

DOI:10.11686/cyxb2025327

http://cyxb.magtech.com.cn

王亦波, 韩新宁, 安可, 等. 基于 GEE 的渭河流域生态质量动态监测及其驱动机制. 草业学报, 2026, 35(5): 1—19.

WANG Yi-bo, HAN Xin-ning, AN Ke, *et al.* Google Earth Engine-based dynamic monitoring of ecological status in the Weihe River Basin and mechanisms driving it. Acta Prataculturae Sinica, 2026, 35(5): 1—19.

## 基于 GEE 的渭河流域生态质量动态监测及其驱动机制

王亦波<sup>1</sup>, 韩新宁<sup>2\*</sup>, 安可<sup>3</sup>, 张梦婕<sup>4</sup>, 田慧慧<sup>1</sup>, 拓行行<sup>5</sup>, 张潇珊<sup>5</sup>, 叶发明<sup>6,7</sup>, 尹子鸣<sup>5</sup>,  
马晓瑞<sup>5</sup>, 杨庆<sup>6,7</sup>, 师涛<sup>5</sup>, 李伟<sup>5\*</sup>

(1. 西北农林科技大学草业与草原学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 宁夏师范大学资源环境与生命科学学院, 宁夏 固原 756000; 3. 定边县气象局, 陕西 定边 718600; 4. 宁夏大学农学院, 宁夏 银川 750021; 5. 西北农林科技大学水土保持科学与工程学院, 陕西 杨凌 712100; 6. 中国科学院水利部水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100; 7. 中国科学院大学现代农业科学学院, 北京 111049)

**摘要:** 渭河流域作为黄河流域的核心支流, 其生态质量优劣直接关系到区域可持续发展进程。本研究利用 Google Earth Engine (GEE) 平台构建了基于遥感的生态指数 (RSEI), 系统分析了 2000—2024 年间渭河流域生态质量的时空变化及其驱动机制。结果表明: 研究期内流域年均 RSEI 为 0.37~0.53, 整体以  $2.73 \times 10^{-3} \cdot a^{-1}$  的速率显著改善, 空间上呈现“东南高西北低、边缘高中心低”梯度, 秦岭北麓生态脊梁凸显。天水—平凉、延安—庆阳等地 RSEI 极显著增加, 西安—咸阳都市圈显著退化, 同时泾河上游矿区及都市圈西扩区存在 24.4% 的持续退化风险, 高波动区占 59.3%, 生态恢复瓶颈突出。通过 SHAP 解释 XGBoost 发现, 生态质量空间异质性主要由气候因素主导, 其中实际蒸发与地表温度的驱动作用较强, 影响力远高于地形、人类活动等其他因素, 且适宜区内 (10~25 °C) 的气温升高、降水量增加 (550~600 mm) 和阈值范围内人口密度形成协同作用, 对 RSEI 提升具有显著正向效应。本研究在气候变化背景下分析和监测渭河流域 RSEI 的动态演变, 为黄河流域生态保护修复和高质量发展提供了科学依据。

**关键词:** 遥感生态指数; XGBoost 模型; 机器学习; 渭河流域

## Google Earth Engine-based dynamic monitoring of ecological status in the Weihe River Basin and mechanisms driving it

WANG Yi-bo<sup>1</sup>, HAN Xin-ning<sup>2\*</sup>, AN Ke<sup>3</sup>, ZHANG Meng-jie<sup>4</sup>, TIAN Hui-hui<sup>1</sup>, TUO Hang-hang<sup>5</sup>,  
ZHANG Xiao-shan<sup>5</sup>, YE Fa-ming<sup>6,7</sup>, YIN Zi-ming<sup>5</sup>, MA Xiao-rui<sup>5</sup>, YANG Qing<sup>6,7</sup>, SHI Tao<sup>5</sup>, LI Wei<sup>5\*</sup>

1. College of Grassland Agriculture, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. College of Resources, Environment and Life Sciences, Ningxia Normal University, Guyuan 756000, China; 3. Dingbian County Meteorological Bureau, Dingbian 718600, China; 4. College of Agriculture, Ningxia University, Yinchuan 750021, China; 5. College of Soil and Water Conservation Science and Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 6. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences & Ministry of Water Resource, Yangling 712100, China; 7. College of Advanced Agricultural Sciences, University of Chinese Academy of Science, Beijing 111049, China

**Abstract:** As an important tributary of the Yellow River, the ecological status of the Weihe River Basin plays a significant role in regional sustainable development. This study employed the remote sensing ecological index

收稿日期: 2025-08-14; 改回日期: 2025-09-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42277464), 国家重点研发计划项目 (2022YFF1302800), 陕西省重点研发项目 (2024SF-YBXM-545) 和宁夏自然科学基金 (2025AAC030610) 资助。

作者简介: 王亦波 (2000—), 男, 浙江长兴人, 在读硕士。E-mail: yiboyses@126.com

\* 通信作者 Corresponding author. E-mail: liwei2013@nwsuaf.edu.cn; hanxinning@163.com

(RSEI), developed on the Google Earth Engine (GEE) platform, to comprehensively analyze the spatial and temporal variations in ecological status of the Weihe River Basin from 2000 to 2024, along with its underlying drivers. Methods including Theil-Sen trend analysis, Mann-Kendall test, Hurst exponent, and coefficients of variation were used to examine these changes. Additionally, the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) model, enhanced with SHapley Additive exPlanations (SHAP) values, was used to identify and elucidate the primary factors influencing the spatial heterogeneity of ecological status. Over the studied period, the RSEI of the Weihe River Basin is projected to increase from 0.37 to 0.53, representing an initial rise followed by stabilization. The spatial distribution shows that the ecological quality is higher in the southeast and edges, and lower in the northwest and center, with the ecological backbone formed along the northern foot of the Qinling Mountains. Meanwhile, ecological quality in the Guanzhong urban agglomeration has deteriorated. The analysis reveals a 27.4% reduction in areas of poor ecological quality, expansion of medium-quality areas, and a slow growth in high-quality areas, indicating that ecological restoration is approaching a bottleneck. Predictions suggest that 72.7% of the basin will continue to show improvements, whereas 24.4%—particularly in the mining areas of upper Jinghe River and the western expansion zones of the metropolitan area—face ongoing degradation risks. High volatility is evident in 59.3% of the basin. The spatial heterogeneity of RSEI in the Weihe River Basin is the result of the interaction of multiple factors, and there are complex synergistic and antagonistic relationships between the factors, which are driven by the dual combination of “climate mastery and anthropogenic amplification”: climatic factors [actual evapotranspiration (AET), land surface temperature (LST), potential evapotranspiration (PET), temperature (TMP), precipitation (PRE)] affect RSEI through the water-heat balance, of which precipitation is the key regulator of the negative effect of PET, and 20–25 °C is the optimal temperature window for water-heat synergy; AET and LST promote positive synergy within a moderate temperature range; and PET and PRE produce negative antagonism in areas with sufficient precipitation. At the same time where population density exceeds 600 persons·km<sup>-2</sup>, urbanisation triggers ecological degradation through the heat island effect (amplifying LST) and surface hardening (weakening PRE infiltration). The methodologies and findings of this study provide a detailed understanding and ongoing monitoring of the dynamic evolution of RSEI in the Weihe River Basin amidst climate and population changes. This research offers a scientific foundation for the ecological protection, restoration, and sound ecological development of the Yellow River Basin.

**Key words:** remote sensing ecological index; XGBoost model; machine learning; Weihe River Basin

渭河作为黄河最大支流,横跨甘肃、宁夏、陕西3省(区),是连接西北与华北的生态走廊<sup>[1]</sup>。渭河流域(Weihe River Basin, WRB)总面积13.5万km<sup>2</sup>,涵盖黄土高原丘陵沟壑区与关中平原两大地理单元,是典型的干旱半干旱过渡带<sup>[2]</sup>。作为“丝绸之路经济带”的核心区域,渭河流域承载着生态安全屏障与区域经济发展的双重功能,其生态质量直接关系到关中平原城市群<sup>[3]</sup>的可持续发展。在全球气候变化与人类活动双重胁迫下,系统揭示渭河流域生态质量时空演变规律及驱动机制,对推动黄河流域生态保护和高质量发展国家战略具有重大科学价值。

生态质量是指生态系统在维持自身结构完整性、功能稳定性及提供生态服务能力方面的综合状况<sup>[4]</sup>,在流域尺度,常用指标体系可分为3类:1)生物—物理指标体系,如经济合作与发展组织(Organization for Economic Co-Operation and Development, OECD)提出的PSR(pressure-state-response)框架<sup>[5]</sup>,黄备等<sup>[6]</sup>采用PSR模型研究方法评价浙江省台州市椒江区河口生态系统环境质量,结果表明椒江河口生态系统最主要的压力是生境破坏;2)生态系统健康指数(ecosystem health index, EHI),通过VOR(vitality-organization-resilience)模型综合多源数据<sup>[7]</sup>,周启刚等<sup>[8]</sup>构建VOR模型定量评价三峡库区消落带的生态系统健康状况,表明10年间研究区生态系统健康水平总体保持良好状态,消落带健康状况呈逐年稳定并改善趋势;3)遥感综合指数,如基于遥感的生态指数(remote sensing ecological index, RSEI)<sup>[9]</sup>,Xu等<sup>[10]</sup>使用RSEI在黄河流域的县域尺度上描绘了优先生态保护区,

表明 RSEI 主要受土壤、坡向、人口、PM<sub>2.5</sub>、温度和潜在蒸散发的影响。目前国内外研究共同点是气候、地形、土地利用与社会经济因子耦合解析。方法上,早期主要依赖地面调查与统计模型,如 Li<sup>[11]</sup>以 AHP(analytic hierarchy process)统计模型为例,对巢湖流域区域生态环境评价进行动态分析,发现流域在自然环境和社会环境共同作用下综合生态环境质量逐步缓慢改善。近年来则转向遥感大数据+机器学习[如随机森林(random forest, RF)、XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)、SHAP(SHapley Additive exPlanations)]以提高时空分辨率与机制解释力,如 Amindin 等<sup>[12]</sup>采用随机森林(RF)模型结合独立变量构建 RSEI 模型以评估伊朗生态环境质量,显示 2018—2022 年间生态环境质量呈现显著波动,蒸散发和 PM<sub>2.5</sub>是环境质量恶化的关键驱动因素。

RSEI 是一种以多源遥感数据为核心、可快速量化区域生态质量的方法,由徐涵秋<sup>[9]</sup>于 2013 年首次提出。凭借其全面性、客观性及精度高等优势,RSEI 已被广泛应用。该方法通过绿度、干度、湿度和热度 4 个分量对第一主成分(PC1)的贡献自动确定权重,有效克服了单一指数评价的局限性,并在后续研究中将 RSEI 应用于流域生态质量评价<sup>[13]</sup>,指出:“RSEI 的核心是通过可测遥感要素表征生态系统状态,其适用性不局限于城市,只要研究区存在植被—湿度—干度—热度的生态关联,即可应用”。渭河流域的下垫面特征为上游秦岭山区(森林为主)、中游关中平原(城市+农田为主)、下游黄土台塬(农田+裸地为主),RSEI 的 4 大要素可全面覆盖该特征,“城—农—林—水”混合下垫面与 RSEI 指标高度匹配。近年来,RSEI 在方法改进与区域应用方面持续深化,例如,Liu 等<sup>[14]</sup>将叶面积指数(leaf area index, LAI)三维绿度指标纳入 RSEI,以森林区为例验证其可显著提升生态质量评估的科学性与精度;Miao 等<sup>[15]</sup>采用时间序列谐波分析法(harmonic analysis method, HANTS)重建了 2000—2020 年玉溪植被生长过程中的 4 个指标,揭示了玉溪生态质量的时空格局和决定因素。在驱动机制研究方面,早期工作多采用地理探测器、结构方程模型、多尺度加权回归等传统方法<sup>[16]</sup>。然而,当面对多重共线性与高维数据时,这些方法的解释力及其对复杂关系的捕捉能力往往受限。近年来,机器学习模型为识别 RSEI 的驱动因子提供了新思路。其中,XGBoost 凭借其优异的预测性能与变量重要性解析能力,已在多个领域<sup>[17]</sup>广泛应用;结合 SHAP 值分析,可进一步量化各变量对生态质量变化的边际贡献,从而深入揭示复杂的驱动机制。

