

基于 GEE 的西安市土地裸露化指数构建与时空演变监测

韩玲¹ 李栋坤¹ 李良志¹ 刘全明² 马腾²

(1. 长安大学土地工程学院, 西安 710054; 2. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018)

摘要: 土地裸露化是反映区域地表覆盖退化、裸土暴露和生态环境变化的重要表征。针对单一遥感指数难以全面表征土地裸露化的问题,本文提出一种基于 Google Earth Engine 平台,选取改进型土壤调节植被指数(Modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)、裸土指数(Bare soil index, BSI)、盐分指数(Salinity index, SI)和湿度分量(Wetness, WET)作为基础指标,从4个不同维度构建土地裸露化指数(Bare patch index, BPI)的方法。在此基础上,采用主成分分析方法实现多指标综合集成,并结合分层随机样本、高分辨率影像人工解译和不同遥感指数对比,验证 BPI 对土地裸露化的表征有效性。结果表明,第一主成分贡献率较高,能够较好集成土地裸露化相关信息;BPI 与真实土地裸露化具有较高一致性,其 Pearson 相关系数和 R^2 分别为 0.944 和 0.890, RMSE 和 MAE 分别为 0.102 和 0.065,均优于 NDVI、MSAVI、BSI 和 SI 等单一指数,表明 BPI 能够更稳定地反映土地裸露化空间差异。基于 BPI 的时空监测结果表明,西安市土地裸露化具有明显空间异质性,不同等级裸露区域在研究期内呈一定变化。综上, BPI 能够从多维地表特征综合刻画土地裸露化,可为区域土地退化监测、农业资源利用和国土空间治理提供参考。

关键词: 谷歌地球引擎(GEE); 主成分分析; 土地裸露化指数(BPI); 空间自相关

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)20-0118-11 **OSID:** 

Construction and Spatiotemporal Evolution Monitoring of Bare Patch Index in Xi'an Based on GEE

Han Ling¹ Li Dongkun¹ Li Liangzhi¹ Liu Quanming² Ma Teng²

(1. School of Land Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, China

2. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China)

Abstract: Bare soil exposure is an important indicator reflecting regional surface cover degradation, bare soil distribution, and ecological environmental change. To address the limitation that a single remote sensing index cannot comprehensively characterize bare soil exposure, a bare patch index (BPI) construction method for Xi'an was proposed based on the Google Earth Engine platform. The modified soil-adjusted vegetation index (MSAVI), bare soil index (BSI), salinity index (SI), and wetness component (WET) were selected as basic indicators to characterize bare soil exposure from four dimensions, including vegetation coverage, bare soil exposure, salinity or high-reflectance features, and surface moisture conditions. Principal component analysis was then used to integrate these multiple indicators. In addition, stratified random samples, manual interpretation of high-resolution imagery, and comparison with different remote sensing indices were used to validate the effectiveness of BPI in characterizing bare soil exposure. The results showed that the first principal component had a high contribution rate and could effectively integrate information related to bare soil exposure. BPI showed high consistency with the observed bare soil exposure values, with a Pearson correlation coefficient and R^2 of 0.944 and 0.890, respectively, and RMSE and MAE values of 0.102 and 0.065, respectively. These results were superior to those of single indices such as NDVI, MSAVI, BSI, and SI, indicating that BPI can more stably reflect the spatial differences in bare soil exposure. The spatiotemporal monitoring results based on BPI showed that bare soil exposure in Xi'an exhibited obvious spatial heterogeneity, and bare soil exposure areas of different grades changed to varying degrees during the study period. The results indicated that BPI can comprehensively characterize bare soil exposure based on multidimensional surface

features, providing a reference for regional land degradation monitoring, agricultural resource utilization, and territorial spatial governance.

