

李晓鹏,李康,徐静,等.基于XGBoost-SHAP方法的黄土高原生态质量演变及驱动因素分析[J].中国沙漠,2026,46(3):175-186.

基于XGBoost-SHAP方法的黄土高原生态质量演变及驱动因素分析

李晓鹏^a,李康^a,徐静^b,贾富贵^a,雷双^a

(兰州财经大学 a.农林经济管理学院 / b.会计学院,甘肃兰州 730020)

摘要:为研究黄土高原生态质量的长期演变并揭示其驱动机制,本文以2000—2025年为研究期,基于遥感生态指数(RSEI)构建生态质量时空序列,开展等级结构与转移特征分析,并结合Sen趋势估计与Mann-Kendall检验识别变化方向及显著性;在驱动机制方面,选取2000、2010、2020年为代表年份,整合气候、地形、土地利用及人类活动等因子,构建XGBoost模型并引入SHAP实现贡献分解与非线性响应识别。结果表明:(1)黄土高原多年RSEI均值为0.449,生态质量空间格局呈东南高、西北低的梯度分异,等级结构以一般与较差为主体,高等级区域呈带状或斑块状集聚;(2)2000—2025年生态质量整体改善,RSEI年均值由0.395升至0.474,低等级面积占比由53.86%降至35.40%,等级结构向中高等级方向调整;(3)5 a尺度等级转移以稳定保持为主,稳定比例为65.99%~80.32%,转移以相邻等级间的渐进转换为主要形式,不同阶段改善与退化强度存在差异;(4)驱动因素中水分相关因子稳定主导,年降水量与水分亏缺贡献居前,关键因子存在阈值与分段响应特征,表现为坡度约在10°附近由弱负贡献转为正贡献、年降水量约在400 mm附近由抑制转为促进、水分亏缺约在50 mm附近由正向或近零贡献跃迁为稳定负贡献。研究结果可为黄土高原生态质量的长期监测评估、分区治理与生态工程优化提供定量依据与机制参考。

关键词:黄土高原;RSEI;时空演变;等级转移;XGBoost;SHAP;驱动因素

文章编号:1000-694X(2026)03-175-12

DOI:10.7522/j.issn.1000-694X.2026.00032

中图分类号:X826

文献标志码:A

0 引言

黄土高原地处黄河中游关键地带,地形破碎且侵蚀强烈,是黄河泥沙来源的重要区域之一,其生态系统稳定性与水土保持过程紧密相关^[1]。近二十年来,以退耕还林还草为代表的生态工程推动了植被恢复与景观格局调整,但植被扩张伴随的水分消耗与供需约束也逐渐成为生态恢复成效评价中需要同步审视的维度^[2]。已有研究从生态系统服务视角指出,植被覆盖提升对服务功能的增益并非线性叠加,而是存在一定阈值与权衡关系^[3];同时,植被变化与区域水分循环之间可能存在反馈,单纯以增绿表征生态改善易忽略水文过程的响应差异^[4]。在气候变暖与人类活动持续叠加的背景下,黄土高原生态质量的长期演变轨迹及其限制性因子识别,已

成为流域生态治理与差异化管控的重要科学基础^[5-6]。

生态质量的客观量化是上述工作的前提。相较于NDVI、FVC等单一指标,遥感生态指数RSEI通过综合绿度、湿度、热度与干度信息,实现对生态状况的多维表征,已成为区域生态质量评估的常用方法之一^[7]。近年来,面向长时序遥感大数据的云端处理能力显著提升,使得流域或区域尺度的连续监测更具可行性;在黄土高原及类似地表类型区,基于云平台的RSEI时序计算与跨传感器一致性处理,为开展长期演变分析提供了方法支撑^[8-9]。与此同时,针对地形破碎且梯度显著的黄土高原,生态质量空间格局与关键因子贡献的精细识别仍需要在像元尺度进一步深化,尤其需要关注非线性响应

收稿日期:2026-01-09;改回日期:2026-03-02

资助项目:兰州财经大学科研专项经费;兰州财经大学2025年度高等教育研究项目(LJY202513);兰州财经大学数字化赋能交叉融合课程

作者简介:李晓鹏(1981—),女,甘肃天水人,博士,教授,研究方向为生态环境与区域发展。E-mail:lixiaopeng1396@163.com

与交互调制效应^[10-11]。

驱动机制解析方面,传统线性统计或单一归因方法往往难以充分反映生态系统对环境因子的非线性响应及其复交互。梯度提升树模型XGBoost具有较强的非线性拟合能力与泛化表现,已被广泛用于复杂生态环境系统的预测与归因建模^[12-13];在遥感生态指数与多源驱动因子耦合研究中,有研究尝试通过改进型RSEI与多模型对比来提升评价稳健性^[14],并在资源开发或强扰动区域开展生态质量综合评估,为人类活动影响识别提供了经验^[15]。然而,机器学习模型的可解释性不足仍可能限制机制阐释深度。SHAP方法可将模型输出分解为各因子的边际贡献,实现重要性排序与响应曲线的可视化表达,为阈值识别与交互解释提供了统一框架^[16];相关研究已将该框架用于土地退化或生态质量评价过程,以增强高精度与可解释兼顾的归因能力^[17]。

基于上述背景,本研究以黄土高原为对象,构建2000—2025年长时序RSEI数据集,研究生态质量的空间格局及其阶段演变,并在像元尺度开展趋势与等级转移分析,以揭示生态质量变化的主要路径与空间差异。在驱动机制层面,综合自然环境因子与人类活动因子开展XGBoost建模,并引入SHAP解释框架解析关键因子的非线性响应与交互效应,从而为生态工程成效评估与差异化生态修复

布局提供定量依据。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

黄土高原位于黄河中游地区,地跨山西、陕西、甘肃等多个省区,地势总体呈现西北高、东南低的特征,地貌形态破碎复杂,沟壑纵横,是全球水土流失较为严重的区域之一^[18]。该区域大陆性季风气候显著,水热条件的空间异质性较强,年降水量总体由东南向西北递减,该环境梯度深刻影响区域的植被地带性分布。由图1可知,研究区土地利用空间格局分异明显:耕地集中分布于河谷平原及地势相对平缓的东南部;林地多分布于水分条件相对较好的南部秦岭北麓及部分土石山区;草地广泛覆盖于中部及北部的黄土丘陵沟壑区;而未利用地则主要分布在西北部的干旱边缘地带。作为国家生态安全屏障的重要组成部分,黄土高原近年来通过实施大规模生态修复工程,地表植被覆盖度大幅提升,但受制于干旱缺水的自然本底,生态系统整体仍表现出一定的脆弱性。

