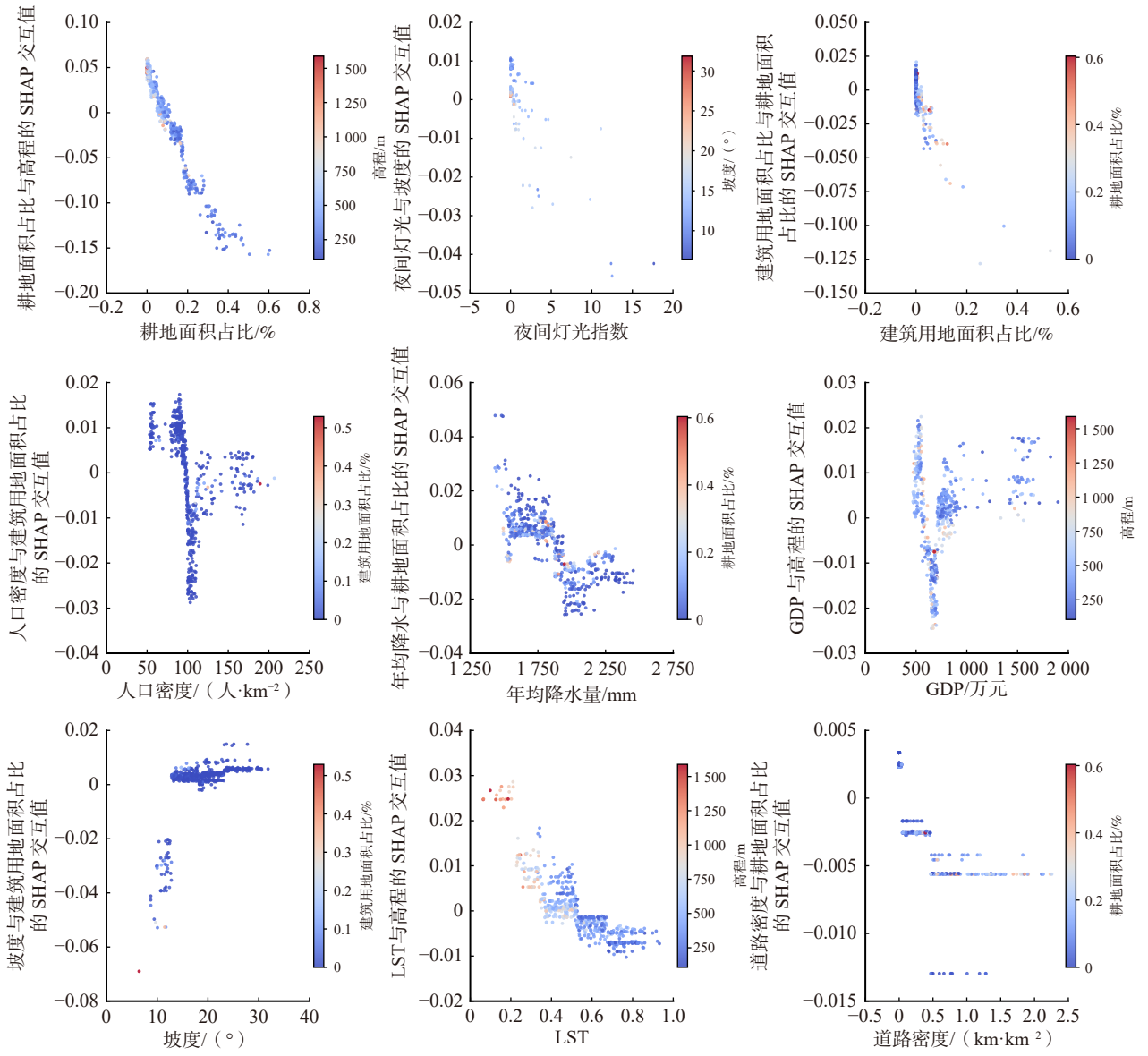


图 7 各驱动因子的 SHAP 交互作用

Fig. 7 SHAP interaction effects of various driving factors

2.3 南平市生态质量驱动机制的空间异质性分析

MGWR 模型拟合效果良好（R^2 分别为 0.807、0.884），说明所选变量能够较好地解释 2023 年南平市 RSEI 的空间分异特征。结果表明不同变量的带宽差异显著（表 7），反映了各因子对 RSEI 影响尺度的差异性。从时间跨度来看，多个因子的最优带宽发生了显著变化。如年均气温、年均降水量、GDP、夜间灯光指数 4 个因子的带宽从较小的局地尺度（分别为 48、277、80、43）扩大至全局尺度（2 922），表明这些因子对 RSEI 的影响从 2000 年具有显著空间异质性，转变为 2023 年在全局范围内趋于均质和稳定。这一变化可能与南平市整体气候条件变化，以及经济发展、城镇化进程在全市域更为均衡的推进有关。相反，高程、人口密度等因子的带宽大幅缩小，说明其生态效应更聚焦于高强度人类活动的斑块内部，意味着人类活动与经济因子影响力逐渐增强。