本研究以渭河流域为对象,构建 2000—2024 年长时间序列 RSEI 数据集,系统刻画该流域生态质量的时空演变特征。在此基础上,耦合 XGBoost 与 SHAP 框架,定量解析气候、地形、土地利用、社会经济等多维因子对渭河流域 RSEI 的影响路径与相对贡献,旨在为流域生态保护与修复的高质量决策提供科学依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

渭河发源于甘肃省渭源县鸟鼠山,自西向东流经陕甘宁 3 省(区)(图 1),于潼关汇入黄河<sup>[18]</sup>(图 1A),地理坐标:34°—37° N,104°—110° E。流域内地形复杂,西北部为黄土高原丘陵沟壑区,东南部为关中平原(图 1B)。北部为温带草原区,中部以人工植被为主,山区有次生天然林,植被呈明显垂直分带性,低海拔河谷及人类活动密集区分布农作物与人工植被(图 1C)。气候属温带干旱半干旱过渡带,年均气温—1~15 °C(图 1E),降水时空分布极不均匀,夏季降水占全年 60% 以上,且自东南(900 mm)向西北(350 mm)递减(图 1D)。

### 1.2 数据来源与处理

**1.2.1 数据来源** 本研究选取了 2000—2024 年渭河流域的相关数据。本研究所用的数据集如表 1,在谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台上执行了多种数据处理任务,包括遥感数据采集、去云与时空融合等。其中坡度是在 ArcGIS 10.8 中基于 DEM 数据利用空间分析工具获得。为保证数据一致性,同时考虑到研究区域(渭河流域)的宏观尺度特征、多源数据融合的精度平衡,以及后续空间分析方法对数据一致性的要求,最终采用重采样技术统一至 1 km 分辨率,WGS84 坐标系。

**1.2.2 RSEI 指数构建** 通过主成分分析(principal component analysis, PCA)集成绿度、湿度、干度、热度指标,标准化后计算综合得分。具体指标和来源详见表 1,具体计算方法参考徐涵秋<sup>[9,19]</sup>的研究。根据前人<sup>[16,20-21]</sup>相关研究将渭河流域 RSEI 均值分为 5 个等级:差[0, 0.20),较差[0.20, 0.40),中等[0.40, 0.60),良[0.60, 0.80),优[0.80, 1.00]。

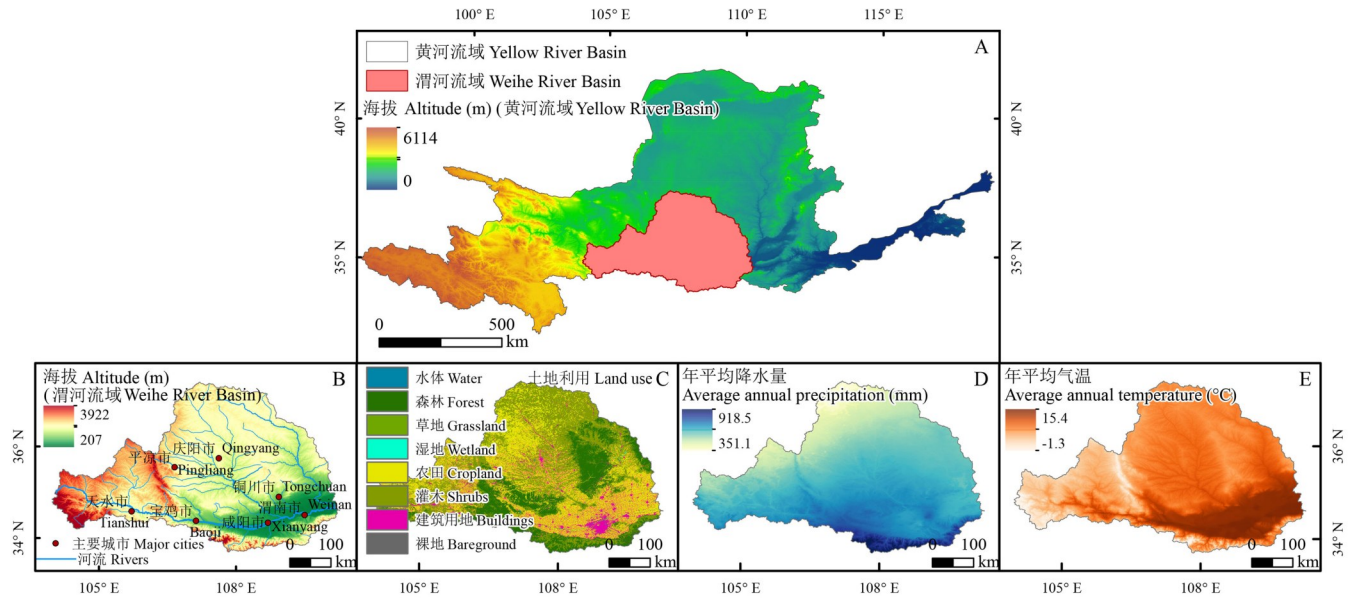


图1 渭河流域概况

Fig. 1 Overview of the Weihe River Basin

A: 研究区在黄河流域位置 Location of the study area in the Yellow River Basin; B: 渭河流域数字高程模型 Digital elevation model (DEM) of the Weihe River Basin (WRB); C: 研究区土地利用情况 Land use of the study area; D: 研究区25年平均年降水量 25-year average precipitation of the study area; E: 研究区25年平均气温 25-year average temperature of the study area. 基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)2923号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS(2016)2923 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

表1 数据集及来源

Table 1 Data sets and sources

数据类型 Data type	变量 Variant	空间分辨率 Spatial resolution	来源 Source
遥感生态指数 Remote sensing ecological index (RSEI)	绿度 Greenness	500 m	<a href="https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD13A1_v6">https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD13A1_v6</a>
	湿度 Wetness	500 m	<a href="https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD09A1_v6">https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD09A1_v6</a>
	干度 Dryness	500 m	<a href="https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD09A1_v6">https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD09A1_v6</a>
	热度 Heat	1 km	<a href="https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD11A2_v6">https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MOD11A2_v6</a>
气候和土壤 Climate and soils	降水量 Precipitation (PRE)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	温度 Temperature (TMP)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	相对湿度 Relative humidity (RH)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	实际蒸散发 Actual evapotranspiration (AET)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	潜在蒸散发 Potential evapotranspiration (PET)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	地表温度 Land surface temperature (LST)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	土壤湿度 Soil moisture (SM)	1 km	<a href="https://data.tpdc.ac.cn">https://data.tpdc.ac.cn</a>
	土地覆盖 Land cover (LC)	500 m	<a href="https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MCD12Q1_061">https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/MCD12Q1_061</a>
地形 Topography	数字高程模型 Digital elevation model (DEM)	30 m	<a href="https://www.ncdc.ac.cn">https://www.ncdc.ac.cn</a>
	坡度 Slope	30 m	从高程数据中提取 Extraction from elevation data
社会经济和人类 活动 Socio-economic and human activities	人口密度 Density of population (DOP)	100 m	<a href="https://hub.worldpop.org">https://hub.worldpop.org</a>
	国内生产总值 Gross domestic product (GDP)	1 km	<a href="https://www.resdc.cn">https://www.resdc.cn</a>
	夜间灯光指数 Nighttime light index (NL)	1 km	<a href="https://lpdaac.usgs.gov/">https://lpdaac.usgs.gov/</a>
	人类足迹 Human footprint (HFP)	1 km	<a href="https://www.x-mol.com/groups/li_xuecao/news/48145">https://www.x-mol.com/groups/li_xuecao/news/48145</a>

**1.2.3 趋势分析与显著性检验** 采用 Theil-Sen 趋势分析+Mann-Kendall 检验法对 RSEI 进行时空变化分析, 并进行显著性检验, 判断 RSEI 变化的趋势和显著性水平。具体计算公式<sup>[22]</sup>为:

$$S_{\beta} = \text{Median} \left( \frac{RSEI_j - RSEI_i}{j - i} \right), 2000 \leq i, j \leq 2024$$

式中:  $S_{\beta}$  是变化趋势;  $RSEI_j$  是第  $j$  年的 RSEI 值;  $RSEI_i$  是第  $i$  年的 RSEI 值。如果  $S_{\beta} > 0$ , 则 RSEI 有增加的趋势, 表明在时间段内生态环境有所改善或恢复; 反之则代表生态环境呈现退化的趋势。Mann-Kendall 检验的计算公式为:

$$Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{D(S)}}, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{D(S)}}, & S < 0 \end{cases}$$

$$S = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=j+1}^n \text{sgn}(RSEI_j - RSEI_i)$$

$$D(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18}$$

$$\text{sgn}(RSEI_j - RSEI_i) = \begin{cases} 1, & RSEI_j - RSEI_i > 0 \\ 0, & RSEI_j - RSEI_i = 0 \\ -1, & RSEI_j - RSEI_i < 0 \end{cases}$$

式中:  $Z$  值是统计量, 范围在  $(-\infty, +\infty)$ 。在一定显著性水平下, 当  $|Z| > Z_{1-\alpha/2}$  时, 代表 RSEI 时间序列在  $\alpha = 0.05$  水平上有显著变化<sup>[23]</sup>。 $S$  为正态分布;  $D(S)$  为  $S$  的方差;  $n$  是时间跨度的长度;  $\text{sgn}$  是符号函数。

**1.2.4 未来变化趋势分析** Hurst 指数可以反映时间序列的自相似性及序列发展的相关强度。其计算公式<sup>[24]</sup>为:

定义时间序列  $RSEI_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 对于任意正整数  $\tau$ :

$$\overline{RSEI}_{\tau} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} RSEI_i, \tau = 1, 2, \dots, n$$

$$X_{(i,\tau)} = \frac{i}{j} (RSEI_i - RSEI_{\tau}), 1 \leq j \leq i \leq \tau$$

$$R_{\tau} = \max_{1 \leq i \leq \tau} X_{(i,\tau)} - \min_{1 \leq i \leq \tau} X_{(i,\tau)}, \tau = 1, 2, \dots, n$$

$$S_{\tau} = \left[ \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} (RSEI_i - RSEI_{\tau})^2 \right]^{1/2}, \tau = 1, 2, \dots, n$$

$$\frac{R_{\tau}}{S_{\tau}} = (c_{\tau})^H$$

式中:  $RSEI_{\tau}$  为  $\tau$  的均值序列;  $X_{(i,\tau)}$  为累计离差;  $R_{\tau}$  为极差;  $S_{\tau}$  为标准差。通过使用最小二乘法拟合等式  $\log(R/S)_n = a + H \times \log(n)$  获得  $H$  值,  $H$  为 Hurst 指数, 取值为  $0 \sim 1$ , 通常有 3 种情况: 若  $0.5 < H < 1$ , 表明所研究的时间序列变化状态与过去一致, 即具有持续性, 且  $H$  越接近 1 则持续性越强; 若  $0 < H < 0.5$ , 则相反, 具有反持续性; 若  $H = 0.5$ , 表明所研究时间序列具有随机性, 无法对未来的变化进行预测<sup>[23]</sup>。