1.2 数据来源与预处理

本文以黄土高原生态质量变化为研究对象,选取RSEI作为综合评价指标。RSEI的影像构建、指

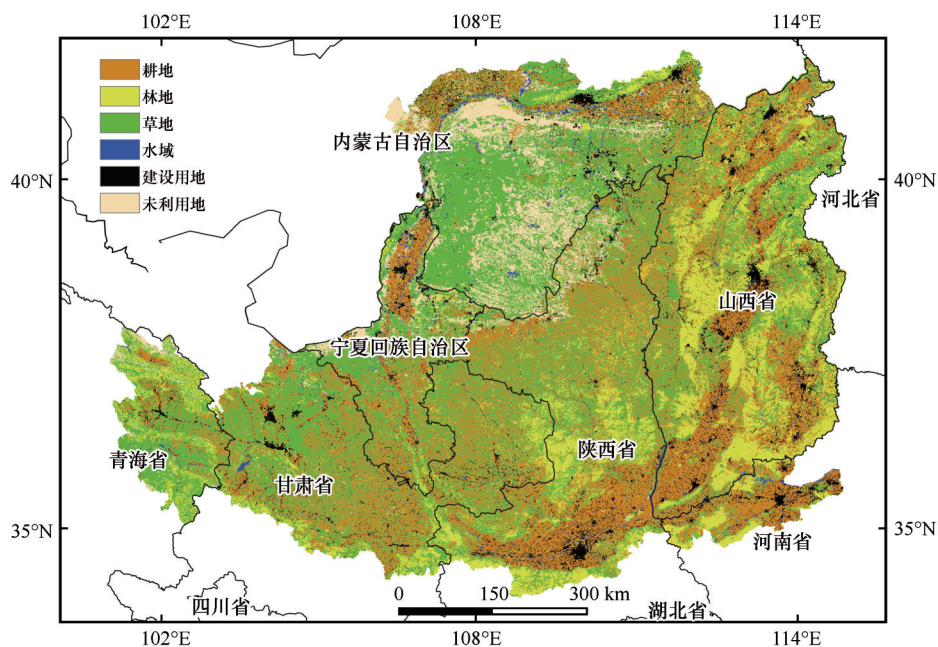


图1 黄土高原土地利用

Fig.1 Land use on the Loess Plateau

数计算与数据预处理均在 Google Earth Engine (GEE)云平台完成,其所需植被指数、地表温度、湿度与干燥度等分量来自 MODIS 系列产品,各分量经标准化处理并通过主成分分析法构建 RSEI,最终统一至 1 km 空间分辨率。气候驱动因子来源于 TerraClimate 气候数据集,选取年降水量、年均气温与水分亏缺指标,并通过时间尺度转换与空间重投影、重采样处理统一至 1 km。人类活动因子方面,建成区比例来自全球人类住区层 (GHSL) Built-up Surface 数据集,该产品以栅格形式提供不同时期建成表面的面积信息,原始分辨率为 100 m,提取 2000、2010、2020 年建成区信息并计算像元尺度比例;人口密度数据来自 NASA 发布的 GPW v4.11 数据集,数据原始分辨率约为 1 km。地形因子方面,DEM 采用 SRTM 数据集,其初始分辨率为 30 m,坡度由 DEM 计算获得;在空间处理过程中,高分辨率数据采用像元平均法进行聚合,低分辨率数据通过双线性插值重采样至目标分辨率,从而构建时空一致的多源驱动因子数据库,为后续模型分析提供数据基础。

1.3 研究方法

1.3.1 RSEI 构建

为综合表征研究区生态质量,本文在 GEE 平台基于 MODIS 系列产品构建 RSEI, RSEI 由绿度 (NDVI)、湿度 (WET)、干度 (NDBSI) 与热度 (LST) 4 个分量组成。NDVI 采用 MOD13A1 的 NDVI 波段; LST 由 MOD11A2 的日间地表温度换算获得:

$$LST = LST_{\text{raw}} \times 0.02 - 273.15 \quad (1)$$

WET 基于 MOD09A1 地表反射率采用改进缨帽变换计算:

$$WET = 0.1147\rho_1 + 0.2489\rho_2 + 0.2408\rho_3 + 0.3132\rho_4 - 0.3122\rho_5 - 0.6416\rho_6 - 0.5087\rho_7 \quad (2)$$

式中: WET 为湿度分量; ρ_1 到 ρ_7 为地表反射率各波段值,分别对应: ρ_1 红光 (Band1)、 ρ_2 近红外 (Band2)、 ρ_3 蓝光 (Band3)、 ρ_4 绿光 (Band4)、 ρ_5 短波红外 1 (Band5)、 ρ_6 短波红外 2 (Band6)、 ρ_7 短波红外 3 (Band7)。

NDBSI 由裸土指数 (BI) 与改进建筑指数 (IBI) 构建:

$$NDBSI = \frac{IBI + BI}{2} \quad (3)$$

为降低云层影响, MOD09A1 依据 QA 波段进行掩膜;同时利用 MNDWI 构建水体掩膜后在非水体

区域计算各分量。为减少极端值干扰, 4 个分量均在研究区内采用 1%~99% 分位拉伸归一化。随后对归一化后的 4 个分量进行主成分分析,取第一主成分表征综合生态状况,并依据 NDVI 在第一主成分载荷的符号进行方向一致化,最终将其归一化得到 RSEI:

$$RSEI = \frac{PCA_1 - \min(PCA_1)}{\max(PCA_1) - \min(PCA_1)} \quad (4)$$

参考相关文献并结合研究区现状^[19], 本文将 RSEI 划分为五级: 极差 (0~0.2)、较差 (0.2~0.4)、一般 (0.4~0.6)、良好 (0.6~0.8) 和极好 (0.8~1.0) 5 个等级。

1.3.2 Sen 趋势分析与 Mann-Kendall 检验

为定量分析研究期内 RSEI 的变化方向、变化幅度及其统计显著性, 本文采用 Sen 斜率估计与 Mann-Kendall (M-K) 检验相结合的非参数方法。该方法对样本分布形式要求较弱, 且对异常值不敏感, 适用于遥感时序数据的趋势识别。

Sen 趋势计算公式为:

$$\beta = \text{Median} \frac{X_k - X_m}{k - m} \quad (1 \leq m < k \leq n) \quad (5)$$

式中: X_k 与 X_m 分别表示第 k 年与第 m 年的 RSEI 值。 $\beta > 0$ 表示生态环境质量总体呈上升趋势, $\beta < 0$ 表示总体呈下降趋势。

M-K 检验计算公式为:

$$T = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{m=k+1}^n \text{sign}(X_k - X_m) \quad (6)$$

$$Z = \begin{cases} \frac{T - 1}{\sqrt{\sigma^2(T)}} & (T > 0) \\ 0 & (T = 0) \\ \frac{T + 1}{\sqrt{\sigma^2(T)}} & (T < 0) \end{cases} \quad (7)$$

式中: T 为 Mann-Kendall 检验统计量; n 为时间序列长度; X_k 与 X_m 分别表示第 k 年与第 m 年的 RSEI 值; sign 为符号函数, 当 $X_k - X_m > 0$ 时取 1, 当 $X_k - X_m = 0$ 时取 0, 当 $X_k - X_m < 0$ 时取 -1; $\sigma^2(T)$ 为统计量 T 的方差; Z 为标准化统计量。参考相关文献并结合研究区地理概况^[20], 本研究将黄土 RSEI 变化趋势分为 9 类 (表 1)。

1.3.3 XGBoost 模型

XGBoost 是一种基于梯度提升框架的集成学习方法, 通过将多棵回归树进行加性组合来分析自变量与响应变量之间的非线性关系。相较于传统梯

表1 Sen+M-K变化趋势分类
Table 1 Classification of change trends based on Sen+M-K methods

β	Z	变化趋势
$\beta > 0$	$2.58 < Z$	极显著增加
	$1.96 < Z \leq 2.58$	显著增加
	$1.65 < Z \leq 1.96$	微显著增加
	$Z \leq 1.65$	不显著增加
$\beta = 0$		无变化
$\beta < 0$	$Z > -1.65$	不显著减少
	$-1.96 < Z \leq -1.65$	微显著减少
	$-2.58 < Z \leq -1.96$	显著减少
	$Z \leq -2.58$	极显著减少