其中，2023 年年均气温、年均降水、建筑面积占比、GDP、夜间灯光指数、道路密度和 LST 的带宽均较大（2 922），说明这些因素在全市范围内对生态质量具有较为稳定的整体影响。而高程（48）、坡度（98）、耕地面积占比（621）和人口密度（43）带宽较小，表明其影响更具空间异质性。从空间分布结果（图 8、9）来看，南平市 RSEI 的驱动机制表现出显著的空间差异。气候变量方面，年均降水和气温对 RSEI 的空间关系从 2000 年的局部负相关转变为 2023 年全局正相关。这标志着区域生态系统的主导约束从气候条件的自然限制，转向在生态修复与土地利用优化背景下，植被与蓝绿基础设施对水热资源的利用效率显著提升。人类活动因子方面，耕地面积占比在中东部和东北部地区对 RSEI 的抑制更为显著，LST

表 7　各驱动因子的最佳带宽

Tab. 7　The optimal bandwidth of each driving factor

驱动因子	2020年带宽	2023年带宽	驱动因子	2020年带宽	2023年带宽
年均气温	48	2 922	建筑面积占比	2 922	2 922
年均降水量	277	2 922	GDP	80	2 922
高程	2 143	48	人口密度	2 086	43
坡度	80	98	夜间灯光指数	43	2 922
耕地面积占比	164	621	道路密度	2 922	2 922
LST	2 146	2 922			