Key words: Google Earth Engine (GEE); principal component analysis; bare patch index (BPI); spatial autocorrelation

0 引言

随着我国城市化和工业化进程的不断推进,地表植被覆盖下降、裸土暴露增强以及土地破碎化等问题日益突出。这不仅影响区域生态环境质量,也可能加剧水土流失、土壤退化和土地生产力下降等生态问题^[1-3]。土地裸露化通常表现为地表裸露面积扩大、土壤结构稳定性下降,并伴随水土流失、风蚀或土地生产力降低等现象,是土地退化和生态环境恶化的重要表征之一^[4-6]。

传统土壤退化监测主要依赖实地调查和样点观测,存在调查周期长、实施成本高及长期动态监测能力不足等问题^[7]。遥感技术具备快速获取、重复观测和空间连续性较好等优势,能够为生态监测提供重要技术支撑^[8-9]。目前,土地裸露化及相关退化过程的遥感监测方法主要包括光谱指数法、多时相影像分析、多源数据融合和机器学习识别等^[10-12]。在光谱指数法中,单一指数虽然能够反映地表某一方面特征,但难以刻画复杂生态过程^[13-15]。因此,构建综合遥感指数的研究方法逐渐成为生态监测的重要方向。徐涵秋^[16]提出的遥感生态指数(Remote sensing ecological index, RSEI)通过集成归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、地表温度(Land surface temperature, LST)、归一化差值裸土和建筑指数(Normalized difference bare soil and building index, NDBSI)和湿度分量,有效提高了生态环境质量评价的客观性和综合性。在此基础上,许多学者结合区域生态问题对该指数体系进行了改进^[17-19],从而提高了对不同区域生态环境质量评价的有效性。但 RSEI 及其改进模型主要服务于生态环境质量评价,指标体系并非专门面向土地裸露化识别。

基于此,本文提出一种基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)构建 BPI 的监测方法,选取 MSAVI、BSI、SI 和 WET 4 个指标,分别从 4 个维度构建 BPI。通过主成分分析实现多指标综合集成,并结合高分辨率影像人工解译样本、不同指数对比和典型样区验证,评价该指数对土地裸露化的表征有效性。在此基础上,进一步分析西安市土地裸露化的时空演变、空间集聚及未来持续性。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

西安市(33°42'~34°45'N, 107°40'~109°49'E)位于中国西北部,是国家中心城市以及关中平原城市群的核心城市^[20]。西安地处关中盆地中部,呈现南高北低的地势特征,地形以平原、山地为主,南依秦岭山脉,北临渭河,形成“八水绕长安”的独特自然地理格局(图 1),为城市可持续发展提供了良好生态屏障与水源支撑。气候方面,西安市属于暖温带半湿润大陆性季风气候,冷暖干湿四季分明,雨热同期,为多种农作物生长创造了适宜条件。依托良好的区位与自然环境,西安市在区域经济发展中具有重要地位和较大发展潜力^[21]。

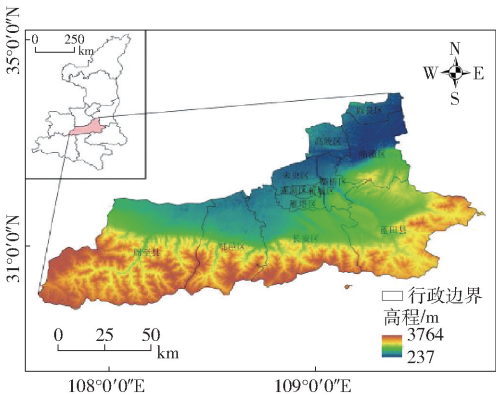


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

1.2 数据来源与预处理

以 GEE 云平台为数据支撑,获取 2000—2025 年 Landsat 系列卫星地表反射率(Surface reflectance, SR)产品。所用影像主要包括 Landsat 5 TM 和 Landsat 8 OLI 的 T1 级数据,主要涉及 WRS-2 轨道号 126/036、126/037、127/036、127/037、128/036、128/037,该类数据已完成辐射定标、大气校正和几何校正等预处理,具有较高的数据可靠性。本文未设置统一的云量阈值,而是保留研究时段内所有与研究区相交的影像,共 323 景,并利用 QA_PIXEL 质量控制波段进行逐像元去云后进行中值合成。考虑到西安市植被生长旺盛期主要集中于 6—9 月,选取 2000—2025 年每 5 年 6—9 月的遥感影像作为基础数据,并对其进行研究区裁剪。由于建筑用地、道路等不透水面以及水体可能干扰土地裸露

化识别结果,所以依据武汉大学黄昕团队提供的中国 30 m 土地覆被数据集(China land cover dataset, CLCD)对区域内不透水面和水体进行掩膜处理。数据来源及说明如表 1 所示。