度提升算法, XGBoost在目标函数中引入正则化项,并在训练过程中采用二阶梯度信息与高效的分裂搜索策略,从而在控制模型复杂度的同时提升拟合能力与泛化性能。本研究以RSEI为预测目标,将气候因子(年降水量、年均气温、水分亏缺)、地形因子(高程、坡度)以及人类活动与土地利用因子(林草地比例、未利用地比例、建成区比例、人口密度、地区生产总值)作为输入特征,构建RSEI驱动因素识别模型。模型训练过程中采用交叉验证对关键参数进行调优,并通过独立验证集检验模型的稳定性与预测能力,以确保驱动因素解析结果的可靠性。

1.3.4 SHAP分析

为进一步揭示XGBoost模型中各驱动因子对RSEI的贡献方向与作用强度,本文在XGBoost回归框架下开展建模,并采用SHAP方法对模型输出进行解释。模型主要参数设置为:树的最大深度为5,学习率为0.1,样本子集采样比例为0.8,迭代轮数为100。模型训练过程中采用5折交叉验证对参数组合进行检验与筛选,并在此基础上确定模型用于后续解释分析。SHAP基于合作博弈思想,将模型预测值分解为各特征对预测结果的边际贡献之和,可同时提供全局层面的重要性排序与局部层面的样本解释。在全局解释方面,本文利用特征SHAP平均绝对值衡量各因子的总体影响程度,用于识别驱动RSEI变化的主导因子及其相对贡献;在局部解释方面,通过SHAP分布图分析不同特征取值对应的贡献方向与离散特征,用以辅助识别可能存在的非线性响应、阈值特征与交互关系。结合SHAP依赖关系图分析关键因子在不同取值区间对RSEI的边

际影响变化,并引入林草地比例等变量进行颜色映射,以辅助辨析不同地貌背景与土地覆盖条件下驱动机制的差异性。上述解释结果与时空演变分析相结合,可为黄土高原生态质量变化的归因分析提供依据。相关计算公式见参考文献[21]。

1.3.5 模型评估

为检验XGBoost模型对黄土高原RSEI的拟合与预测能力,本文从拟合优度与误差水平两方面进行评价。具体选取决定系数(R^2)表征模型对RSEI变异的解释程度,同时采用均方根误差(RMSE)与平均绝对误差(MAE)衡量预测值与观测值之间的偏差幅度与稳定性,具体计算公式见参考文献[22]。

2 结果与分析

2.1 生态质量等级空间格局及其阶段性演变

由图2可知,黄土高原多年平均生态质量具有明显的空间分异性,整体呈现RSEI自东南向西北递减的梯度格局。研究区多年平均RSEI均值为0.449,生态质量整体处于一般等级。其中一般和较差等级面积占比分别为32.01%和27.39%,共同构成区域生态质量的主体背景;较差等级占比为15.35%,主要位于黄土高原北部及中西部。良好与极好等级面积占比分别为17.51%和7.74%,在东部及南缘山地等区域表现为带状集聚。不同等级在空间上的集聚与过渡边界清晰,反映出研究区生态质量在区域尺度上存在稳定的空间分带与差异格局。

从代表年份生态质量等级空间分布可见,研究区生态质量等级具有较稳定的空间分异特征,整体呈现由东南向西北逐渐降低的格局(图3)。2000

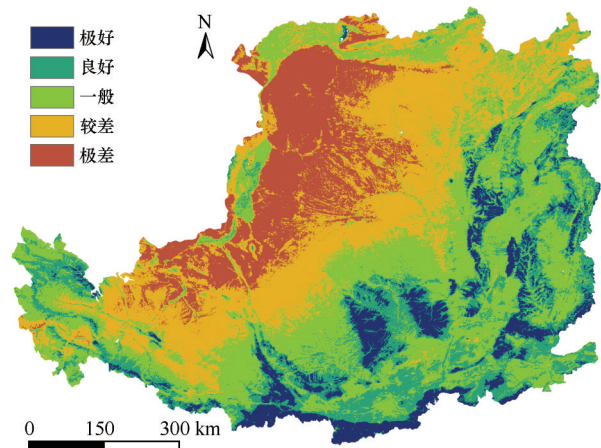


图2 黄土高原RSEI均值分布

Fig.2 Spatial distribution of mean RSEI on the Loess Plateau

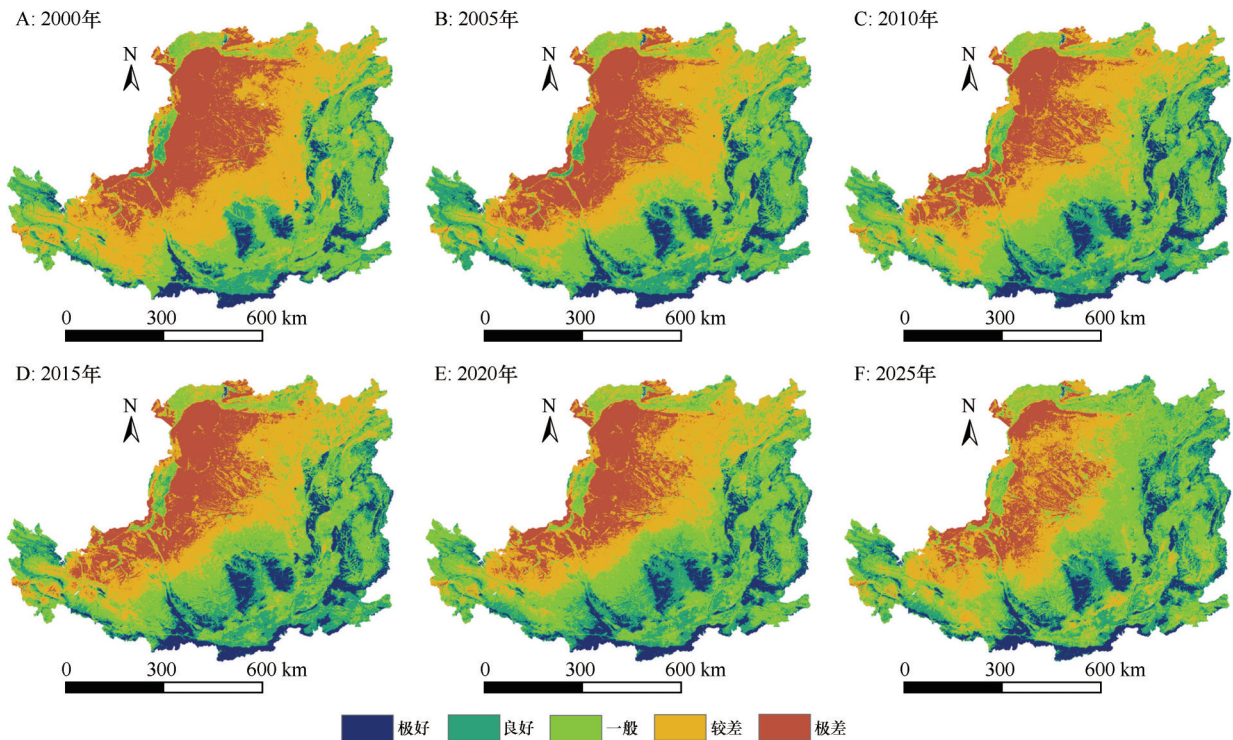


图3 黄土高原RSEI 5 a间隔空间分布

Fig.3 Spatial distribution of RSEI at five-year intervals on the Loess Plateau

年,低等级(极差与较差)主要集中在研究区西北部,高等级(良好与极好)主要分布在研究区东南部,全区RSEI均值为0.395。至2010年,研究区中部低等级斑块范围有所缩小,整体生态质量有所改善,RSEI均值升至0.451,但局地仍存在零散低等级斑块。2015年空间格局总体延续前期特征,低等级斑块的范围与边界出现一定调整,RSEI均值为0.445。2015—2020年,良好与极好等级斑块的覆盖范围有所扩大,低等级斑块相对减少,RSEI均值由0.445回升至0.454。到2025年,良好与极好等级斑块的连片性进一步增强,低等级区域继续收缩,RSEI均值提升至0.474。总体来看,研究期内生态质量空间格局保持相对稳定,但不同阶段在局部范围内存在一定的边界调整与斑块变化。