**1.2.5 变异系数** RSEI 变化的波动性采用变异系数来表示<sup>[25]</sup>, 本研究采用变异系数分析 RSEI 变化的稳定性, 其值越大, 代表 RSEI 受干扰程度较大, RSEI 不稳定; 反之则表明 RSEI 的生长较为稳定<sup>[26]</sup>。其计算公式为:

$$C_v = \frac{1}{x} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$$

式中： $C_v$ 代表RSEI变异系数； $i$ 代表时间序列跨度； $x_i$ 代表第 $i$ 年的RSEI， $\bar{x}$ 代表2000—2024年RSEI平均值； $C_v$ 越小代表RSEI波动越小，反之则RSEI波动越大。参考已有研究，将渭河流域RSEI波动程度分为5个等级：低波动 $[0, 0.10]$ ，较低波动 $(0.10, 0.15]$ ，中波动 $(0.15, 0.20]$ ，较高波动 $(0.20, 0.30]$ ，高波动 $(0.30, 1.00]$ 。

**1.2.6 XGBoost模型** 梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 是一种结合决策树与梯度提升的集成学习算法，可用于解决回归与分类问题<sup>[27]</sup>。本研究首先采用XGBoost构建RSEI与14个驱动因子间的定量函数关系，按7:3划分训练集与测试集，优化超参数 (学习率=0.1, 最大深度=10)，为基于SHAP的驱动力分析奠定基础。XGBoost的目标函数由损失函数和正则化项两部分组成。

已知训练数据集  $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ ，损失函数  $l(y_i, \hat{y}_i)$ ，正则化项  $\Omega(f_k)$ ，则整体目标函数<sup>[28]</sup>可标记为：

$$\mathcal{L}(\phi) = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_k \Omega(f_k)$$

式中： $\mathcal{L}(\phi)$ 表示线性空间上的表达； $i$ 表示第 $i$ 个样本； $k$ 表示第 $k$ 个基学习器； $y_i$ 表示第 $i$ 个样本 $x_i$ 的真实值； $\hat{y}_i$ 表示第 $i$ 个样本 $x_i$ 的预测值， $l(y_i, \hat{y}_i)$ 用于衡量模型对第 $i$ 个样本的预测值 $\hat{y}_i$ 与真实值 $y_i$ 的误差； $\Omega(f_k)$ 用于度量 $f_k$ 的复杂度。为了优化目标函数，采用二阶泰勒展开，去除常数项，优化损失函数项；正则化展开，去除常数项，优化正则化项，目标函数进一步简化为：

$$\mathcal{L}^{(t)} = \sum_{i=1}^n \left[ g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \Omega(f_k)$$

式中： $g_i$ 表示数据点在损失函数上的一阶导数； $h_i$ 表示数据点在损失函数上的二阶导数； $f_t(x_i)$ 表示当前第 $t$ 个基学习器对第 $i$ 个样本 $x_i$ 的预测值。

**1.2.7 SHAP解释** SHAP基于合作博弈论中的Shapley值来分配特征的重要性<sup>[29]</sup>。通过计算每个特征在不同特征组合下对预测结果的贡献，SHAP能够为每个特征赋予一个具体的重要性值。SHAP具有对变量全局和局部可解释性强、变量贡献度公平分配及可视化效果出色等优点<sup>[30]</sup>。对于一个包含 $n$ 个特征的模型，特征 $i$ 的Shapley值 $\varphi_i$ 计算公式为：

$$\varphi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(n-|S|-1)!}{n!} [v(S \cup \{i\}) - v(S)]$$

式中： $N$ 表示所有特征的集合； $S$ 表示 $N$ 中不包含特征 $i$ 的一个子集； $v(S)$ 表示一个函数，表示子集 $S$ 中特征组合对应的模型预测值。

**1.2.8 模型评估** 采用均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和确定系数 ( $R^2$ ) 作为评价XGBoost建模精度的指标<sup>[31]</sup>。RMSE越接近0, MAE数值越小且 $R^2$ 值越接近1, 模型精度越高。各指标计算式如下：

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

式中： $n$ 为样本总数； $\bar{y}$ 表示变量 $y$ 的平均值； $y_i$ 表示变量 $y$ 的实际值； $\hat{y}_i$ 表示变量 $y$ 的预测值。

## 2 结果与分析

### 2.1 生态质量时空格局分析

**2.1.1 RSEI 时间演变特征** 渭河流域 2000—2024 年 RSEI 时序分析(图 2A)表明,RSEI 呈现“整体改善但波动显著”的演变特征,2000—2024 年 RSEI 均值从 0.37 升至 0.53。基于 Sen 趋势分析,全流域 RSEI 均值以每年  $2.73 \times 10^{-3}$  ( $P < 0.01$ ) 的速率缓慢上升。然而,这一改善过程具有显著的阶段性波动和区域异步性:2000—2010 年间 RSEI 快速提升,主要受益于退耕还林工程的大规模实施;2010 年后则进入波动平台期,尤其在 2013—2024 年间出现多次剧烈震荡,最大年际变幅达 0.16,可能限制于流域内城市化快速发展带来的负面影响。

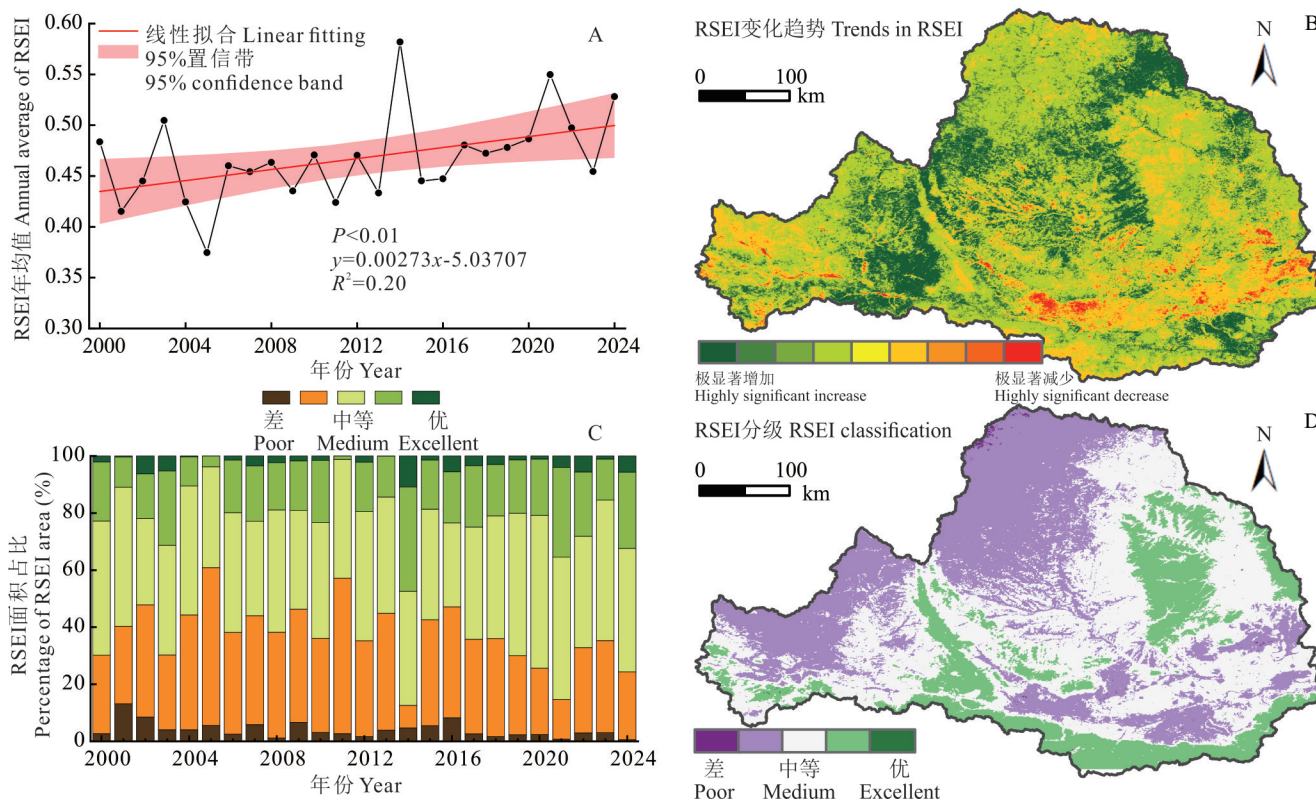


图 2 渭河流域 2000—2024 年 RSEI 变化情况

Fig. 2 Changes in RSEI in the Weihe River Basin of 2000–2024

A: 年际变化 Inter-annual changes; B: 变化趋势 Trends of changes; C: 面积占比 Percentage of area; D: 平均值空间分布特征 Spatial distribution characteristics of the mean values. 基于自然资源部标准地图服务网站 GS(2016)2923 号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS(2016)2923 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

**2.1.2 RSEI 空间分异规律** 渭河流域 RSEI 空间分异呈现“东南高西北低、边缘高中心低”的梯度格局(图 2D),且与自然地理单元和行政区划高度耦合。渭河流域 RSEI 分级具体表现为:高海拔生态屏障区(秦岭北麓  $> 1800$  m)呈现优生态质量,形成流域“生态脊梁”;中海拔丘陵区(1200~1800 m)受退耕还林工程推动,RSEI 表现为中水平;低海拔河谷带( $< 1000$  m)具体以西安—咸阳都市圈为主导的关中城市群核心区和定西—固原干旱带表现为差和较差 RSEI 等级。渭河流域 RSEI 分级同时呈现“差等区缩减、中等区扩张、优等区缓慢增长”的阶梯式优化特征(图 2C):差等区面积占比从 2000 年的 41.7% 锐减至 2024 年的 14.3% (下降 27.4%),表明生态恶化区域得到有效遏制;中等区成为流域主体,占比从 38.5% 升至 62.1% (增幅 23.6%),反映大面积区域进入生态修复过渡期;优良区域( $RSEI > 0.60$ )占比从 19.8% 微增至 23.6%,显示高质量生态空间拓展缓慢,提示生态恢复存在瓶颈。

**2.1.3 RSEI 变化趋势分析** 利用 Theil-Sen 和 Mann-Kendall 法对渭河流域 RSEI 进行趋势分析(图 2 和表 2),

结果表明,不同区域的RSEI变化趋势存在差异,其中甘肃段东南部(天水、平凉)及陕西黄土高原区(延安、庆阳)改善最为显著,与生态工程重点区通过植被恢复提升生态质量直接相关。西安—咸阳都市圈RSEI呈现显著减少,关中平原城市群形成“RSEI塌陷带”,快速城市化区因不透水面扩张导致生境破碎化。渭河流域RSEI变化趋势与海拔空间分异联合揭示了“高处保护稳基底,中部修复提质量,低处管控防退化”的立体格局。

表2 渭河流域RSEI变化趋势

Table 2 Trends of RSEI in the Weihe River Basin

RSEI趋势变化 Changes in RSEI trends	$S_{RSEI}$	Z值 Z-value	面积占比 Percentage of area (%)
极显著增加 Extremely significant increase	$\geq 0.0005$	$\geq 2.580$	11.63
显著增加 Significant increase	$\geq 0.0005$	1.960~2.580	11.35
微显著增加 Slightly significant increase	$\geq 0.0005$	1.645~1.960	8.27
不显著增加 Non-significant increase	$\geq 0.0005$	0~1.645	46.72
无变化 No change	-0.0005~0.0005	-	0.01
不显著减少 Non-significant decrease	$\leq -0.0005$	-1.645~0	19.09
微显著减少 Slightly significant decrease	$\leq -0.0005$	-1.960~-1.645	1.09
显著减少 Significant decrease	$\leq -0.0005$	-2.580~-1.960	1.18
极显著减少 Extremely significant decrease	$\leq -0.0005$	$\leq -2.580$	0.66

—:“无变化”类别对应的 $S_{RSEI}$ 为-0.0005~0.0005,统计学上不具备显著性,因此该类别没有对应的Z值。The “no change” category corresponds to an  $S_{RSEI}$  between -0.0005 and 0.0005, which is not statistically significant, so there is no corresponding Z-value for this category.