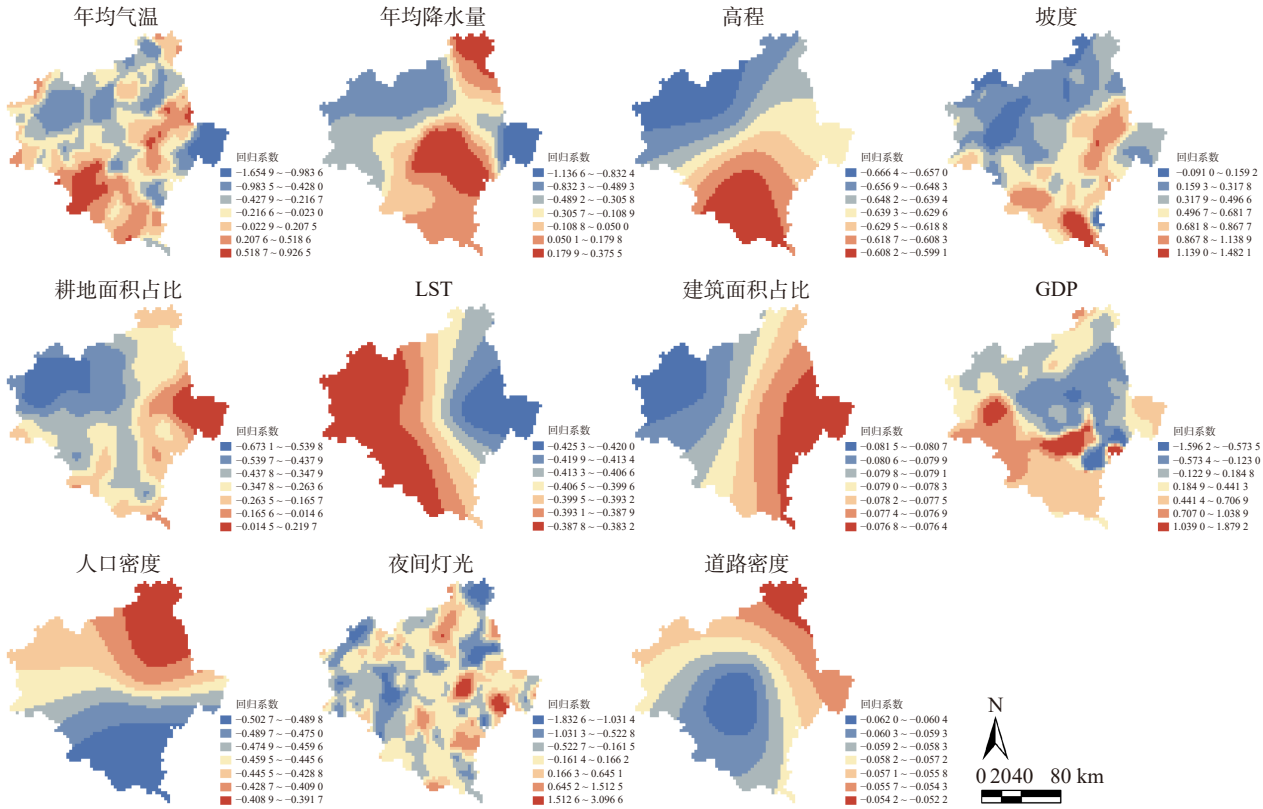


图 8　MGWR 回归系数空间分布图(2000 年)

Fig. 8　Spatial distribution of MGWR regression coefficients (2000)

的负效应则由西北向东南逐渐增强。建筑面积占比、夜间灯光指数和道路密度的负效应从东北向西南增强。人口密度呈现斑块化特征，高密度城区多为负相关，而山区及低密度区影响较弱。

3　讨　　论

3.1　各驱动因子的非线性特征与交互机制

本研究基于 XGBoost−SHAP 模型，对南平市 2000 年与 2023 年 RSEI 的主要驱动因子进行重要性排序与影响方向分析。结果表明，耕地面积占比、高程和建筑用地面积占比是影响南平市 RSEI 的主要因素，其次为人口密度与年均降水量。而且耕地面积占比与建筑用地面积占比等人类土地利用因子的影响力在 2000—2023 年间显著增强，已从次要驱动者演变为主导生态质量格局的关键负面因子，表明南平市近二十年来人类活动对生态系统的干扰强度与范围均在持续增加。这与部分前人研究[30]中强调气候因子主导生态质量变化的结论不同，这说明在中亚热带山地丘陵地区，人类土地利用结构对生态系统状态的影响可能更为直接。耕地面积占比对 RSEI 具有显著负向影响，表明耕地扩张不仅会破坏地表植被的连续性，导致植被覆盖度下降，还会加剧水土流失、土壤侵蚀及土地退化，从而降低生态质量。尤其在南平市中部低丘与河谷地区，农业活动密集，土地利用强度较高，使得这一负向效应更加突出。在这些区域，耕地扩张通过减少天然植被的覆盖，改变水文过程以及影响土地性质等多重机制，进一步导致生态系统的脆弱性加剧。高程、坡度作为自然