2.2 生态质量等级面积结构及年际变化特征

由2000—2025年黄土高原RSEI各等级面积占比图可知,黄土高原RSEI等级结构以一般等级为主,且26年间各等级占比呈现阶段性调整特征(图4)。整体来看,极差和较差等级面积占比逐步降低,一般和良好等级占比相对提升。极差和较差等级面积占比由53.86%降至35.40%,累计下降18.46%,反映出低生态质量等级的空间占比在研究期内持续

减少。图4所示等级结构变化与均值提升较为一致,表明研究区生态质量在长期尺度上的整体改善趋势。

2.3 生态质量等级转移特征

基于2000—2025年每5 a一期的等级转移桑基图及转移统计,研究区生态质量等级变化以保持原等级为主,稳定比例为65.99%~80.32%,表明在5 a时间尺度上等级格局具有较强的延续性(图5)。发生等级转移的像元主要集中于相邻等级之间的上移或下移,跨越两个及以上等级的转移占比较低。

分阶段看,2000—2005年以改善过程占优,改善比例为23.17%,高于退化比例3.34%。该阶段改善主要表现为较差等级向一般等级转化9.41%、一般等级向良好等级转化7.21%、极差等级向较差等级转化4.22%,均为相邻等级的上移。2005—2010年改善仍占主导,改善比例14.63%,退化比例7.36%,但退化比例较前一阶段提高,表明等级调整的双向性增强。2010—2015年退化过程相对突出,退化比例11.52%,改善比例8.24%,以一般等级向较差等级转化4.39%、较差等级向极差等级转化3.61%、良好等级向一般等级转化2.77%为主要贡献路径。2015—2020年改善再次增强,改善比例

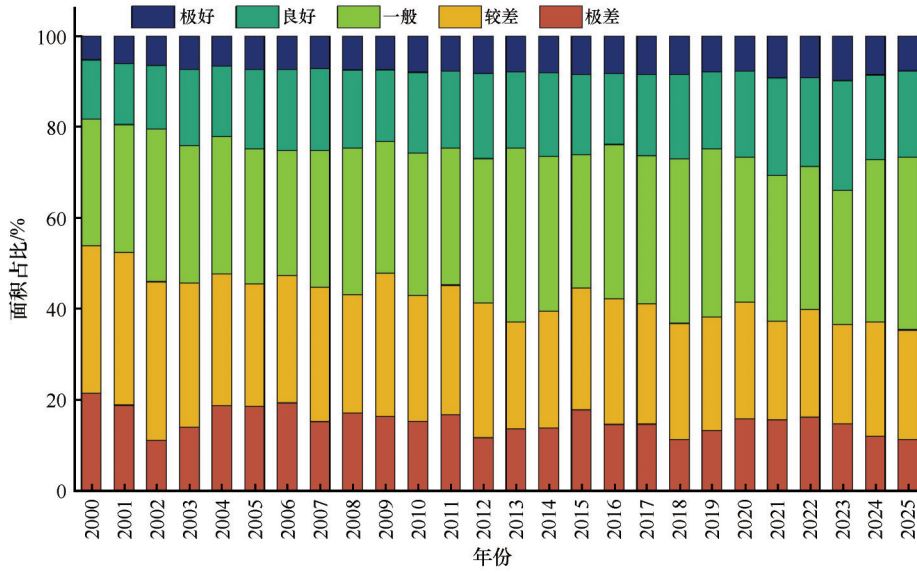


图4 黄土高原RSEI各等级面积占比

Fig.4 Area proportions of RSEI classes on the Loess Plateau

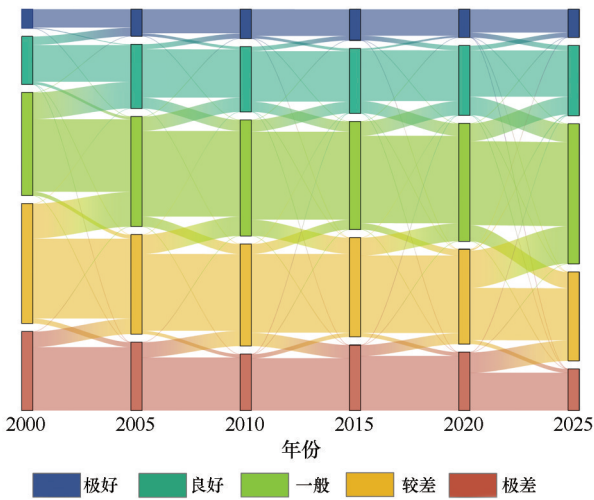


图5 2000—2025年黄土高原RSEI各等级面积转移桑基图

Fig.5 RSEI class transitions on the Loess Plateau in 2000–2025

12.26%,退化比例7.42%,转移以相邻等级的上移为主。2020—2025年等级调整更为活跃,稳定比例降至65.99%,改善比例22.18%,退化比例11.83%。其中,改善主要来自较差等级向一般等级转化10.14%与极差等级向较差等级转化5.56%,退化则以良好等级向一般等级转化4.98%和一般等级向较差等级转化4.37%为主。

2.4 黄土高原生态质量时空变化

Sen趋势结果表明(图6A),黄土高原研究期内RSEI变化率均值为0.0023,生态质量整体呈缓慢改善趋势。增势区域在空间上占据主体,连片分布特

征较为明显,主要集中于黄土高原中部的丘陵沟壑区,在陕北丘陵沟壑区、晋西黄土丘陵区及甘宁交界一带表现更为连续,形成贯穿高原中部的生态改善带。其间夹杂少量变化不显著的斑块,多见于河谷交错过渡地带。RSEI下降或波动区域范围较小,往往沿高原边缘呈点带状镶嵌,北缘风沙过渡带与南缘盆地与河谷地带更为集中,在主要城镇建设扩张区、交通走廊及工矿活动周边。

M-K显著性检验与Sen趋势的方向基本一致,总体表现为RSEI值增加占优的结构(图6B)。其中不显著增加、微显著增加、显著增加与极显著增加合计75.83%,对应的减少类型合计24.13%。从空间分布看,显著减少与极显著减少区多分布在北缘风沙区及其过渡地带、河谷平原与城镇集聚区周边,约占总面积的6.82%;显著与极显著增加区在黄土高原中部和南部较集中,连片程度高,约占总面积的47.99%,表明研究期内生态质量改善区域在空间上具有较强的连片性与集聚性。

2.5 驱动因子重要性及作用方向

在开展驱动因子分析前,首先对XGBoost模型的拟合精度进行检验(表2)。3期模型的 R^2 分别为0.842、0.823与0.871,MAE为0.022~0.027, RMSE为0.029~0.034,整体误差水平较低且年份间差异不大,表明模型能够较稳定地表征RSEI与各驱动因子之间的映射关系,为后续SHAP贡献分解与作用方向判读提供了可靠基础。