**2.1.4 Hurst 指数分析和  $C_v$  稳定性分析** 利用Hurst指数(H)和变异系数( $C_v$ )对渭河流域RSEI逐像元进行计算,并结合Theil-Sen趋势分析,确定RSEI的未来和过去变化趋势及波动性。渭河流域内RSEI的稳定性主要体现在中高波动为主、高低波动共存的特征(图3A),空间波动呈现较大差异性,其中较高波动和高波动区域主要分布在流域北部海拔较高区域以及关中城市群核心区,未来生态状况潜在风险区域占比59.3%,RSEI变异性较大;而波动最低区域主要分布在流域内中部和南部土地利用类型为林地的地区,占比15.6%,表明该区域RSEI变化较为稳定。渭河流域24年以来RSEI介于0.37~0.53,平均值为0.46,整体处于波动状态。流域内RSEI未来变化趋势及持续性的空间耦合情况以及稳定性如图3B所示,H指数平均值为0.42,表明未来变化总体呈反持续性,即过去改善的区域未来可能放缓或退化。其中持续性增长区域和反持续性增长区域在流域内占据主导地

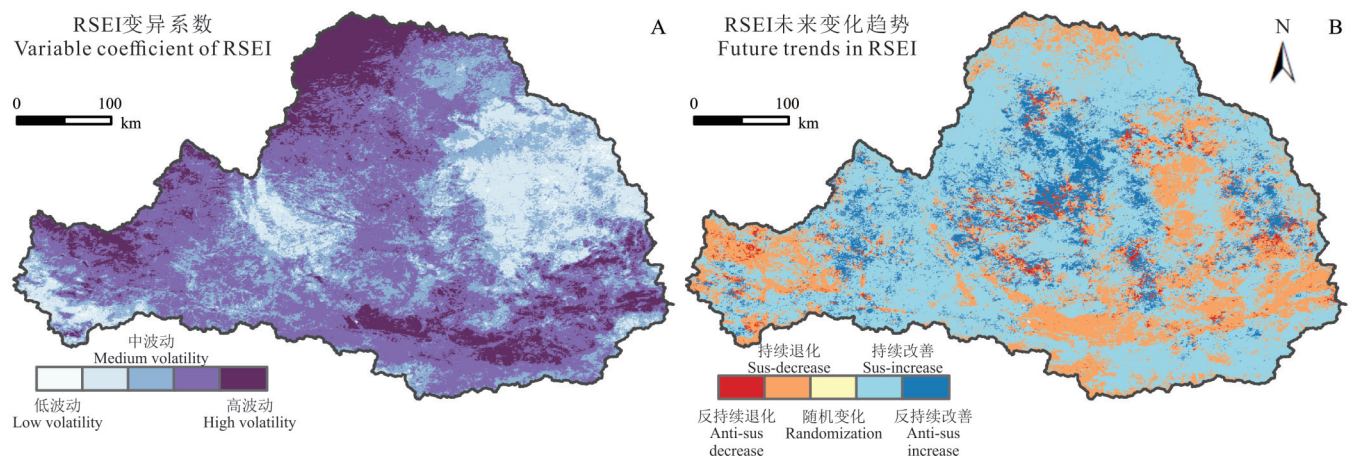


图3 2000–2024年渭河流域RSEI变异系数(A)及未来变化趋势(B)

Fig. 3 Variable coefficient (A) and predicted future trends of RSEI (B) in the Weihe River Basin of 2000–2024

基于自然资源部标准地图服务网站GS(2016)2923号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS(2016)2923 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

位,合计占比高达 72.7%,主要分布在人为活动影响较少的地区;持续退化区域团块状分布于泾河上游煤矿带与西安都市圈西扩区以及渭河源头高海拔区(24.4%),同时反持续退化区零星分布于渭北旱塬西部(2.9%),提示当前正在改善的趋势在未来可能发生逆转。

### 2.2 RSEI 驱动因素分析

**2.2.1 XGBoost 模型性能评估** 将 RSEI 和特征数据集按 70% 和 30% 划分为训练集和测试集,使用 XGBoost 模型进行训练,模型关键参数: learning\_rate=0.2, max\_depth=10, n\_estimators=550, subsample=0.9, colsample\_bytree=0.9, gamma=0.05。

使用 5-fold 交叉验证,结果表明,平均  $R^2=0.7598\pm 0.0019$ ,  $RMSE=0.0676\pm 0.0008$ ,  $MAE=0.0513\pm 0.0005$ ,指标结果证明模型具有良好的稳健性(表 3)。从表 4 和图 4A 可以看出,  $\Delta R^2\approx -0.0070$ ,  $\Delta RMSE\approx +0.0014$ ,  $\Delta MAE\approx +0.0022$ ,均低于 10% 经验阈值,XGBoost 未出现过拟合。在测试集上,观测值与预测值之间存在较好的线性关系,  $R^2$  达到了 0.7598,均方根误差(RMSE)为 0.0676,平均绝对误差(MAE)为 0.0513,这些误差指标均处于较低水平,进一步说明模型具有较好的预测性能和泛化能力。图 4B 显示了残差与预测值之间的关系,大多数残差点均匀分布在零线附近,且没有明显的模式或趋势,表明模型的残差具有随机性,没有明显的系统性偏差。

图 5A 的 Q-Q 图中,残差的分位数与理论正态分布分位数基本吻合,呈现出一条近似直线,说明残差近似服从正态分布。图 5B 的残差分布接近  $N(0, 0.07^2)$ ,均值接近零(0.0012),标准差为 0.0676,峰度  $\approx 3$ ,偏度  $\approx 0$ ,总体满足高斯假设,可支持 SHAP 值的无偏估计。

表 3 模型稳健性验证:5-fold 交叉验证结果

Table 3 Model robustness validation: 5-fold cross-validation results

Fold	确定系数 $R^2$	均方根误差 Root mean square error (RMSE)	平均绝对误差 Mean absolute error (MAE)
1	0.7590	0.0680	0.0520
2	0.7630	0.0670	0.0510
3	0.7580	0.0680	0.0510
4	0.7600	0.0670	0.0510
5	0.7590	0.0690	0.0520
均值±标准差 Mean±SD	0.7598±0.0019	0.0676±0.0008	0.0513±0.0005

表 4 模型稳健性验证:训练-测试差异度

Table 4 Model robustness validation: training-test variances

指标 Index	训练集 Training set	测试集 Test set	$\Delta$ (测试-训练 Test-training)
$R^2$	0.7668	0.7598	-0.0070
RMSE	0.0662	0.0676	+0.0014
MAE	0.0492	0.0513	+0.0022

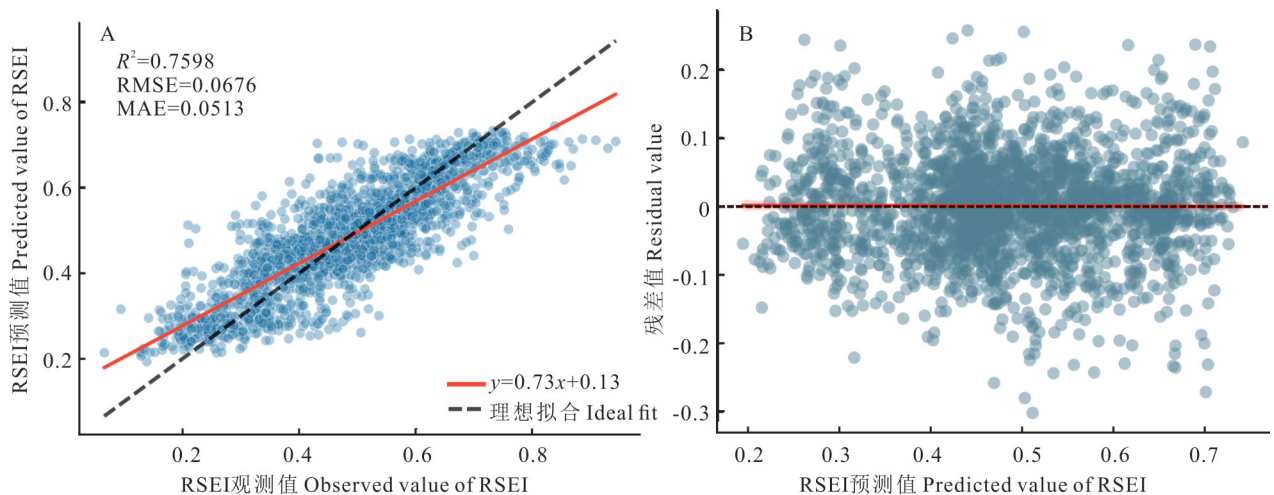


图 4 XGBoost 模型测试集 RSEI 预测精度评估:观测值与预测值对比(A)及其残差分布(B)

Fig. 4 Evaluation of RSEI prediction accuracy for the test set of XGBoost model: observed values vs. predicted values (A) and their residual distributions (B)

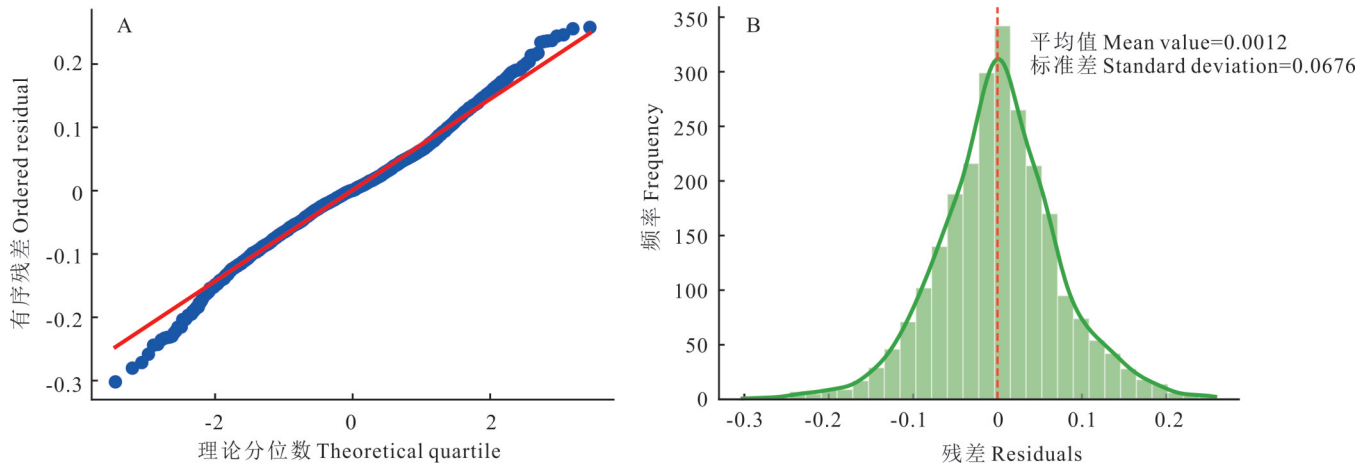


图5 XGBoost模型测试集残差正态性检验:Q-Q图(A)与残差分布直方图(B)