表 1 数据来源及说明

Tab. 1 Data sources and description

数据类型	空间分辨率/m	时间	处理方法	数据来源
Landsat 5 TM C2 L2		2000 年 6—9 月	辐射定标、大气校正、去云和裁剪	https://code.earthengine.google.com/
		2005 年 6—9 月		
		2010 年 6—9 月		
		2015 年 6—9 月		
Landsat 8 OLI C2 L2	30	2020 年 6—9 月		
		2025 年 6—9 月		
		2010 年		
土地利用		2015 年	提取裁剪和重分类	Zenodo 开放平台(https://zenodo.org/)
		2020 年		

1.3 研究方法

1.3.1 BPI 模型构建

参照文献[16]提出的 RSEI 耦合思路,该指数通过耦合湿度、绿度、干度和热度 4 个生态指标综合表征区域生态状况。通过主成分分析(Principal component analysis, PCA)集成 MSAVI、WET、SI 和 BSI,并结合文献[22]对 RSEI 的进一步分析,构建了针对土地裸露化特征的 BPI。

其中,MSAVI 能够更有效地削弱土壤背景对植被信息的干扰,因此更适合用于植被稀疏区、裸土区和半裸露地表。土地裸露区域往往具有较强的裸露、干化、亮化或盐分累积特征,SI 能够辅助识别这些高反射地表。BSI 能够直接增强裸土和干燥地表的光谱响应,对裸露耕地、低植被覆盖区和人为扰动裸地具有较强识别能力,是土地裸露化表征中的核

心正向指标。WET 反映地表湿度和水分状况,而土地裸露化区域通常伴随地表干化和水分保持能力下降,因此 WET 可从湿度维度补充刻画土地裸露化特征,并作为负向指标参与综合指数构建。将 MSAVI、BSI、SI 和 WET 共同纳入指数构建,能够从 4 个不同方面综合表征土地裸露化过程,从而降低单一指数识别局限性^[23]。

BPI 未引入 LST 作为构建因子,主要基于 2 个方面考虑:①LST 更多反映地表能量平衡过程,对城市热岛效应及气象条件较为敏感,而与土地裸露化过程中植被覆盖破碎化与裸地暴露增强的直接关系相对较弱。②在城市-农业交错区,LST 易受建筑密度、地表材料及人为热排放的影响,易引入额外噪声,降低指数对土壤退化过程的针对性^[24]。各指标计算公式见表 2。

表 2 BPI 构建指标及计算公式

Tab. 2 Calculation formulas of indicators used for BPI construction

指标	计算公式	参数含义
MSAVI	$MSAVI = \frac{2\rho_{NIR} + 1 - \sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - 8(\rho_{NIR} - \rho_R)}}{2}$	ρ_{NIR} 为近红外波段反射率, ρ_R 为红光波段反射率
BSI	$BSI = \frac{(\rho_{SWIR1} + \rho_R) - (\rho_{NIR} + \rho_B)}{(\rho_{SWIR1} + \rho_R) + (\rho_{NIR} + \rho_B)}$	ρ_{SWIR1} 为短波红外 1 波段反射率, ρ_R 为红光波段反射率, ρ_B 为蓝光波段反射率
SI	$SI = \sqrt{\rho_B \rho_R}$	
WET	Landsat 5 TM: $WET = 0.0315\rho_B + 0.2021\rho_G + 0.3102\rho_R +$	ρ_G 、 ρ_R 、 ρ_{SWIR2} 分别表示绿光、红光、短波红外 2 波段反射率
	$0.1594\rho_{NIR} - 0.6806\rho_{SWIR1} - 0.6109\rho_{SWIR2}$	
	Landsat 8 OLI: $WET = 0.1511\rho_B + 0.1973\rho_G + 0.3283\rho_R +$	
	$0.3407\rho_{NIR} - 0.7117\rho_{SWIR1} - 0.4559\rho_{SWIR2}$	

1.3.2 BPI 有效性验证方法

采用 Pearson 相关系数^[25]、决定系数 R^2 、均方根误差 RMSE 和平均绝对误差 MAE 评价不同指数与土地裸露化真实值之间的一致性。Pearson 相关系数用于衡量 BPI 值与真实土地裸露化程度之间的线性相关性;决定系数 R^2 用于表征 BPI 对真实