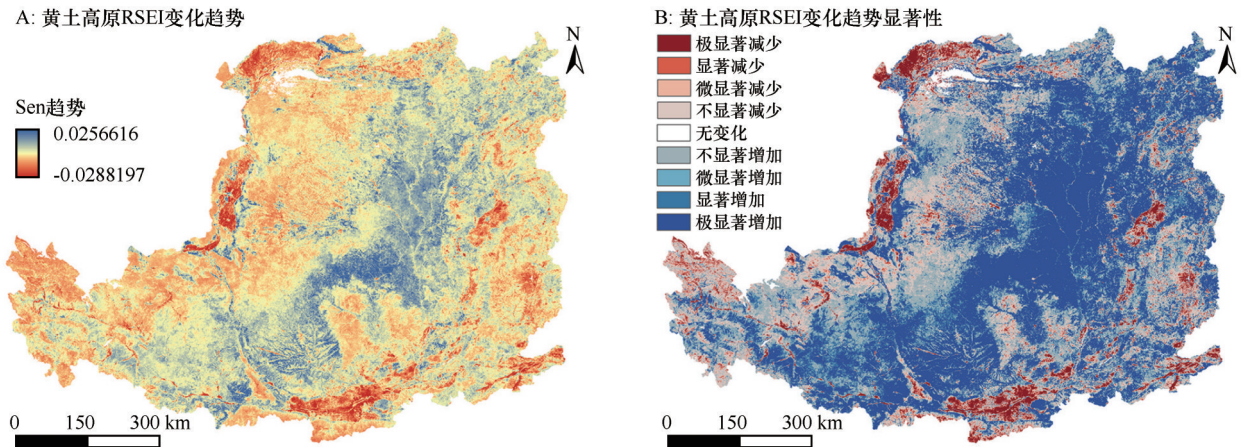


图 6 黄土高原生态质量 Sen 趋势和 M-K 检验结果

Fig.6 Sen trend and M-K test results of ecological quality on the Loess Plateau

表 2 XGBoost 模型评估指标

Table 2 Evaluation metrics of the XGBoost model

评价指标	2000年	2010年	2020年
R^2	0.842	0.823	0.871
MAE	0.024	0.027	0.022
RMSE	0.031	0.034	0.029

图 7 表明, 2000、2010、2020 年 3 期模型的因子贡献格局较为一致, 水分相关因子在各期均占主导。年降水量始终位居首位, 平均绝对 SHAP 值为 0.101。水分亏缺稳定排在第二位, 平均绝对 SHAP 值为 0.039。其后因子主要集中在坡度、林草地比例与年均气温等, 贡献水平较为接近, 但不同年份之

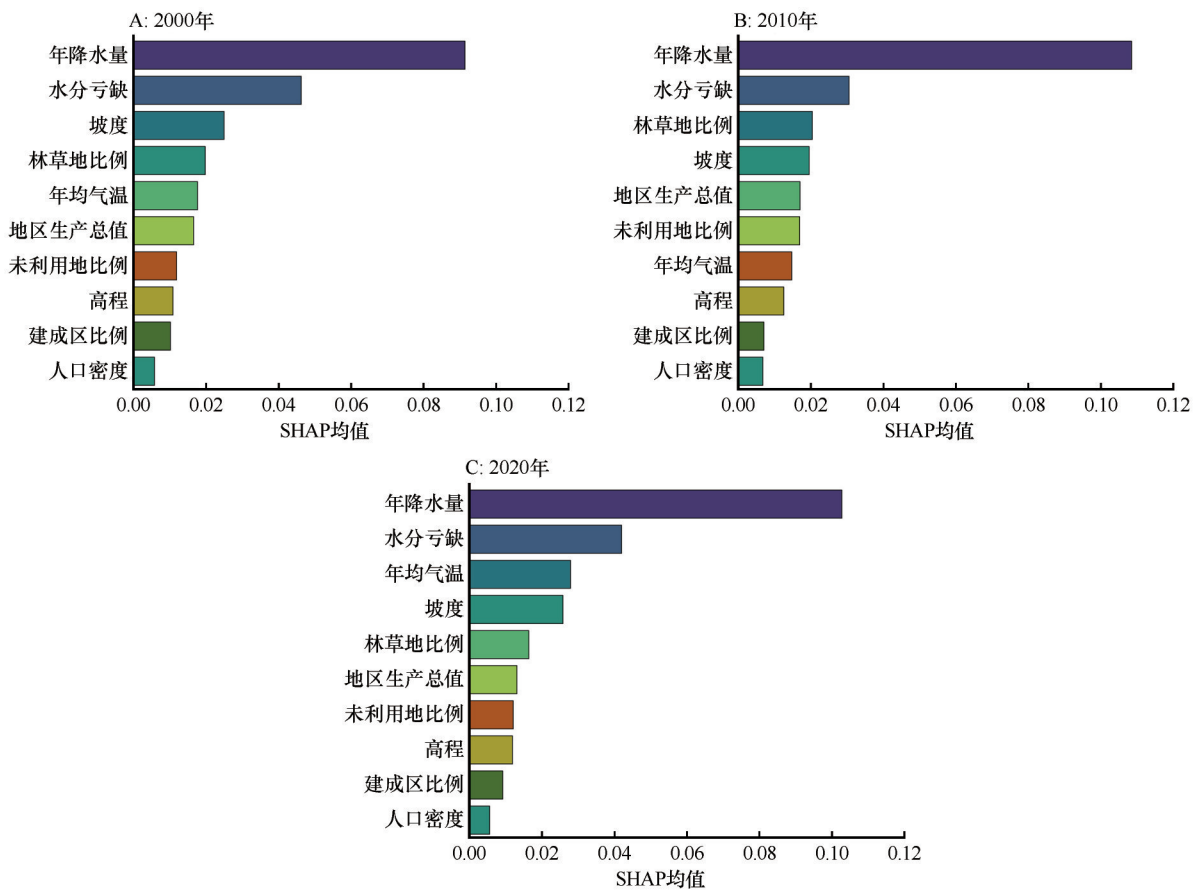


图 7 黄土高原 RSEI 影响因子 SHAP 值排序

Fig.7 SHAP-based ranking of RSEI drivers on the Loess Plateau

间存在一定的相对顺序调整。地区生产总值与未利用地比例处于中等贡献层级,建成区比例与人口密度在3期均处于较低水平。

结合图8的SHAP蜂群图,可进一步辨析主要因子的作用方向。年降水量呈现低值对应负向贡献、高值对应正向贡献的特征,较高降水量样本更多分布在正SHAP区间;水分亏缺表现出相反的方向性,高亏缺样本在负SHAP区间聚集更为明显,而低亏缺样本更偏向正向贡献。林草地比例以正向贡献为主,高林草地比例样本对应的正SHAP值更为集中;未利用地比例则以负向贡献为主。3期对比表明,除水分因子的稳定主导外,部分因子的重要性存在阶段差异,2020年年均气温的相对贡献有所前移,高温样本在正SHAP区间的集中度增强。

向性,高亏缺样本在负SHAP区间聚集更为明显,而低亏缺样本更偏向正向贡献。林草地比例以正向贡献为主,高林草地比例样本对应的正SHAP值更为集中;未利用地比例则以负向贡献为主。3期对比表明,除水分因子的稳定主导外,部分因子的重要性存在阶段差异,2020年年均气温的相对贡献有所前移,高温样本在正SHAP区间的集中度增强。