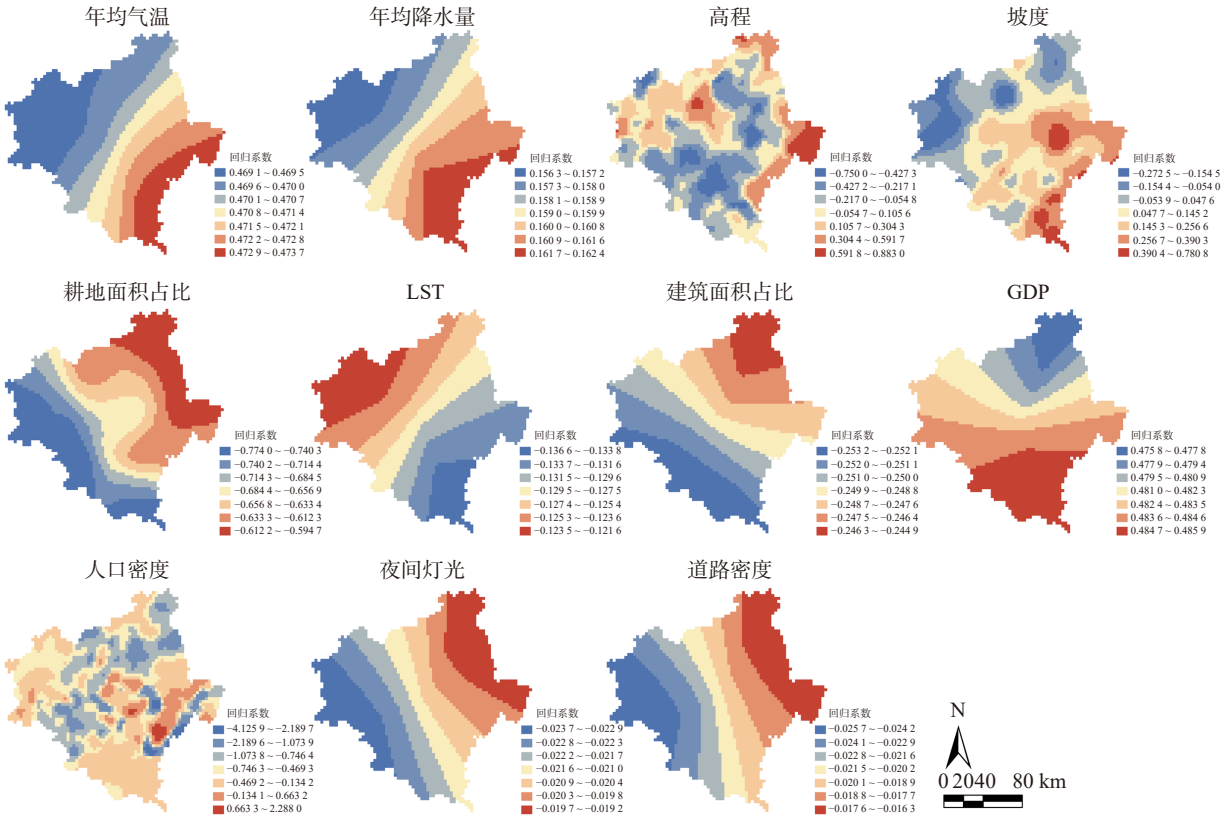


图 9 MGWR 回归系数空间分布图(2023 年)

Fig. 9 Spatial distribution of MGWR regression coefficients (2023)

地理要素，在生态环境空间分异中也起着重要调控作用。如坡度在低于 15° 时对生态质量的影响为负，超过该阈值后转为正向，说明在缓坡区人类活动干扰较强，而在陡坡区因开发受限，生态系统得以维持较好状态，这与其他研究结果[31−32]相符。

因子交互结果显示，部分因子间的耦合作用将加剧对生态质量的影响。具体而言，当高程较高或年均降水量丰富时，耕地面积占比的增加对生态质量的负效应更为显著。这一现象可能与高海拔地区的农耕带水土保持能力较弱，降水冲刷作用增强密切相关。同时，在高降水区域，农田水土流失的速度加快，土壤侵蚀和水质恶化问题也更为突出，这进一步加剧了生态系统的退化风险。建筑用地面积与坡度的交互关系也具有典型性，即低坡度地区建设活动集中，生态破坏效应更强。此外，人口密度在 96.5 人/km^2 处表现出由正向转为负向的变化趋势，这意味着适度的人口集聚有助于提升资源利用效率和生态管理水平，而过度密集的分布则可能导致生态压力加剧。因此，未来应在保持林地生态功能的基础上，重点优化耕地面积占比与建筑用地布局，加强山区生态修复与低海拔城镇生态补偿，从而实现区域生态环境质量的持续提升。