土地裸露化程度变化的解释能力;RMSE 用于反映 BPI 值与真实值之间总体误差;MAE 用于表征 BPI 值与真实值之间平均绝对偏差。其中,Pearson 相关系数和 R^2 越高,表明指数与真实土地裸露化的一致性越强;RMSE 和 MAE 越低,表明指数误差越小。

1.3.3 Theil - Sen Median 趋势分析和 Mann Kendall 检验

Theil - Sen Median 趋势分析是一种稳健的非参数方法,广泛应用于时间序列变化趋势的识别。趋势度 β 计算公式为^[26]

$$\beta = \text{Median} \left(\frac{x_j - x_i}{j - i} \right) \quad (\forall j > i) \tag{1}$$

式中 x_j, x_i ——第 j 年和第 i 年对应像元的 BPI 值
Median——中位值函数

Mann - Kendall 检验属于非参数趋势检验方法,可用于判断时间序列变化是否具有显著性,检验统计量计算式为^[26]

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i) \tag{2}$$

其中

$$\text{sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1 & (x_j - x_i > 0) \\ 0 & (x_j - x_i = 0) \\ -1 & (x_j - x_i < 0) \end{cases} \tag{3}$$

式中 S ——检验统计量
 n ——时间序列样本数量
sgn——符号函数
 S 近似服从正态分布,可利用标准化统计量对趋势显著性进行检验。计算公式为

$$Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & (S > 0) \\ 0 & (S = 0) \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & (S < 0) \end{cases} \tag{4}$$

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

式中 $\text{Var}(S)$ ——简化方差
 Z ——BPI 时间序列趋势变化的标准化检验值
若 $|Z| > Z_{1-\alpha/2}$, BPI 变化趋势通过显著性检验;选取 $\alpha = 0.05$ 作为显著性检验水平。

通过整合 2 种研究方法,将 BPI 变化趋势划分为 5 种类型:显著改善($\beta \leq -0.0005, Z \leq -1.96$)、轻微改善($\beta < -0.0005, -1.96 < Z < 1.96$)、不变($-0.0005 < \beta < 0.0005$)、轻微恶化($\beta \geq 0.0005, -1.96 < Z < 1.96$)和显著恶化($\beta \geq 0.0005, Z \geq 1.96$)。

1.3.4 空间自相关分析

全局 Moran's I (Global Moran's I)^[27-28] 用于衡量空间自相关程度,可用于表征变量在空间上的关联程度,进而反映 BPI 的集聚特征及空间分布状态,公式为

$$I = \frac{s \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^m w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^m w_{ij} \sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})^2} \tag{6}$$

式中 $\bar{x}$ ——BPI 均值 s ——总单元数
 w_{ij} ——空间权重矩阵, i 与 j 相邻时, $w_{ij} = 1$, 反之 $w_{ij} = 0$

1.3.5 Hurst 指数

Hurst 指数^[29] 是用于表征研究区 BPI 时间序列前后变化之间相关性的方法,目前已在生态学、水文学和气候变化等领域得到广泛应用。将 Sen 斜率结果与 Hurst 结果通过栅格叠加,可划分为 4 种类型:若 $\theta_{\text{slope}} < 0, H > 0.5$ (θ_{slope} 表示 Sen 斜率, H 表示 Hurst 指数),表示持续改善; $\theta_{\text{slope}} < 0, H < 0.5$,表示由改善变退化; $\theta_{\text{slope}} > 0, H > 0.5$,表示持续退化; $\theta_{\text{slope}} > 0, H < 0.5$,表示由退化变改善。

2 结果与分析

2.1 BPI 构建结果与有效性验证

2.1.1 PCA 贡献率与指标载荷分析

对 4 个遥感指标进行主成分分析,并提取各年份 PC1 载荷及贡献率(表 3)。由表 3 可知,PC1 贡献率为 81.93% ~ 86.16%, 平均值达 84.69%, 表明其能够有效集成各指标的主要特征信息。因此,基于 PC1 构建 BPI 用于表征西安市土地裸露化在方法合理性方面可行。