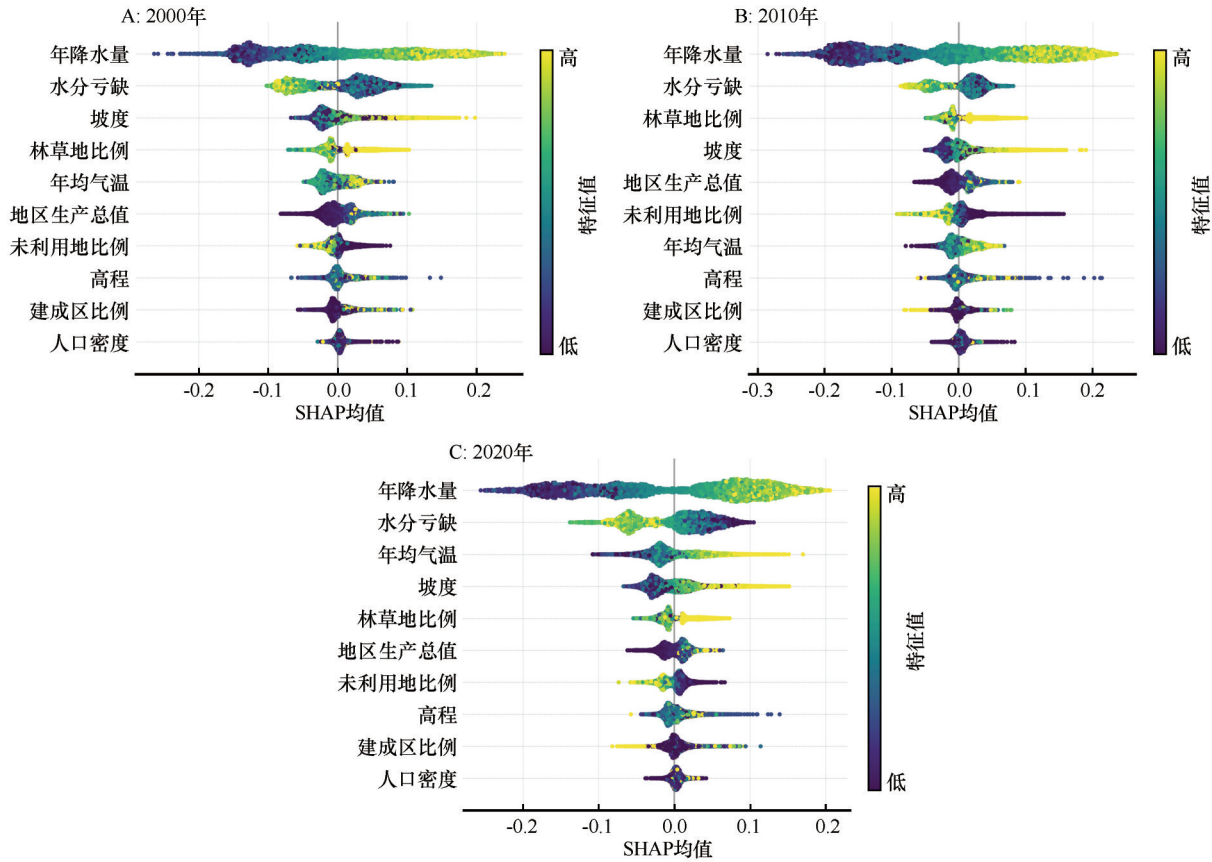


图8 黄土高原RSEI驱动因子贡献差异SHAP蜂群图
Fig.8 SHAP beeswarm plot of RSEI drivers on the Loess Plateau

2.6 关键因子非线性响应及交互特征

结合图7与图8的贡献排序与作用方向判读,年降水量、水分亏缺在3期均处于主导层级,坡度在非水分因子中贡献较高,因此本文进一步选取坡度、年降水量与水分亏缺作为关键因子,研究其对RSEI的非线性响应并辨析林草地比例的调制作用(图9)。

坡度的依赖关系表明,其对RSEI的贡献具有明显的分段特征。低坡度区间样本密集,SHAP值在零值附近波动且离散度较大;进入中等坡度范围后,贡献多接近零或偏负。当坡度继续增大,SHAP值随坡度升高而上升并逐步转为正贡献,坡度由负

向转为正向的分界大致位于10°。在较高坡度区间,林草地比例较高的样本更集中于正SHAP值较大的区域,说明坡度效应并非单向约束,其贡献幅度会随植被覆盖水平而改变,在较高覆盖背景下更容易表现为正向贡献增强的特征。

年降水量呈现非线性饱和型响应。低降水量条件下,SHAP值以负值或接近零为主。随降水量增加,贡献由弱转强并快速上升,在中高降水量区间增幅逐渐放缓,整体表现为由抑制转为促进并趋于饱和的变化形态,负向转正向的转折区间大致位于400 mm。在相同降水量水平下,林草地比例较高的样本更倾向于对应较高的正SHAP值,表明降水