3.2 各驱动因子的空间异质性解析

MGWR 模型能有效揭示各因子驱动机制的空间分异，为区域生态系统保护与空间治理提供了更具空间特征的科学依据，弥补了 XGBoost 仅能揭示变量重要性却难以反映空间差异的不足[22]。其中人口密度与高程在 MGWR 中呈现斑块状分布，说明局部人类活动对生态系统的扰动存在明显空间聚集效应。这一特征与南平市“多山地、低密度分布”的地理格局相吻合。值得注意的是，本研究中 MGWR 与 XGBoost 在气候因子影响方向上存在差异，主要源于两类模型对生态过程的敏感性不同。XGBoost 强调全局拟合与非线性阈值效应，当气温或降水超过特定区间时，其负面贡献在全域范围被放大，因此呈现整体负效应。而 MGWR 通过局地回归捕捉空间异质性，使大部分森林覆盖度高、水热条件适宜的区域体现为气候因子的正向作用，从而呈现总体正效应。上述模型表现的差异深度揭示了各因子驱动机制的复杂性，即其在影响生态质量的过程中同时具备显著的非线性阈值特征与空间梯度效应。因此，这种 XGBoost−MGWR 双模型耦合框架实现了模型间的优势互补，从而为理解多维环境压力下的生态驱动机制提供了更完整的视角。

3.3 南平市生态优化路径

基于 XGBoost−MGWR 双模型耦合框架揭示的非线性驱动机制与空间异质性规律，本研究进一步提出南平市生态优化路径框架。

首先，对于 MGWR 结果中带宽较大，具有区域性稳定影响的因子，如气温、降水、建筑用地占比与 GDP，其管理应上升至市域设计层面。例如：通过生态红线锁定对气候调节至关重要的生态源地；或通过城市增长边界严格约束建筑用地的总量与布局，以控制其整体的负向效应，并将气候适应性（如针对降水阈值的雨洪管理）纳入总体规划。反之，对于带宽较小，具有强烈局地异质性的因子，则需下沉至县域乃至社区尺度实施精准干预。例如，在高程与坡度敏感区推行差异化的生态保育与限制开发政策，或在人口密度高值斑块（如延平区、建阳区核心区）重点推进城市微更新与生态修复项目。

其次，依据 XGBoost-SHAP 模型得到的非线性阈值与因子交互效应，设计精准的生态干预措施。如针对耕地占比的负效应，应重点监管其与高降水、高海拔地区的叠加区域（SHAP 交互图显示此处负效应最强）。在这些生态脆弱区，除了优化土地利用结构，更应强制推行生态农业措施，如坡改梯、等高种植，并配套生态排水系统与植被缓冲带，以直接应对模型所揭示的“水土流失加剧”风险。针对建筑用地占比的负面效应，应重点关注其与低坡度地区的相交区域（此处开发强度与生态冲击最大）。在这些区域的新城规划与旧城更新中，强化“蓝绿廊道”的连通性，并将其与通风廊道系统协同设计，以有效缓解城市热岛问题。同时，全面推广低影响开发技术，从源头减少不透水地面，削弱其负面效应。

3.4　研究不足与展望

在指标体系构建上，未来可进一步引入生物多样性、生态系统服务价值等更具生物或物理属性的指标以丰富评价维度。其次，100 m 的空间分辨率虽适用于市域尺度的宏观分析，但对于微观城市设计的指导作用有限，未来可结合高分辨率遥感数据进行更精细化的地块尺度研究。最后，考虑到部分因子同时具有非线性阈值特征与空间梯度效应，未来研究应尝试结合空间加权提升树、时空深度学习模型以及多源异构数据，进一步剖析区域生态演变深度机制并展开动态预测。

4　结　　论

本研究构建了 XGBoost-MGWR 双模型耦合分析框架，实现了机器学习算法与空间统计模型的优势互补，利用 XGBoost-SHAP 模型有效识别了驱动因子的全局非线性效应与重要性排序，同时结合 MGWR 模型深入解析了驱动机制的空间异质性与多尺度效应。这不仅提升了生态质量驱动机制分析的精度，也为山地型城市的精准化生态修复提供了科学依据。主要结论如下。