Fig. 5 XGBoost model test set residual normality test: Q-Q plot (A) and histogram of residual distribution (B)

**2.2.2 驱动特征重要性** SHAP值源于合作博弈论的Shapley值<sup>[32]</sup>,经过历代发展<sup>[33]</sup>,于2020年由Lundberg等<sup>[34]</sup>提出TreeSHAP的具体算法实现,满足加性(additivity)、局部保真(local accuracy)与唯一性(uniqueness)三大公理:任何特征的边际贡献被公平分配,局部预测与真实输出等价,确保归因结果无偏且可解释,为后续驱动机制分析提供坚实理论基础。

按照SHAP值分段将渭河流域RSEI的14个驱动因子[降水量(PRE)、温度(TMP)、相对湿度(RH)、实际蒸散发(AET)、潜在蒸散发(PET)、地表温度(LST)、土壤湿度(SM)、土地覆盖(LC)、数字高程模型(DEM)、坡度(SLOPE)、人口密度(DOP)、国内生产总值(GDP)、夜间灯光指数(NL)和人类足迹(HFP)]划分为3级(表5):一级驱动( $|\text{SHAP}| > 0.03$ )充分体现“能量—水分耦合”的主导地位,指示“蒸散发饱和—水分胁迫”阈值;二级驱动( $0.01 < |\text{SHAP}| < 0.03$ )在图6A中呈“哑铃型”分布,即高低两端均分布有样本,说明非线性响应明显;三级驱动因子( $|\text{SHAP}| < 0.01$ )对RSEI的边际贡献微弱,可视为非主导因素。

表5 特征重要性的层级划分

Table 5 Hierarchical division of feature importance

层级 Level	特征 Characterization	平均绝对SHAP值 Mean  SHAP	累积贡献率 Cumulative contribution
一级驱动 Primary drivers	AET, LST	0.0558, 0.0337	0.0895
二级驱动 Secondary drivers	PET, DOP, TMP, PRE	0.0259, 0.0239, 0.0207, 0.0113	0.0819
三级驱动 Three-stage drivers	DEM, LC, RH, SM, HFP, GDP, SLOPE, NL	$< 0.010$	0.0280

**2.2.3 特征分类体系与特征群组重要性** 在本研究中,所有变量被系统地划分为四大类(表6),以确保模型解释与过程机制的一致性与可重复性。地形静态特征包括数字高程模型(DEM)与坡度(SLOPE),能够刻画区域的地势起伏对目标变量的结构性约束。气候动态特征涵盖降水(PRE)、气温(TMP)、地表温度(LST)、实际蒸散发(AET)、潜在蒸散发(PET)、相对湿度(RH)及土壤湿度(SM),共同反映大气—陆面能量与水分交换过程的多维信息。社会经济特征纳入国内生产总值(GDP)、人口密度(DOP)、夜间灯光指数(NL)以及人类足迹指数(HFP),用以量化人类活动强度与社会发展水平。土地利用特征包含国际地圈—生物圈计划(International Geosphere-Biosphere Programme, IGBP)的土地覆盖类型,用于标识土地覆盖及土地利用带来的功能差异。

SHAP平均绝对值:气候因子为0.0225,社会经济因子为0.0075,气候变量解释力约为社会经济变量的3倍,符合干旱—半干旱区“气候主导”范式;但社会经济变量的贡献已不可忽视(相对贡献率 $> 20\%$ ),说明人类活动通过取水、灌溉和城市化等改变自然水热格局。

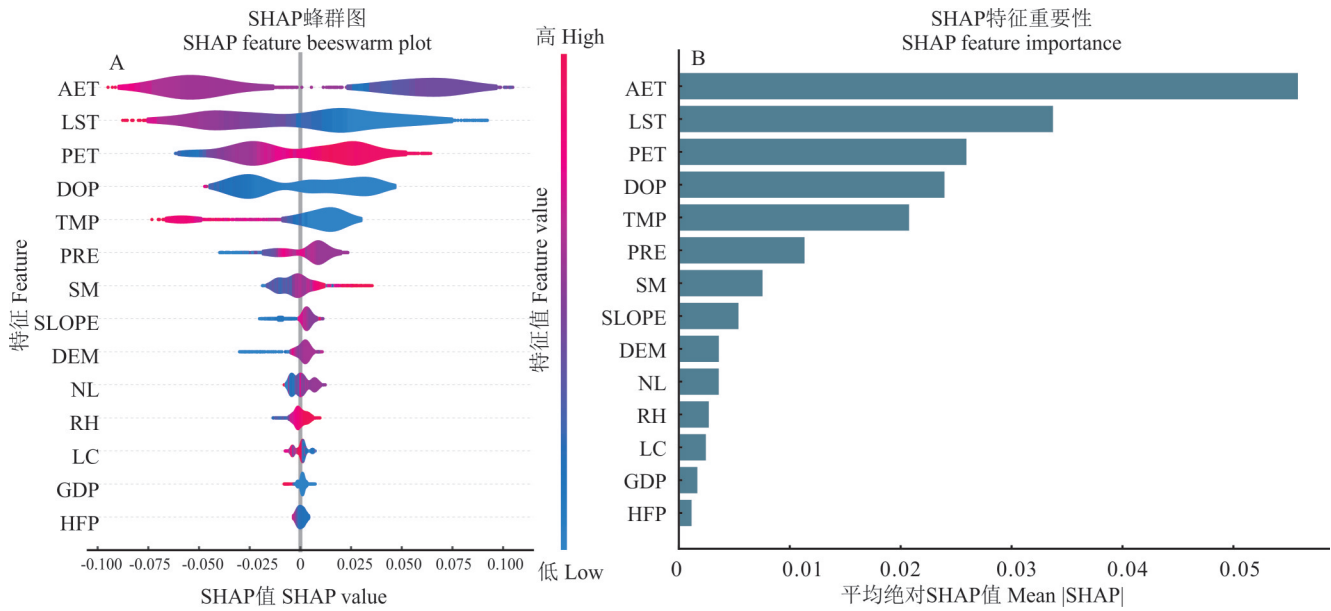


图 6 基于 SHAP 的 XGBoost 模型特征贡献方向 (A) 与重要性排序 (B) (测试集)

Fig. 6 SHAP-based XGBoost model contribution direction (A) and feature importance ranking (B) (test set)

AET: 实际蒸散发 Actual evapotranspiration; LST: 地表温度 Land surface temperature; PET: 潜在蒸散发 Potential evapotranspiration; DOP: 人口密度 Density of population; TMP: 温度 Temperature; PRE: 降水量 Precipitation; DEM: 数字高程模型 Digital elevation model; LC: 土地覆盖 Land cover; RH: 相对湿度 Relative humidity; SM: 土壤湿度 Soil moisture; HFP: 人类足迹 Human footprint; GDP: 国内生产总值 Gross domestic product; SLOPE: 坡度 Slope; NL: 夜间灯光指数 Nighttime light index. 下同 The same below.

表 6 特征类型重要性分析

Table 6 Importance analysis of feature types

特征 Feature	平均绝对 SHAP 值 Mean  SHAP	相对贡献率 Relative contribution (%)	表现过程 Embodiment process
气候 Climate	0.0225	60.84	主导水分—能量平衡 Dominant moisture—energy balance
社会经济 Socioeconomic	0.0075	20.48	人类活动与压力 Human activities and stress
静态特征 Static feature	0.0044	12.11	背景生境条件 Background habitat conditions
土地利用 Land use	0.0024	6.57	土地覆被与利用 Land cover and use

**2.2.4 特征依赖性分析** 12 个特征变量 SHAP 值和 RSEI 与其部分依赖关系如图 7, 其中 RSEI 驱动特征表现为 3 级梯度差异: 一级驱动中, AET 在 300~450 mm 时, RSEI 与 SHAP 值表现优良, 植被水分利用效率提升促进生态质量, AET 在 450~500 mm 则骤降, 成为生态恢复关键转折点, 超过 550 mm 后 RSEI 曲线趋于平缓, 水分充足时边际效应递减; LST 在 18~24 °C 时 RSEI 下降, SHAP 值与 LST 呈负相关, 高温会加剧蒸散发胁迫、降低植被活力, 进而影响 RSEI。二级驱动包含 PET、DOP、TMP、PRE, 其中 PET 在 830~850 mm 时快速拉升 RSEI, 在 500~700 mm 时 SHAP 值轻微负向 (-0.02), 干旱轻微抑制生态, PET 超过 800 mm 后 SHAP 值骤降至 -0.06; DOP 在 0~200 人·km<sup>-2</sup> 时 RSEI 下降, 超过 200 人·km<sup>-2</sup> 后影响趋于平缓, 体现城市化阈值效应; TMP 在 6~14 °C 内 RSEI 先上升后阶段式下降, SHAP 值在 7 °C 时达到峰值后下降, 高温会制约植被生长; PRE 在 500~570 mm 对 RSEI 影响较小, 600~650 mm 时 RSEI 呈跳跃式增加后回落至稳定, SHAP 值也呈相同变化趋势且在 650 mm 时达到峰值, 体现半干旱区水分利用效率峰值特征。三级驱动因子 SHAP 值均 < 0.01, 影响微弱或无显著影响, 具体来看, 负相关因子中 GDP 在 0~700 万元·km<sup>-2</sup>、大于 3000 万元·km<sup>-2</sup> 使 RSEI 断崖式下降 (高收益可能突破生态承载力), 同时 HFP 超过 17 时 RSEI 下降, 人类活动显现负效应; 正相关因子 RH、SM 对 RSEI 有正向收益, 分类因子 LC 以 10 为界 (4~10 为天然植被利用类型, 11~14 为湿地、农田、城市和建筑用地等人类活动用地), 地形因子