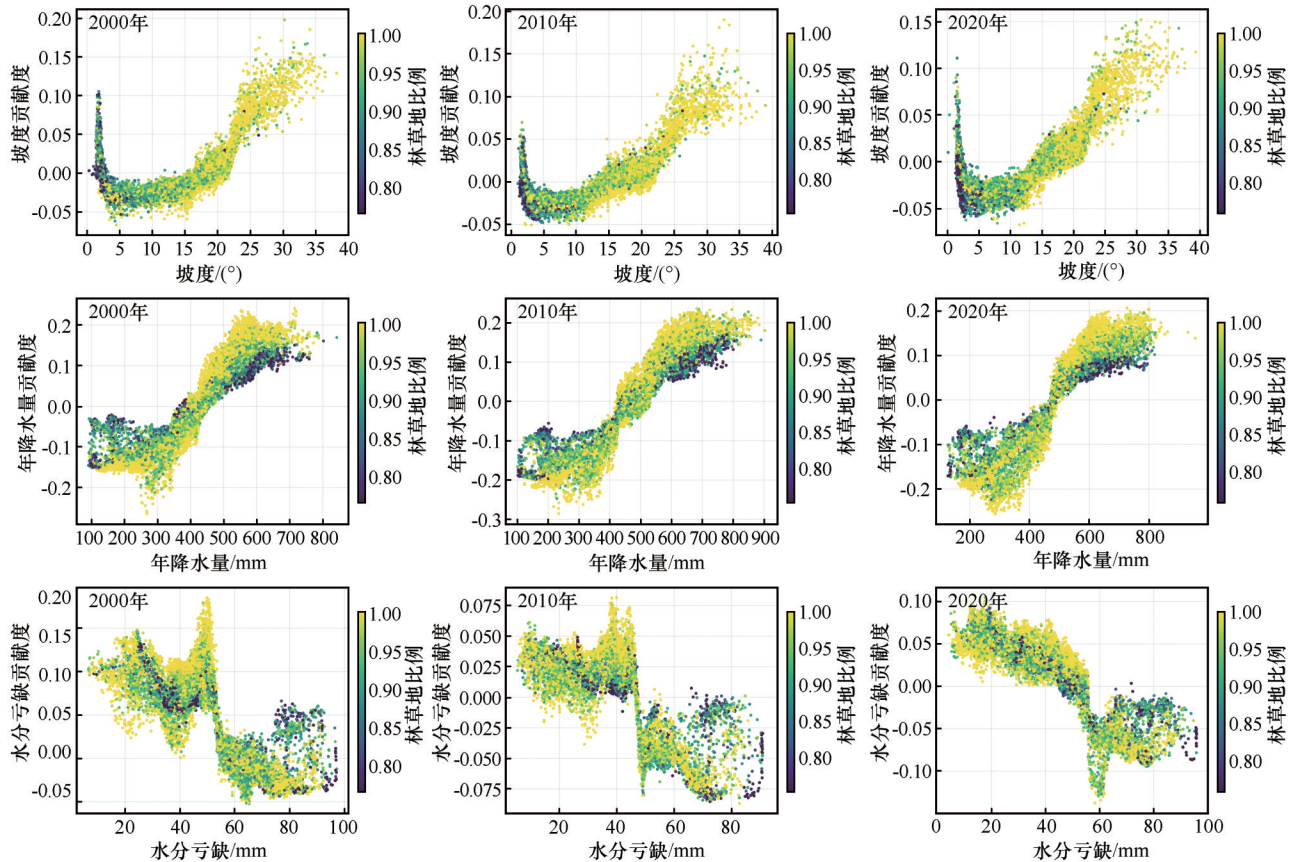


图9 驱动因子交互作用

Fig.9 Interaction effects among driving factors

带来的促进效应在较高植被覆盖背景下更易体现，反映出降水与植被覆盖之间存在一定的协同调制关系。

水分亏缺的依赖关系表现为阈值型抑制过程。亏缺较低时，SHAP值多为正或接近零；当亏缺增大至一定范围后，贡献值快速下降并进入负值区间，在较高亏缺水平下负贡献保持相对稳定，阈值附近大致位于50 mm。在高亏缺条件下仍存在部分林草地比例较高样本对应相对较高的贡献值，表明较高植被覆盖在一定范围内可削弱亏缺带来的负向贡献，但这种缓冲并非恒定，随亏缺水平与年份变化而呈现差异。

3 讨论

3.1 生态质量时空演变的对比与解释

研究期内，黄土高原生态质量保持较稳定的空间分异格局，表现为由东南部高值向西北递减的梯度特征，多年平均RSEI为0.449，等级结构以一般及较差为主体，良好与极好占比较小但相对集聚，这

一格局与RSEI指标对植被、水分与地表热度的综合表征机制较为吻合^[23]。已有针对黄土高原2000—2022年植被变化的研究识别出主导空间模态，并指出其形成受气候与人类活动共同作用，空间异质性显著^[24]。此外，已有基于GEE构建的黄土高原RSEI监测结果同样表明区域生态质量呈现东南较高、西北较低的稳定梯度，并在2000—2020年总体改善^[25]。与此相比，本研究将监测期延伸至2025年，并结合5 a尺度等级转移刻画变化路径，同时在驱动解释上引入XGBoost-SHAP识别关键因子的阈值及分段响应，从而更细致地揭示了空间异质性背后的非线性机制。

时间维度上，生态质量提升贯穿整个序列，但并非单调变化。研究期起止年对比显示，RSEI年均值由2000年的0.395提升至2025年的0.474，低等级面积占比由53.86%降至35.40%，下降18.46%；等级转移以保持为主，相邻等级间的渐进式转换占优势，稳定比例约为65.99%至80.32%。这种演变方式，与黄土高原长期植被恢复背景下气候年际波动叠加土地利用结构调整的综合效应具有一致性^[26]；

在干旱半干旱区,水分过程对生态质量的年际起伏与阶段性回落具有更强约束,导致部分阶段过渡区边界出现收缩或回摆的现象^[27]。例如,2010—2015年阶段退化比例相对上升,可能与2012—2013年黄土高原范围内显著气象干旱过程及其向植被干旱传播有关^[28]。在水分受限背景下,短期降水亏缺往往导致低等级斑块扩张或边界后退,从而呈现阶段性波动。

3.2 驱动因子主导性及其非线性响应机理

因子贡献排序在2000、2010、2020年总体一致,水分相关因子长期居前,体现出黄土高原生态过程对水分供给与胁迫的敏感性。年降水量在3期均为首位,平均绝对SHAP值为0.101;水分亏缺稳居第二位,平均绝对SHAP值为0.039。依赖关系与汇总分布进一步表明,降水在低值区间更易对应负贡献或弱贡献,进入中高值区间后转为稳定正贡献并趋于饱和,水分亏缺则在高值区间表现为更集中、更持续的负贡献。这类阈值与边际效应递减的响应形态,与干旱半干旱区植被生长受水分限制、胁迫累积效应增强的认识较为一致,也与近年基于可解释机器学习识别生态工程与生态响应阈值的研究结论相一致^[29]。从区域自然地理背景看,年降水量约400 mm附近贡献由弱转强的转折,与黄土高原常用的干湿分区参照线相吻合,可理解为植被生长由明显水分受限向相对缓解转变的关键区间。坡度约10°附近的转折更可能反映地形条件与土地利用方式差异的综合效应:较缓坡地更易受到耕作与建设扰动,而坡度增大区域林草覆盖比例相对更高、人为扰动相对较弱,坡度的净贡献随之由负转正。水分亏缺约50 mm的阈值可视为水分胁迫由弱到强的拐点,超过该水平后负贡献趋于集中并更持续。总体上,这些阈值与黄土高原水分约束显著、地形与覆被共同调制生态过程的区域背景具有一致性^[30]。

除水分因子外,地形、土地覆盖与人类活动指标共同构成了对生态质量差异的约束与调制框架。坡度与高程的贡献虽低于水分因子,但其在SHAP分布中表现出更明显的正负并存与跨度增大,表明地形背景通过影响水热再分配、侵蚀敏感性与土地利用可达性,改变了生态质量对气候与植被变化的响应方式^[31]。林草地比例整体以正贡献为主、未利用地比例以负贡献为主,反映覆盖格局对RSEI的直

接支撑作用;年均气温的重要性在2020年相对前移,提示升温背景下蒸散增强与水分胁迫变化可能改变生态质量对温度的敏感性^[32]。地区生产总值、建成区比例与人口密度的贡献在总体排序中靠后,但在局部样本的SHAP分布上仍可形成偏离带,表明人类活动更多通过改变地表覆被与干度热度条件,塑造局地生态质量差异,其影响具有空间集中性与阶段性^[33]。

4 结论

2000—2025年黄土高原生态质量总体呈持续改善特征。该区域平均RSEI由0.395提升至0.474,Sen斜率均值为0.0023;RSEI值增加的区域面积占比为75.83%,低等级(极差与较差)面积占比由53.86%下降至35.40%,表明研究期内生态环境质量改善具有广泛性与稳定性。

在空间格局上,生态环境质量长期保持较稳定的区域分异特征,整体呈由东南向西北递减的梯度格局,多年平均RSEI为0.449。等级结构以一般和较差为主体,但高等级(良好与极好)斑块的连片性与覆盖范围总体呈增强趋势。5 a尺度上,生态质量等级以稳定保持为主(稳定比例为65.99%~80.32%),等级变化主要发生在相邻等级之间,表现为在总体格局稳定背景下的阶段性边界调整与局部斑块增减。

驱动机制分析表明,水分条件对生态环境质量演变具有显著主导作用,年降水量与水分亏缺等因子对RSEI的边际贡献居前;地形与土地利用因子对其作用过程具有调制效应,使驱动关系呈现明显的非线性与阈值特征。综合SHAP响应结果,关键阈值大致表现为坡度约10°、年降水量约400 mm、水分亏缺约50 mm,在阈值附近RSEI响应更为敏感。上述结果从长期序列与可解释机器学习两方面共同说明:黄土高原生态环境质量改善并非简单线性过程,而是在水分背景约束下,叠加地形条件与土地利用差异而形成的空间分异与阶段性调整。

参考文献:

- [1] 石学瑾,张彪,郭家龙,等.黄土高原典型小流域土壤侵蚀时空演变[J].地理学报,2024,79(7):1787-1803.
- [2] Feng X, Fu B, Piao S, et al. Revegetation in China's Loess Plateau is approaching sustainable water resource limits[J]. Nature Climate Change, 2016, 6(11): 1019-1022.
- [3] 张琨,吕一河,傅伯杰,等.黄土高原植被覆盖变化对生态系