（1）2000—2023 年间南平市整体生态质量呈波动上升趋势，RSEI 均值由 0.649 提升至 0.671，生态等级结构优化显著。其中生态质量为优的面积占比提升至 38.41%，41.6% 的区域生态质量得到改善，表明生态文明建设取得阶段性成果。空间格局表现为“中部较低、四周较高”，RSEI 高值区集中于北部及东部山区，而生态恶化区域主要分布在各区县中部的城市建成区与交通走廊地带，成为生态压力的主要承载区。

（2）XGBoost-SHAP 模型结果表明，随着经济、干扰变量的影响力提高，南平市生态质量变化的驱动机制已从早期自然因子主导，逐步转向人类活动与自然本底共同作用。其中耕地面积占比、高程、建筑用地面积占比、人口密度和年均降水是对生态质量影响力最大的 5 个因子。

（3）MGWR 拟合结果进一步揭示各因子的实际作用尺度均不一致，其中地形因子与人口密度带宽较小，具有较强的空间异质性。2000—2023 年间气候因子对 RSEI 的影响从局部扩大至全局尺度，而高程与人口密度的带宽大幅缩小，空间异质性增强，说明其生态效应更聚焦于高强度人类活动的斑块内部。这意味着人类活动强度对生态环境的影响逐渐增强，自然因素的影响在全局范围内趋于稳定。

（4）未来南平市生态优化应根据地形与人类活动强度分区施策。外围山地林区作为生态屏障，应强化生态保育和限制性开发，维持生态稳定性；中部建成区及交通道路是生态压力高值区，应重点推进透水铺装、增绿工程与生态缓冲带建设；低海拔河谷地区需通过生态农业、农田整治等措施减少耕地扩张带来的生态风险，同时在城市外围实行增长边界与生态红线管控，防止低丘地区的建设用地无序扩张。

参　考　文　献

[1] Geng J, Yu K, Xie Z, et al. Analysis of spatiotemporal variation and drivers of ecological quality in Fuzhou based on RSEI [J]. Remote Sensing, 2022, 14(19): 4900.

[2] 宋慧敏, 薛亮. 基于遥感生态指数模型的渭南市生态环境质量动态监测与分析 [J]. 应用生态学报, 2016, 27(12): 3913−3919.
Song H M, Xue L. Dynamic monitoring and analysis of ecological environment in Weinan City, Northwest China based on RSEI model [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2016, 27(12): 3913−3919.

[3] Yu B. Ecological effects of new-type urbanization in China [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 135: 110239.

[4] Zhang L, Yang L, Zohner C M, et al. Direct and indirect impacts

of urbanization on vegetation growth across the world's cities [J]. Science Advances, 2022, 8(27): eabo0095.

[5] 于贵瑞, 杨萌, 陈智, 等. 大尺度区域生态环境治理及国家生态安全格局构建的技术途径和战略布局 [J]. 应用生态学报, 2021, 32(4): 1141−1153.
Yu G R, Yang M, Chen Z, et al. Technical approach and strategic plan for large-scale ecological and environmental governance and national ecological security pattern construction [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2021, 32(4): 1141−1153.

[6] 徐伟恒, 熊源, 黄邵东, 等. 遥感在生态环境质量监测与评价中的应用现状研究 [J]. 西南林业大学学报, 2023, 43(3): 195−204.
Xu W H, Xiong Y, Huang S D, et al. Review and research progress of the application of remote sensing in ecological environment quality monitoring and evaluation [J]. Journal of Southwest Forestry University, 2023, 43(3): 195−204.

[7] 徐涵秋. 城市遥感生态指数的创建及其应用 [J]. 生态学报, 2013, 33(24): 7853−7862.
Xu H Q. A remote sensing urban ecological index and its application [J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(24): 7853−7862.

[8] 王杰, 马佳丽, 解斐斐, 等. 干旱地区遥感生态指数的改进:以乌兰布和沙漠为例 [J]. 应用生态学报, 2020, 31(11): 3795−3804.
Wang J, Ma J L, Xie F F, et al. Improvement of remote sensing ecological index in arid regions: taking Ulan Buh Desert as an example [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2020, 31(11): 3795−3804.