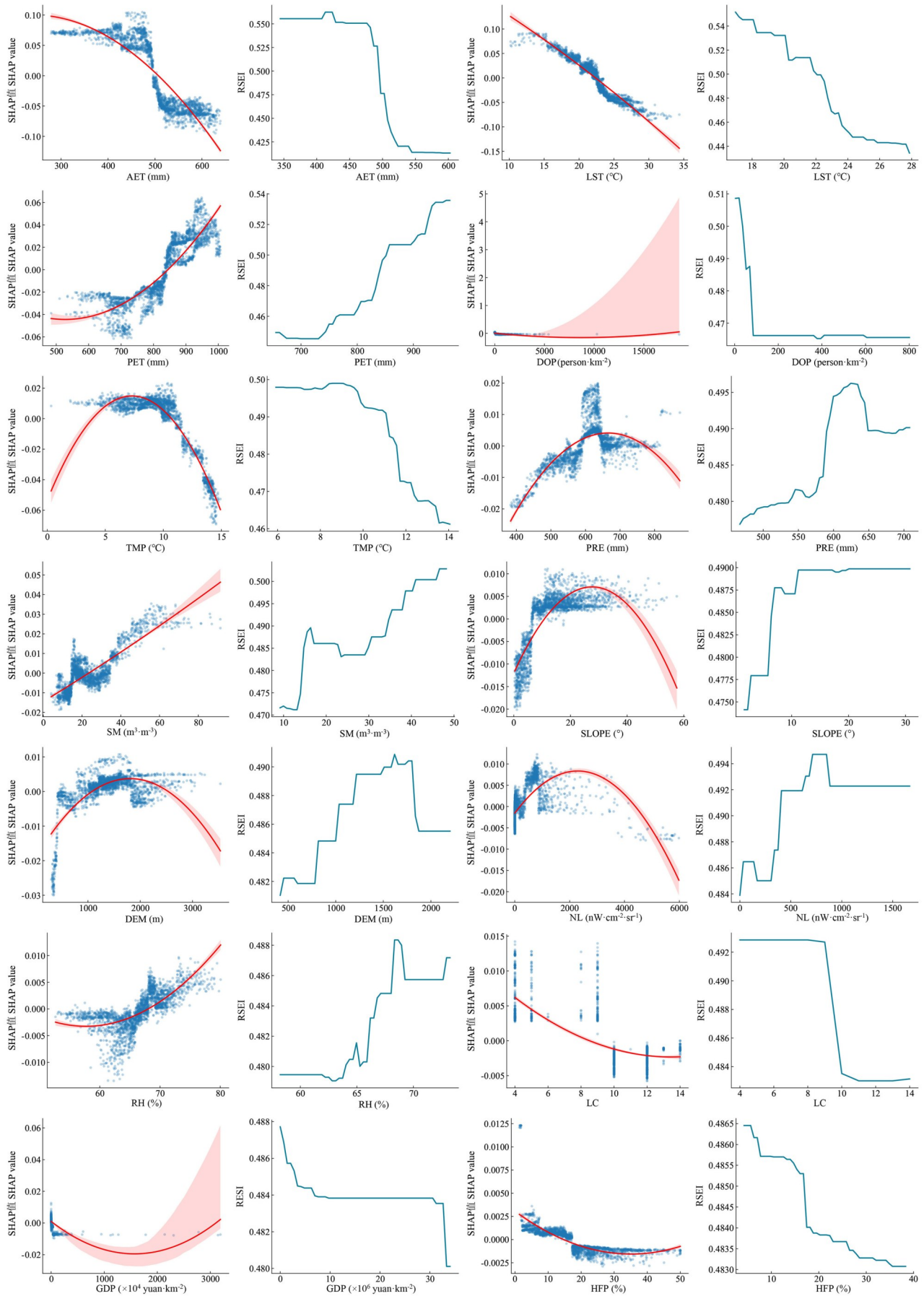


图7 特征变量SHAP值和RSEI与其部分依赖关系

Fig. 7 Characteristic variables SHAP values and RSEI with their partial dependencies

中 RSEI 和 SHAP 值随 DEM 增加先上升后下降, 尤其 DEM 超过 1750 m 后 RSEI 急剧下降(高海拔地区气候条件恶劣、植被稀少), SLOPE 增加, RSEI 先上升后趋于平稳, SLOPE < 12° 时 RSEI 随 SLOPE 增加显著上升, 超过 12° 后趋于平稳, 其余因子影响微弱。

**2.2.5 特征交互依赖性分析** SHAP 交互作用依赖可以反映特征间交互作用对 XGBoost 模型输出的影响。在博弈论框架下, 若两特征交互的 SHAP 值与其独立 SHAP 值之和同号且绝对值增大, 则定义为协同; 若异号或绝对值减小, 则为拮抗<sup>[35]</sup>。图 8 展示了 SHAP 值前 6 个特征之间的交互效应。

AET 的交互效应表现: 与 LST 呈正向交互, LST 较低时 AET 对 RSEI 的提升作用较弱; 20~25 °C 时提升作用相对更明显(植被蒸散发效率较高); 大于 28 °C 时 AET 增加反而使 RSEI 有所下降(高温加剧水分蒸发引发植被缺水); 与 PET 呈负向交互, PET 较低时 AET 对 RSEI 的提升作用较突出, PET 较高时该作用有所减弱(高 PET 削弱植被水分利用效率); 与 DOP 交互时, DOP < 150 人·km<sup>-2</sup> 时 AET 对 RSEI 的提升作用较明显, 大于 600 人·km<sup>-2</sup> 时 AET 增加反而使 RSEI 有所下降(高人口区蒸散发多来自不透水面而非植被)。LST 的交互效应: 与 PET 呈非线性交互, PET 较低时 LST 升高对 RSEI 的负面影响较弱, PET 较高时该负面影响表现得更突出(高温与高 PET 叠加加剧植被水分胁迫); 与 TMP 交互时, TMP 在 10~15 °C 时 LST 升高的影响较弱, 大于 20 °C 时负面影响相对更明显(高温与地表热量协同不利植被生长)。PET 的交互效应中, 与 PRE 交互的关联最突出: PRE > 550 mm 时 PET 增加对 RSEI 的影响较弱, 小于 400 mm 时负面影响表现得更明显(降水不足叠加高 PET 加剧植被缺水); 与 DOP 交互时, DOP < 150 人·km<sup>-2</sup> 时 PET 增加的影响较突出, 大于 600 人·km<sup>-2</sup> 时负面影响相对更明显(人类活动加剧水分无效蒸发)。DOP 的交互效应表现: 与 LST 交互时, DOP < 150 人·km<sup>-2</sup> 时 LST 升高的影响较弱, 大于 600 人·km<sup>-2</sup> 时负面影响表现得更突出(高人口区地表热量对植被危害更大); 与 PRE 交互时, DOP < 150 人·km<sup>-2</sup> 时降水对 RSEI 的提升作用较明显, 大于 600 人·km<sup>-2</sup> 时该作用有所减弱(城市化增加不透水面导致降水难以被植被利用)。TMP 的交互效应: 与 PRE 交互时, PRE > 550 mm 时 TMP 升高的影响较弱, 小于 400 mm 时负面影响相对更明显(高温与干旱叠加不利植被); 与 PET 交互时, TMP 在 10~15 °C 时 PET 增加的影响较弱, 大于 20 °C 时负面影响表现得更突出(高温与高 PET 协同加剧水分胁迫)。PRE 的交互效应中, 与 PET 交互的规律同前述 PET- PRE 交互趋势(PRE > 550 mm 时 PET 增加影响较弱, 小于 400 mm 时负面影响更明显, 因缺水加剧); 与 DOP 交互的规律同前述 DOP- PRE 交互趋势(DOP < 150 人·km<sup>-2</sup> 时降水对 RSEI 的提升作用较明显, 大于 600 人·km<sup>-2</sup> 时该作用有所减弱, 因不透水面阻碍水分利用)。

综合分析表明: 渭河流域 RSEI 的空间异质性是多种特征交互作用的结果, 特征之间存在复杂的协同与拮抗关系, 体现为“气候主控-人类活动放大”双重因素驱动: 气候因子(AET、LST、PET、TMP、PRE)通过水分热量平衡共同影响 RSEI, 其中降水是调节 PET 负面效应的关键, 而 20~25 °C 是水热协同的最优温度窗口; AET 与 LST 在适中温度范围内促进正向协同; PET 与 PRE 在降水充足区域产生负向拮抗。同时人口密度超过 600 人·km<sup>-2</sup>, 城市化通过热岛效应(放大 LST)和地表硬化(削弱 PRE 入渗)触发生态退化。综上, 渭河流域生态恢复需锚定“LST ≤ 25 °C、PRE > 550 mm、DOP < 150 人·km<sup>-2</sup>、AET 稳态增长”的协同区间, 在温和的气候条件和适度的人类活动条件下, 多因子协同可显著提升 RSEI。

### 3 讨论

#### 3.1 渭河流域 RSEI 时空变化

2000—2024 年, 渭河流域 RSEI 由 0.37 稳步上升至 0.53, 整体增幅达 43.2%, 年增长率为  $2.7 \times 10^{-3}$  ( $P < 0.01$ ), 与余欢等<sup>[16]</sup>的基于 2000—2020 年数据得出的“生态质量持续向好”结论一致, 但本研究将时序延长至 2024 年后发现, 2010 年之后流域整体进入“波动平台期”, 最大年际变幅 0.157, 显著高于 2000—2010 年的 0.082, 表明退耕还林(草)工程的边际效应递减<sup>[36]</sup>, 而快速城市化<sup>[37]</sup>成为新的波动源。空间上呈现“东南高西北低、边缘高中心低”的梯度, 与侯亚鹏等<sup>[21]</sup>所揭示的“南高北低, 东高西低”格局吻合; 秦岭北麓 1800 m 以上高海拔区持续发挥“生态脊梁”作用<sup>[38]</sup>, 而西安—咸阳都市圈则形成“RSEI 塌陷带”, 这主要是因为当地农田和城市区域的扩张, 西部

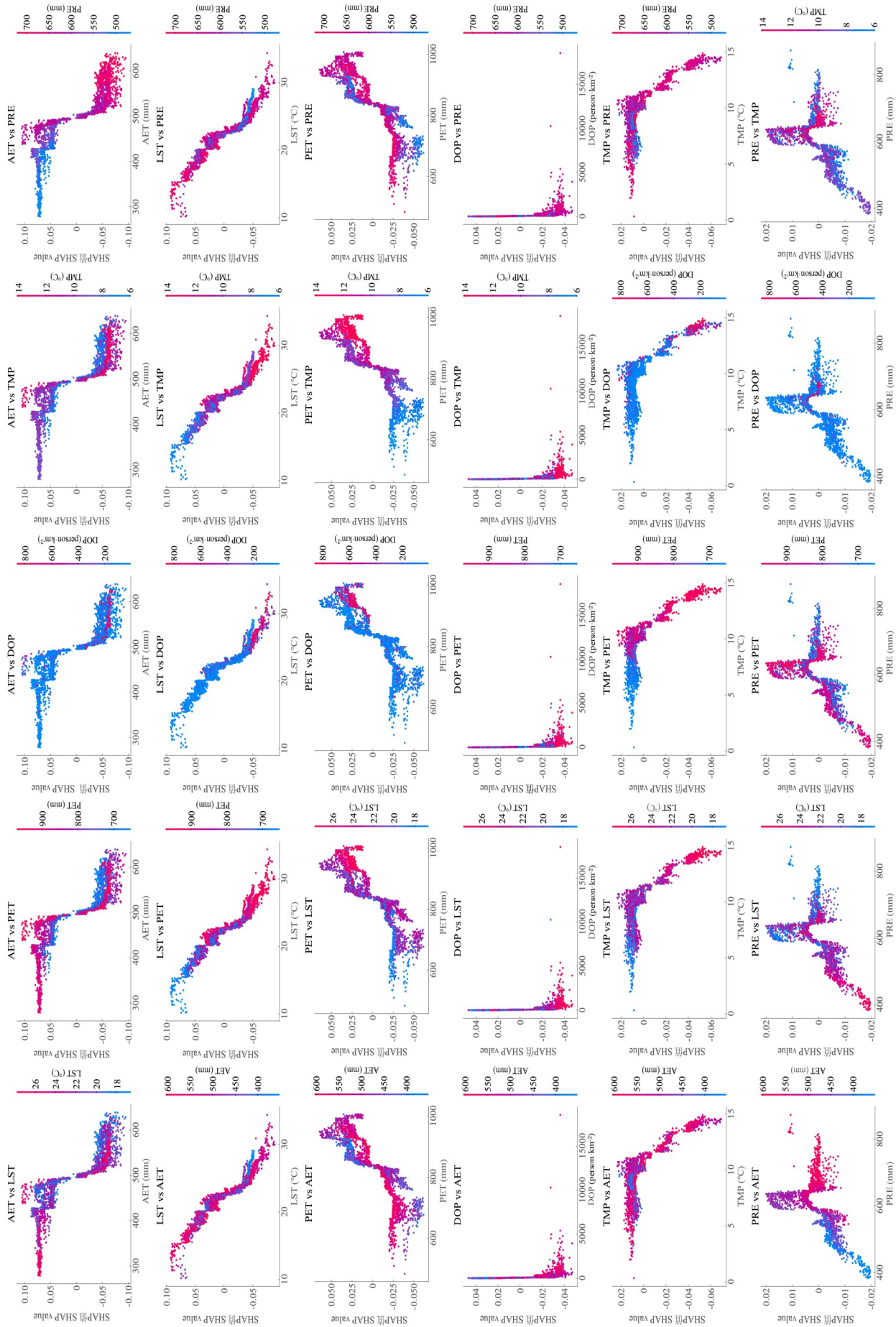


图 8 基于 SHAP 值的前 6 位关键特征交互效应  
Fig. 8 Interaction effect of the top 6 key features based on SHAP values