- 统服务影响及其阈值[J].地理学报,2020,75(5):949-960.
- [4] Zhang B, Tian L, Yang Y, et al.Revegetation does not decrease water yield in the Loess Plateau of China[J].Geophysical Research Letters,2022,49(9):e2022GL098025.
- [5] 王明宇,吴成永,陈克龙.青海湖流域植被绿度时空变化及影响因素[J].中国沙漠,2025,45(5):289-300.
- [6] 顾杨阳,赵文吉,吴舒祺.1980-2020年黄河流域气象干旱时空变化特征[J].中国农业气象,2025,46(8):1192-1205.
- [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.
- [8] Kang S, Jia X, Zhao Y, et al.Spatiotemporal variation and driving factors of ecological environment quality on the Loess Plateau in China from 2000 to 2020[J].Remote Sensing,2024,16(24):4778.
- [9] 王卫国,谢欢,冯国庆,等.京津风沙源治理工程区生态环境质量及驱动力[J].中国沙漠,2025,45(4):139-152.
- [10] 白萌,莫兴国,莫淑红,等.生态恢复背景下陕北黄土高原水碳平衡演变及驱动机制研究[J].地理研究,2025,44(11):3180-3200.
- [11] 刘健松,蔡音飞,王雅茹,等.黄土高原典型矿区生态脆弱性时空特征与驱动分析[J].水土保持研究,2025,32(4):217-226.
- [12] Chen T, Guestrin C.XGBoost: A scalable tree boosting system [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining,2016:785-794.
- [13] 杨佳,斛如媛,赵海平,等.基于XGBoost-SHAP的三峡库区生态屏障区生态系统服务权衡及驱动力分析[J].水土保持学报,2025,39(6):127-138.
- [14] 孟飞,钱鑫彤,田浩.黄河流域改进遥感生态指数的多模型对比分析[J].生态学杂志,2025,44(11):3830-3840.
- [15] 季翔林,阎跃观,郭伟,等.耦合遥感生态指数模型的山西省及规划矿区生态环境评价[J].煤田地质与勘探,2023,51(3):103-112.
- [16] Lundberg S M, Erion G, Chen H, et al.From local explanations to global understanding with explainable AI for trees[J].Nature machine intelligence,2020,2(1):56-67.
- [17] 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.
- [18] 许银,袁江,符素华.黄土高原切沟汇水区植被恢复模式对土壤饱和和导水率的影响及机制[J].水土保持学报,2025,39(5):138-146.
- [19] 潘占冬,王轶夫,王可月,等.基于改进型遥感生态指数的乐县生态质量评估及驱动分析[J].环境科学,2025,46(10):6419-6431.
- [20] 李晓鹏,李康,雷双,等.基于TVDI的新疆地区干旱时空变化特征[J].干旱区研究,2025,42(4):589-599.
- [21] Lundberg S M, Lee S I.A unified approach to interpreting model predictions [C]//Advances in Neural Information Processing Systems,2017,30:4765-4774.
- [22] Liu M H, Luo X L, Qi L A, et al.Simulation of the spatiotemporal distribution of PM_{2.5} concentration based on GTWR-XGBoost two stage model: a case study of Chengdu Chongqing economic circle[J].Atmosphere,2023,14(1):115.
- [23] 陈宜欣,宁晓刚,张翰超,等.遥感生态指数(RSEI)模型及应用综述[J].自然资源遥感,2024,36(3):28-40.
- [24] 李双双,段生勇,胡佳岚,等.黄土高原植被变化主导空间模态及其影响因素[J].地理学报,2024,79(7):1768-1786.
- [25] Zhang J, Yang G, Yang L, et al.Dynamic monitoring of environmental quality in the Loess Plateau from 2000 to 2020 using the Google Earth Engine platform and the remote sensing ecological index[J].Remote Sensing,2022,14(20):5094.
- [26] 李慧,张少伟,赵阳.黄河流域黄土高原生态质量时空演变格局及其驱动因素[J].水土保持研究,2024,31(4):233-240.
- [27] 王经宇,杨丽萍,王美,等.陕北黄土高原生态环境质量时空变化监测及驱动力分析[J].环境科学,2025,46(7):4522-4533.
- [28] Wu S, Yue Z, Wang W.Three-dimensional identification and characterization of drought events in the Loess Plateau[J].Remote Sensing,2025,17(17):3049.
- [29] Zhou X, Liu G, Wu Y, et al.XGBoost-SHAP based multi-scale evaluation and nonlinear response of river health in Guangdong Province[J].Ecological Indicators,2025,178:114138.
- [30] Xiong Y, Sun Z, Shen H, et al.Spatiotemporal dynamics of annual precipitation and future projections of China's 400 mm isohyet[J].Remote Sensing,2025,17(17):3078.
- [31] 吴向莹,游智,杨曾慧子,等.长江中下游矿冶流域生态系统服务价值时空演变与多情景模拟[J].环境科学与技术,2025,48(S1):179-193.
- [32] 郑金涛,金晓媚,李晴,等.基于地理探测器的张承地区表层土壤湿度变化的驱动因素分析[J].水文地质工程地质,2024,51(2):204-214.
- [33] 雷可欣,张怀清,邱汉清,等.国家公园生态系统服务时空变化特征及其影响因素[J].生态学报,2025,45(23):11442-11462.

Eco-environment evolution and driving factors of the Loess Plateau based on the XGBoost-SHAP approach

Li Xiaopeng^a, Li Kang^a, Xu Jing^b, Jia Fugui^a, Lei Shuang^a

(*a.College of Agricultural, Forestry and Economic Management / b.School of Accounting, Lanzhou University of Finance and Economics, Lanzhou 730020, China*)

Abstract: To characterize long-term changes in eco-environment quality on the Loess Plateau and to reveal the underlying drivers, we constructed a spatiotemporal series of eco-environment quality for 2000-2025 using the Remote Sensing Ecological Index (RSEI). Class structure and transitions were analyzed, and Sen's slope estimation and the Mann-Kendall test were applied to identify change direction and significance. For mechanism interpretation, three representative years (2000, 2010, and 2020) were selected. Climate, topography, land use, and human-activity factors were integrated to develop XGBoost models, and SHAP was employed to decompose contributions and identify nonlinear responses. The results show that: (1) The multi-year mean RSEI was 0.449, with a distinct southeast-northwest gradient (higher in the southeast and lower in the northwest); the class composition was dominated by the “moderate” and “poor” categories, while higher-quality classes exhibited banded or patchy clustering. (2) Eco-environment quality improved overall from 2000 to 2025, with the annual mean RSEI increasing from 0.395 to 0.474 and the areal proportion of low-quality classes decreasing from 53.86% to 35.40%, indicating a structural shift toward medium-to-high classes. (3) Five-year class transitions were dominated by persistence, with stable proportions of 65.99%–80.32%, and changes mainly occurred as gradual shifts between adjacent classes, although the relative strength of improvement and degradation varied among periods. (4) Water-related factors consistently played a dominant role, with annual precipitation and water deficit ranking highest in contribution, and key drivers exhibited threshold and segmented responses, including a transition of slope effects from weakly negative to positive at approximately 10°, a shift of precipitation effects from inhibiting to promoting at around 400 mm, and a shift of water-deficit effects from positive or near-zero to persistently negative at about 50 mm. These findings provide quantitative evidence and mechanistic insights to support long-term monitoring and assessment, zoned management, and optimization of ecological restoration projects on the Loess Plateau.

Key words: Loess Plateau; RSEI; spatiotemporal dynamics; class transition; XGBoost; SHAP; driving factors