[9] 缪鑫辉, 梁勤欧. 基于遥感生态指数的甬江流域生态环境变化分析 [J]. 长江流域资源与环境, 2021, 30(2): 427−438.
Miao X H, Liang Q O. Analysis of ecological environment changes in Yongjiang River Basin based on remote sensing ecological index [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2021, 30(2): 427−438.

[10] 李蕊, 陈国清, 李玮贤, 等. 基于遥感生态指数的神东矿区1995—2020年生态环境质量的时空变化特征分析 [J]. 水土保持通报, 2021, 41(3): 143−151.
Li R, Chen G Q, Li W X, et al. Analysis on spatio-temporal changes of ecological environment quality in Shendong Mining Area from 1995 to 2020 based on RSEI [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(3): 143−151.

[11] 马鹏飞, 张安兵, 王贺封, 等. 基于改进遥感生态指数的矿区生态环境监测及驱动因素分析 [J]. 生态与农村环境学报, 2023, 39(12): 1580−1590.
Ma P F, Zhang A B, Wang H F, et al. Ecological environment monitoring and driving factors analysis of mining area based on improved remote sensing ecological index [J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2023, 39(12): 1580−1590.

[12] 梁齐云, 苏涛, 张灿, 等. 基于改进遥感生态指数的黄山市生态质量评价研究 [J]. 地球物理学进展, 2022, 37(4): 1448−1456.
Liang Q Y, Su T, Zhang C, et al. Research on ecological quality evaluation of Huangshan City based on improved remote sensing ecological index [J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(4): 1448−1456.

[13] 陈晓辉, 胡喜生. 耦合 ER 和 GWR 的福州市生态环境质量的驱动力分析 [J]. 生态环境学报, 2024, 33(5): 812−823.
Chen X H, Hu X S. Analysis of the driving forces of ecological environment quality in Fuzhou City coupled with ER and GWR [J]. Ecology and Environmental Sciences, 2024, 33(5): 812−823.

[14] Zhu X, Zhang P, Wei Y, et al. Measuring the efficiency and driving factors of urban land use based on the DEA method and the PLS-SEM model: a case study of 35 large and medium-sized cities in China [J]. Sustainable Cities and Society, 2019, 50: 101646.

[15] Cai Z, Zhang Z, Zhao F, et al. Assessment of eco-environmental quality changes and spatial heterogeneity in the Yellow River Delta based on the remote sensing ecological index and geo-detector model [J]. Ecological Informatics, 2023, 77: 102203.

[16] Xia J, Zhang G, Ma S, et al. Spatial heterogeneity of driving factors in multi-vegetation indices RSEI based on the XGBoost-SHAP model: a case study of the Jinsha River Basin, Yunnan [J]. Land, 2025, 14(5): 925.

[17] Zhang B, Yang X, Wang M, et al. Quantifying ecological dynamics and anthropogenic dominance in drylands: a hybrid modeling framework integrating MRSEI and SHAP-based explainable machine learning in Northwest China [J]. Remote Sensing, 2025, 17(13): 2266.

[18] Niazkar M, Menapace A, Brentan B, et al. Applications of XGBoost in water resources engineering: a systematic literature review (Dec 2018–May 2023) [J]. Environmental Modelling & Software, 2024, 174: 105971.

[19] Hu Y, Wei F, Wang S, et al. Critical thresholds for nonlinear responses of ecosystem water use efficiency to drought [J]. Science of The Total Environment, 2024, 918: 170713.

[20] Gan X, Du X, Duan C, et al. Evaluation of ecological environment quality and analysis of influencing factors in Wuhan City based on RSEI [J]. Sustainability, 2024, 16(13): 5809.

[21] 肖华, 刘珺. 太原市生态环境质量时空演变及影响因素探究 [J]. 环境监测管理与技术, 2025, 37(4): 89−93.
Xiao H, Liu J. Spatiotemporal evolution and influencing factors of ecological environment quality in Taiyuan [J]. Administration and Technique of Environmental Monitoring, 2025, 37(4): 89−93.