大开发战略的实施刺激了黄河流域陕西段社会经济快速发展<sup>[39-40]</sup>,以西安为中心的关中大型城市群逐步形成,2000—2022年建设用地从482 km<sup>2</sup>扩张至1215 km<sup>2</sup>,生境斑块总面积减少5.2%<sup>[41]</sup>,城镇扩张导致植被被大量砍伐造成RSEI的退化,同时“一核四极、两轴两带”的城镇发展格局<sup>[37]</sup>推动了建设用地增加,1990—2018年黄土高原建设用地面积增幅达49.6%<sup>[42]</sup>,印证了城镇化对生态空间的刚性挤占,加剧了生态环境恶化,导致植被恢复力下降,使RSEI呈现高波动趋势。RSEI差等区域面积已由2000年的41.7%锐减至2024年的14.3%,但优良区域仅由19.8%微增至23.6%,提示生态恢复已进入“瓶颈期”<sup>[43]</sup>。Hurst指数显示未来72.7%区域呈持续或反持续改善趋势,但24.4%的泾河上游矿区与都市圈西扩区存在持续退化风险,需引起高度关注。RSEI呈“东南高西北低”梯度,中等区扩张至主体,生态恢复进入瓶颈期,表明渭河流域RSEI转向“整体趋稳、局部波动”的新阶段。

### 3.2 RSEI空间异质性影响因素

XGBoost-SHAP解析表明,渭河流域生态质量空间分异受“气候主控—人类活动放大”双重驱动,且表现出显著阈值效应,与全国其他一级流域的发现具有可比性。

气候主控:AET和LST作为一级驱动,贡献度之和达60.8%,远高于社会经济因子(20.5%)。当AET>450 mm后,边际贡献骤降,出现“水分—能量饱和”拐点,与黄河流域“降水量与RSEI正相关但存在阈值”<sup>[44]</sup>结论一致。LST与RSEI在18~24℃区间呈显著负相关,表明高温通过加剧蒸散发胁迫削弱植被活力,这与黄河流域“气温>18℃后RSEI陡降”<sup>[45]</sup>的规律相符。

人类活动放大:DOP和GDP作为影响力较强的两个人类活动因子,当DOP<150人·km<sup>-2</sup>时,适度人类活动(节水滴灌、生态补水<sup>[46]</sup>)可小幅提升RSEI;当DOP>600人·km<sup>-2</sup>时,人为活动导致不透水面比例迅速增加,热岛效应放大LST负效应,导致RSEI显著下降,再次验证“人口密度阈值”在半干旱区<sup>[47]</sup>的普适性。GDP在0~700万元·km<sup>-2</sup>和大于3000万元·km<sup>-2</sup>两个区间均呈断崖式负向贡献,提示高强度产业集聚已突破区域生态承载阈值<sup>[48]</sup>。

交互作用:AET与LST在20~25℃内呈正向协同,可放大水分利用效率;当LST>28℃后转为负向拮抗。PET与PRE在PRE>550 mm时呈负向拮抗,干旱区则转为正向协同,进一步证实“降水—蒸散发”平衡是决定生态质量的核心杠杆,与淮河流域“PRE—PET交互”研究结果<sup>[49]</sup>一致。

### 3.3 区域对比与阈值效应验证

相关研究表明,黄河、长江及淮河流域的RSEI均呈“整体改善、阶段波动”的共性轨迹,但渭河流域年增速 $2.73 \times 10^{-3}$ 升幅处于中间水平,低于金沙江流域的 $3.55 \times 10^{-3}$ <sup>[50]</sup>,高于淮河流域“上升—下降—再上升”的折线斜率<sup>[51]</sup>。重庆、长白山等山地区域,RSEI对海拔和温度的响应存在显著阈值:重庆城区年均温>18℃时RSEI出现陡降<sup>[52]</sup>;长白山则在降水>800 mm且气温位于14~18℃时生态质量最优<sup>[53]</sup>。对比来看,渭河流域RSEI主导因素与上述区域高度一致,证实了“水分—能量—人类活动”耦合阈值在我国干旱半干旱过渡带的普适性。

### 3.4 管理启示与未来研究展望

综合多流域证据,未来渭河流域生态管理应:1)锁定阈值区间:在关中平原划定“LST≤25℃、AET 300~450 mm、DOP<150人·km<sup>-2</sup>”的刚性生态红线,对超出阈值的区域实行城镇增长边界管控与产业准入负面清单制度。2)强化协同治理:借鉴“城市海绵”<sup>[54-55]</sup>和城市绿道<sup>[56]</sup>经验,推广基于AET的水权交易与跨区县横向补偿,降低渭河流域59.3%高波动区的不确定性风险;对泾河上游矿区,可引入“地质—生态”一体化修复技术<sup>[53]</sup>,通过地形重塑+土壤改良+耐旱植被<sup>[57]</sup>快速定植,阻断24.4%持续退化区的蔓延。

## 4 结论

渭河流域2000—2024年RSEI由0.37升至0.53,整体呈先升后稳的波动改善,空间上形成“东南高西北低、秦岭北麓为生态脊梁、关中城市群塌陷”的格局,差等区面积缩减27.4%,中等区扩张为主体,优等区增长缓慢,生态恢复进入瓶颈期。未来72.7%区域仍将延续改善趋势,但泾河上游矿区及都市圈西扩区24.4%面积存在持续退化风险,高波动区占59.3%。XGBoost-SHAP模型揭示,气候因子决定生态质量空间分异,其中实际蒸散

发、地表温度、降水量为关键因素,气候协同最优区间:LST 20~25 °C、PRE 550~600 mm、AET 300~450 mm;人类活动带来的负效应急剧放大,人类活动警戒阈值为DOP 150 人·km<sup>-2</sup>。形成“气候主控—人类活动放大”的双重驱动机制。

### 参考文献 References:

- [1] Sun C F, Li Q, Liu Y, *et al.* Human activities have more impacts on the recent discharge reduction of the largest tributary of the Yellow River relative to last three centuries. *Science of the Total Environment*, 2023, 890: 164217—164225.
- [2] Liu W. Variation in water deficit and its association with climate indices in Weihe River Basin, China. *Atmosphere*, 2024, 15(3): 339.
- [3] Cui Y, Wang Y, Lü Y, *et al.* Comparative study on industrial coordinated development of urban agglomerations in western China: take Chengdu-Chongqing and Guanzhong Plain Urban Agglomerations as an example. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2024, 40(1): 45—55.  
崔琰, 王英, 吕园, 等. 西部城市群产业协同发展研究——以成渝和关中平原城市群为例. *西安理工大学学报*, 2024, 40(1): 45—55.
- [4] Roche P K, Campagne C S. From ecosystem integrity to ecosystem condition: A continuity of concepts supporting different aspects of ecosystem sustainability. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2017, 29: 63—68.
- [5] Berger A R, Hodge R A. Natural change in the environment: A challenge to the pressure-state-response concept. *Social Indicators Research*, 1998, 44(2): 255—265.
- [6] Huang B, Shao J B, Meng W J, *et al.* Assessment on environmental quality of estuary ecosystem of Jiaojiang River based on press-state-response model. *Wetland Science*, 2016, 14(6): 825—831.  
黄备, 邵君波, 孟伟杰, 等. 利用PSR模型的椒江河口生态系统环境质量评价. *湿地科学*, 2016, 14(6): 825—831.
- [7] Khatun R, Das S. Exploring ecosystem health of wetlands in Rarh tract of West Bengal through V-O-R model. *Ecological Informatics*, 2022, 72: 101840.
- [8] Zhou Q G, Peng C H, Liu X W, *et al.* Ecosystem health assessment of water level fluctuating zone in Three Gorges Reservoir Area based on VOR model. *Research of Soil and Water Conservation*, 2022, 29(5): 310—318.  
周启刚, 彭春花, 刘栩位, 等. 基于VOR模型的三峡库区消落带2010—2020年生态系统健康评价. *水土保持研究*, 2022, 29(5): 310—318.
- [9] Xu H Q. A remote sensing urban ecological index and its application. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(24): 7853—7862.  
徐涵秋. 城市遥感生态指数的创建及其应用. *生态学报*, 2013, 33(24): 7853—7862.
- [10] Xu Y J, Yang X C, Xing X Y, *et al.* Coupling eco-environmental quality and ecosystem services to delineate priority ecological reserves—A case study in the Yellow River Basin. *Journal of Environmental Management*, 2024, 365: 121645.
- [11] Li R Z. Dynamic assessment on regional eco-environmental quality using AHP-statistics model—A case study of Chaohu Lake Basin. *Chinese Geographical Science*, 2007, 17(4): 341—348.
- [12] Amindin A, Blaschke T, Bordbar M, *et al.* Leveraging GEE and machine learning algorithm in dynamic modeling of eco-environmental quality. *Environmental and Sustainability Indicators*, 2025, 27: 100818.
- [13] Shi T T, Xu H Q, Sun F Q, *et al.* Remote-sensing-based assessment of regional ecological changes triggered by a construction project: a case study of Aojiang River Watershed. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(18): 6687—6696.  
施婷婷, 徐涵秋, 孙凤琴, 等. 建设项目引发的区域生态变化的遥感评估——以敖江流域为例. *生态学报*, 2019, 39(18): 6687—6696.
- [14] Liu Y, Xu W H, Hong Z H, *et al.* Integrating three-dimensional greenness into RSEI improved the scientificity of ecological environment quality assessment for forest. *Ecological Indicators*, 2023, 156: 111092.
- [15] Miao W N, Chen Y, Kou W L, *et al.* The HANTS-fitted RSEI constructed in the vegetation growing season reveals the spatiotemporal patterns of ecological quality. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 14686.
- [16] She H, Li P, Wang X K, *et al.* Spatial and temporal changes and its driving factors of ecological environment quality in Weihe River basin from 2000 to 2020. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2025, 45(1): 317—326.  
余欢, 李鹏, 王孝康, 等. 2000—2020年渭河流域生态环境质量时空变化及其驱动因素. *水土保持通报*, 2025, 45(1): 317—326.
- [17] Sagi O, Rokach L. Approximating XGBoost with an interpretable decision tree. *Information Sciences*, 2021, 572: 522—542.

- [18] Li Y Y, Chang J X, Wang Y M, *et al.* Spatiotemporal responses of runoff to land use change in Wei River Basin. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(15): 232–238.  
黎云云, 畅建霞, 王义民, 等. 渭河流域径流对土地利用变化的时空响应. *农业工程学报*, 2016, 32(15): 232–238.
- [19] Xu H Q. A remote sensing index for assessment of regional ecological changes. *China Environmental Science*, 2013, 33(5): 889–897.  
徐涵秋. 区域生态环境变化的遥感评价指数. *中国环境科学*, 2013, 33(5): 889–897.
- [20] Xu W J, Song J X, Long Y Q, *et al.* Analysis and simulation of the driving mechanism and ecological effects of land cover change in the Weihe River Basin, China. *Journal of Environmental Management*, 2023, 344: 118320.
- [21] Hou Y P, Long B, Liu G, *et al.* Study on the ecological environmental spatio-temporal evolution in the Gansu section of the Weihe River basin. *Environmental Ecology*, 2024, 6(5): 19–26.  
侯亚鹏, 龙斌, 刘高, 等. 渭河流域(甘肃段)生态环境质量时空演变. *环境生态学*, 2024, 6(5): 19–26.
- [22] Xu Y, Dai Q Y, Lu Y G, *et al.* Identification of ecologically sensitive zones affected by climate change and anthropogenic activities in southwest China through an NDVI-based spatial-temporal model. *Ecological Indicators*, 2024, 158: 111482.
- [23] Wang Y B, Zhang G Y, Liu Y Y, *et al.* Study on the evolution of vegetation pattern and its driving mechanism in Yanhe River Basin. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 2024, 40(8): 985–995.  
王亦波, 张格语, 刘洋洋, 等. 延河流域植被格局演变及其驱动机制研究. *生态与农村环境学报*, 2024, 40(8): 985–995.
- [24] Tong S Q, Zhang J Q, Bao Y H, *et al.* Analyzing vegetation dynamic trend on the Mongolian Plateau based on the Hurst exponent and influencing factors from 1982–2013. *Journal of Geographical Sciences*, 2018, 28(5): 595–610.
- [25] Xiao T, Wang C Z, Feng M, *et al.* Dynamic changes in grassland coverage in the Sanjiangyuan region of Qinghai from 2000 to 2011. *Acta Agrestia Sinica*, 2014, 22(1): 39–45.  
肖桐, 王昌佐, 冯敏, 等. 2000–2011年青海三江源地区草地覆盖度的动态变化特征. *草地学报*, 2014, 22(1): 39–45.
- [26] Huang Y, Song H Q, Wu H, *et al.* Spatiotemporal dynamics of vegetation carbon use efficiency and its relationship with hydrothermal factors in Inner Mongolia Autonomous Region. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2024, 44(5): 358–368.  
皇彦, 宋海清, 吴昊, 等. 内蒙古自治区植被碳利用效率时空动态及其与水热因子的关系. *水土保持通报*, 2024, 44(5): 358–368.
- [27] Wu X, Zhang X Y, Long A C, *et al.* Revealing the drivers of land surface temperature variation in Guiyang City using XGBoost and SHAP. *Environmental Science and Technology*, 2024, 47(8): 155–166.  
吴雪, 张显云, 龙安成, 等. 采用XGBoost+SHAP揭示贵阳市地表温度的驱动力因子. *环境科学与技术*, 2024, 47(8): 155–166.
- [28] Takefuji Y. Beyond XGBoost and SHAP: Unveiling true feature importance. *Journal of Hazardous Materials*, 2025, 488: 137382.
- [29] Li W Q, Xie J C, Li J X, *et al.* Watershed ecological compensation allocation method based on improved Shapley value solution. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2013, 33(1): 255–261.  
李维乾, 解建仓, 李建勋, 等. 基于改进Shapley值解的流域生态补偿额分摊方法. *系统工程理论与实践*, 2013, 33(1): 255–261.
- [30] Zhao J J, Wang K. How to apply interpretable machine learning methods to prediction research in public administration? —A case study on economies of scale in local governments. *Chinese Public Administration*, 2025, 41(3): 76–89.  
赵聚军, 王坤. 可解释机器学习如何应用于公共管理中的预测研究——以地方政府规模经济效应为例. *中国行政管理*, 2025, 41(3): 76–89.
- [31] Das P, Kashem A. Hybrid machine learning approach to prediction of the compressive and flexural strengths of UHPC and parametric analysis with Shapley additive explanations. *Case Studies in Construction Materials*, 2024, 20: e02723.
- [32] Moretti S, Patrone F. Transversality of the Shapley value. *TOP*, 2008, 16(1): 1–41.
- [33] Lanitis A, Taylor C J, Cootes T F. A unified approach to coding and interpreting face images//*Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Computer Vision*. Cambridge: IEEE Press, 1995: 368–373.
- [34] Lundberg S M, Erion G, Chen H, *et al.* From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2(1): 56–67.
- [35] Bakas I, Kontoleon K J. ANNs and game theory SHAP algorithms quantifying the contribution of geometric and temperature-dependent material properties to the thermal response of concrete walls exposed to elevated temperatures. *Construction and Building Materials*, 2025, 493: 143121.

- [36] He Z X, Geng G P, Zheng R L. Variation characteristics and its driving forces of fractional vegetation cover in the Shaanxi section of the Yellow River Basin under the background of the grain for green program. *Environmental Science*, 2025, 46(2): 1–19.  
何祖鑫, 耿广坡, 郑若琳. 退耕还林还草背景下黄河流域陕西段植被覆盖度变化特征及驱动力分析. *环境科学*, 2025, 46(2): 1–19.
- [37] He H J, Wang Z, Dong J F, *et al.* Synergy and trade-off between vegetation change and urbanization development in the Yellow River Basin of Shaanxi Province based on satellite remote sensing data. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(9): 3536–3545.  
何慧娟, 王钊, 董金芳, 等. 陕西黄河流域植被变化与城镇化协同权衡关系研究——基于卫星遥感数据. *生态学报*, 2022, 42(9): 3536–3545.
- [38] Wang B, Yue D P, Zhang J. “Harmonizing the north and south, benefiting the world”: Geoscientific interpretation of the ecological significance of the Qinling Mountains. *Geography Education*, 2022(12): 3–8.  
王斌, 岳大鹏, 张瑾. “和合南北、泽被天下”: 秦岭生态意义的地质解读. *地理教育*, 2022(12): 3–8.
- [39] Guo X D. Research on rural settlement development and spatial structure in Loess Hilly Area. Lanzhou: Lanzhou University, 2007.  
郭晓东. 黄土丘陵区乡村聚落发展及其空间结构研究. 兰州: 兰州大学, 2007.
- [40] Lei Z D. Conform and restructure. Xi’an: Xi’an University of Architecture and Technology, 2005.  
雷振东. 整合与重构. 西安: 西安建筑科技大学, 2005.
- [41] Chen J H. The response of ecological environment quality in Guanzhong Region to the expansion of urban and rural construction land. Xi’an: Chang’an University, 2023.  
陈锦鸿. 关中地区生态环境质量对城乡建设用地扩张的响应研究. 西安: 长安大学, 2023.
- [42] Li Z S, Yang L, Wang G L, *et al.* The management of soil and water conservation in the Loess Plateau of China: Present situations, problems, and counter-solutions. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(20): 7398–7409.  
李宗善, 杨磊, 王国梁, 等. 黄土高原水土流失治理现状、问题及对策. *生态学报*, 2019, 39(20): 7398–7409.
- [43] Chu H M, He S F, He J L, *et al.* Research on the spatiotemporal differentiation characteristics of urban ecological resilience in the Yellow River Basin based on PSR model. *Research of Soil and Water Conservation*, 2025, 32(4): 396–404.  
初慧敏, 贺山峰, 何佳临, 等. 基于 PSR 模型的黄河流域城市生态韧性时空分异特征研究. *水土保持研究*, 2025, 32(4): 396–404.
- [44] Wen G C, Wu B J, Wang L, *et al.* Analysis of eco-environmental geological problems and their driving forces in the Henan section of the Yellow River Basin, China. *Sustainability*, 2023, 15(8): 6818.
- [45] Wang B, Li P, Xu G C, *et al.* Temporal and spatial variation characteristics of annual temperature in China’s first-level basin. *Resources Science*, 2019, 41(1): 152–163.  
王斌, 李鹏, 徐国策, 等. 中国一级流域年气温的时空变化特征. *资源科学*, 2019, 41(1): 152–163.
- [46] Aizizi Y, Kasimu A, Liang H, *et al.* Evaluation of ecological space and ecological quality changes in urban agglomeration on the northern slope of the Tianshan Mountains. *Ecological Indicators*, 2023, 146: 109896.
- [47] Wang R F, Lyu B Q, Zhang W J. Vegetation dynamics and their responses to climate change in the Yellow River Basin: Based on climatic wet and dry zoning scales. *Arid Land Geography*, 2025, 48(6): 973–984.  
王瑞芳, 吕宝奇, 张文静. 黄河流域植被动态及其对气候变化的响应——基于气候干湿分区尺度. *干旱区地理*, 2025, 48(6): 973–984.
- [48] Huang Z Q. Partial least squares regression analysis to factor of influence for ecological footprint. *Cluster Computing*, 2019, 22(3): 6425–6433.
- [49] An Y H, Liu J, Zhang J Q, *et al.* Comparative researches on the provenance indicators of Huaihe River, Yangtze River and Yellow River sediments. *Quaternary Sciences*, 2020, 40(3): 837–850.  
安郁辉, 刘健, 张军强, 等. 淮河与长江和黄河沉积物的物源识别指标比较研究. *第四纪研究*, 2020, 40(3): 837–850.
- [50] Zhang P, Qi S, Lai J L, *et al.* Spatiotemporal changes and driving factors of ecological quality in the Jinsha River Basin based on RSEI. *Environmental Science*, 2025, 46(3): 1–18.  
张鹏, 齐实, 赖金林, 等. 基于 RSEI 的金沙江流域生态环境质量时空变化及驱动因素分析. *环境科学*, 2025, 46(3): 1–18.
- [51] Yu H J, Zhang F M, Ma H, *et al.* Spatio-temporal evolution and driving factors of ecological environment quality in the Huaihe River Basin based on RSEI. *Environmental Science*, 2024, 45(7): 4112–4121.

- 余慧婕, 张方敏, 马赫, 等. 基于遥感生态指数的淮河流域生态环境质量时空演化及其驱动因素分析. 环境科学, 2024, 45(7): 4112—4121.
- [52] Wang Y X, Xu Y Y, Yang J J, *et al.* Dynamic monitoring and spatio-temporal pattern evolution analysis of eco-environmental quality in Chongqing based on remote sensing. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(15): 6278—6292.  
王永祥, 徐园园, 杨佳嘉, 等. 基于 Landsat 的重庆市生态环境质量动态监测及其时空格局演变分析. 生态学报, 2023, 43(15): 6278—6292.
- [53] Ma Y F, Li J P, Chen C S, *et al.* Spatial and temporal variation of remote sensing ecological index and its climate response in Changbai Mountains Region. *Desert and Oasis Meteorology*, 2023, 17(2): 91—97.  
马云飞, 李建平, 陈长胜, 等. 长白山地区遥感生态指数时空变化及其气候响应. 沙漠与绿洲气象, 2023, 17(2): 91—97.
- [54] Chen J, Fang L X, Zhu C W. Sponge city construction in mountain park in the semi-arid areas of northwest China—taking Xining Botanical Garden as an example. *Chinese Landscape Architecture*, 2022, 38(S1): 86—90.  
陈静, 方路行, 朱程伟. 西北半干旱地区山地公园海绵城市建设实践——以西宁市植物园为例. 中国园林, 2022, 38(S1): 86—90.
- [55] Li Z, Teng H F. Investigation on sponge city construction status in the semi-arid region of western China and research on sample model innovation——taking Xifeng District of Qingyang City as an example. *Intelligent Building & Smart City*, 2025(6): 17—22.  
李祯, 滕海峰. 西部半干旱区海绵城市建设现状调查及样本模式创新研究——以庆阳市西峰区为例. 智能建筑与智慧城市, 2025(6): 17—22.
- [56] Yang Y, Wang Q, Sun C. A spatial layout of green-grey-blue facilities in semi-arid cities based on waterlogging prevention and control. *Architecture & Culture*, 2025(2): 245—249.  
阳焯, 王琦, 孙晨. 基于内涝防治的半干旱城市绿-灰-蓝设施空间分布研究. 建筑与文化, 2025(2): 245—249.
- [57] Guasconi D, Cousins S, Manzoni S, *et al.* Spatial and temporal variability in soil and vegetation carbon dynamics under experimental drought and soil amendments. *EGUsphere*, 2023, 2023: 1—28.