[22] 赵娜, 王冰, 王子昊, 等. 基于遥感生态指数的内蒙古生态环境质量时空演化及生态管理分区 [J]. 环境科学, 2025, 46(7): 4499−4509.
Zhao N, Wang B, Wang Z H, et al. Spatiotemporal evolution of ecological environment quality and ecological management zoning in Inner Mongolia based on RSEI [J]. Environmental Science, 2025, 46(7): 4499−4509.

[23] 高永刚, 刘雨婷, 徐涵秋. 基于 Landsat 长时间序列影像的城市生态品质时空演变及驱动因素分析 [J]. 测绘学报, 2025, 54(3):

510−522.

Gao Y G, Liu Y T, Xu H Q. Analysis of the spatio-temporal evolution and driving factors of urban ecological quality based on long-term Landsat image time series [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2025, 54(3): 510−522.

[24] Yang H, Yu J, Xu W, et al. Long-time series ecological environment quality monitoring and cause analysis in the Dianchi Lake Basin, China [J]. Ecological Indicators, 2023, 148: 110084.

[25] 徐涵秋. 区域生态环境变化的遥感评价指数 [J]. 中国环境科学, 2013, 33(5): 889−897.

Xu H Q. A remote sensing index for assessment of regional ecological changes [J]. China Environmental Science, 2013, 33(5): 889−897.

[26] 杨鸿辉, 余娇, 耿建伟, 等. 基于遥感生态指数和电路理论的生态安全格局构建——以广州市为例 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(10): 127−139.

Yang H H, Yu J, Geng J W, et al. Construction of ecological security pattern based on remote sensing urban ecological index and circuit theory: a case study of Guangzhou City, Guangdong Province of southern China [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(10): 127−139.

[27] 何勇林, 吴学群, 张云翔, 等. 复杂山地生态质量长时序评估方法改进: 全局−自适应修正遥感生态指数 [J]. 地球信息科学学报, 2025, 27(12): 2910−2926.

He Y L, Wu X Q, Zhang Y X, et al. Improvement of long-term ecological quality assessment method in complex mountainous areas: a globally adaptive modified remote sensing ecological index[J]. Journal of Geo-Information Science, 2025, 27(12): 2910−2926.

[28] 周志凌, 程先富. 基于 MGWR 模型的中国城市 PM2.5 影响因素空间异质性 [J]. 中国环境科学, 2021, 41(6): 2552−2561.

Zhou Z L, Cheng X F. Spatial heterogeneity of influencing factors of PM2.5 in Chinese cities based on MGWR model [J]. China Environmental Science, 2021, 41(6): 2552−2561.

[29] Hurvich C M, Tsai C L. Regression and time series model selection in small samples [J]. Biometrika, 1989, 76(2): 297−307.

[30] Han H, Yin Y, Zhao Y, et al. Spatiotemporal variations in fractional vegetation cover and their responses to climatic changes on the Qinghai-Tibet Plateau [J]. Remote Sensing, 2023, 15(10): 2662.

[31] 魏杰, 刘丽娜, 马云霞, 等. 黄河中下游河南省高质量发展与生态环境耦合协调度时空格局研究 [J]. 河南师范大学学报 (自然科学版), 2022, 50(2): 48−57.

Wei J, Liu L N, Ma Y X, et al. Spatial temporal pattern of coupling coordination degree between high quality development and ecological environment in Henan Province in the middle and lower reaches of the Yellow River [J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2022, 50(2): 48−57.

[32] 刘杰, 汲玉河, 周广胜, 等. 2000—2020 年青藏高原植被净初级生产力时空变化及其气候驱动作用 [J]. 应用生态学报, 2022, 33(6): 1533−1538.

Liu J, Ji Y H, Zhou G S, et al. Temporal and spatial variations of net primary productivity (NPP) and its climate driving effect in the Qinghai-Tibet Plateau, China from 2000 to 2020 [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(6): 1533−1538.

（责任编辑　吴　娟
责任编委　张会儒）