表 3 2000—2025 年 PC1 载荷及贡献率						
Tab.3 PC1 loadings and contribution rates from 2000 to 2025						
年份	MSAVI	BSI	SI	WET	BPI 贡献率/%	BPI - LST 贡献率/%
2000	-0.396	0.555	0.599	-0.419	83.55	81.78
2005	-0.511	0.574	0.552	-0.325	81.93	77.74
2010	-0.457	0.561	0.559	-0.405	86.16	82.70
2015	-0.473	0.560	0.505	-0.456	86.01	79.13
2020	-0.476	0.568	0.491	-0.458	85.28	75.53
2025	-0.481	0.571	0.480	-0.461	85.20	78.26
均值	-0.466	0.565	0.531	-0.421	84.69	79.19

同时,在 4 个遥感指标基础上加入 LST 指标进行定量佐证。结果表明,LST 的加入未能增强主要信息在第一主成分中的集中程度,反而引入了与土地裸露化主变化梯度不完全一致的其他信息,导致贡献率下降。

为进一步检验上述 PCA 载荷特征的合理性,并定量分析各指标之间的相互关系,对 MSAVI、BSI、SI 和 WET 进行 Pearson 相关系数分析(表 4)。由表 4 可知,各指标间相关关系均达到极显著水平($P < 0.001$)。其中,BSI 与 SI 呈显著正相关,相关系数为 0.892;MSAVI 与 WET 呈正相关,相关系数为 0.643。相较之下,MSAVI 与 BSI、SI 分别呈负相关,

相关系数为 -0.870 和 -0.768 ;WET 与 BSI、SI 分别呈负相关,相关系数为 -0.866 和 -0.761 。

表 4 Pearson 相关系数结果

Tab.4 Results of Pearson correlation analysis

指标	MSAVI	BSI	SI	WET
MSAVI	1	-0.870	-0.768	0.643
BSI	-0.870	1	0.892	-0.866
SI	-0.768	0.892	1	-0.761
WET	0.643	-0.866	-0.761	1

该结果与 PCA 结果具有较好的一致性。BSI 和 SI 在第一主成分中均表现为正载荷,且二者之间呈正相关;MSAVI 和 WET 均表现为负载荷,且二者之间同样呈正相关。表明第一主成分较好地提取了“植被覆盖和地表湿度降低—裸土暴露及盐分特征增强”的主要变化梯度。尽管部分指标之间存在一定相关性和共有信息,但各指标分别侧重植被覆盖、裸土暴露、盐分特征和地表湿度等不同地表属性,仍具有差异化的表征意义。同时,PCA 能够进一步压缩指标间的重复信息并提取其共同变化特征,从而增强 BPI 综合表征土地裸露化程度合理性。

2.1.2 典型样区空间一致性验证

为进一步检验 BPI 在不同地表类型和不同时期的稳定性,选取 A、B、C 3 个典型样区,分别将 2010、

2015、2020 年高分辨率遥感影像及土地利用与 BPI 结果进行对比分析(图 2)。从空间分布上看,3 个样区分别位于西安市不同地貌和土地利用背景区域,能够较好反映研究区内土地裸露化的空间差异特征。其中,A 区以农田及农田—裸地混合地表为主,地表破碎化程度较高,BPI 等级变化较明显;B 区位于南部山区边缘,以林地为主,并夹杂局部裸露或低覆盖区域;C 区主要分布于西部山地草地区域,地形起伏较大,土地利用类型相对稳定。

总体来看,BPI 在空间上能够较好地反映西安市不同地表覆盖条件下土地裸露化的差异,其高值区、中值区和低值区与土地利用类型、植被覆盖状况和地表裸露程度之间具有较强一致性,表明该指数具有一定空间解释性和实际合理性。

2.1.3 指数对比验证

为进一步验证 BPI 对土地裸露化的表征能力,以 2020 年为验证年份,基于 BPI 分级结果进行分层随机取样,共选取 100 个有效验证样本点,结合 Google Earth 历史高分辨率影像人工判读样本缓冲区内裸露地表比例,将其作为土地裸露化真实值。进一步提取各样本点对应的 NDVI、MSAVI、BSI、SI 和 BPI 归一化值,采用 Pearson 相关系数、 R^2 、RMSE 和 MAE 评价不同指数对土地裸露化的表征效果。

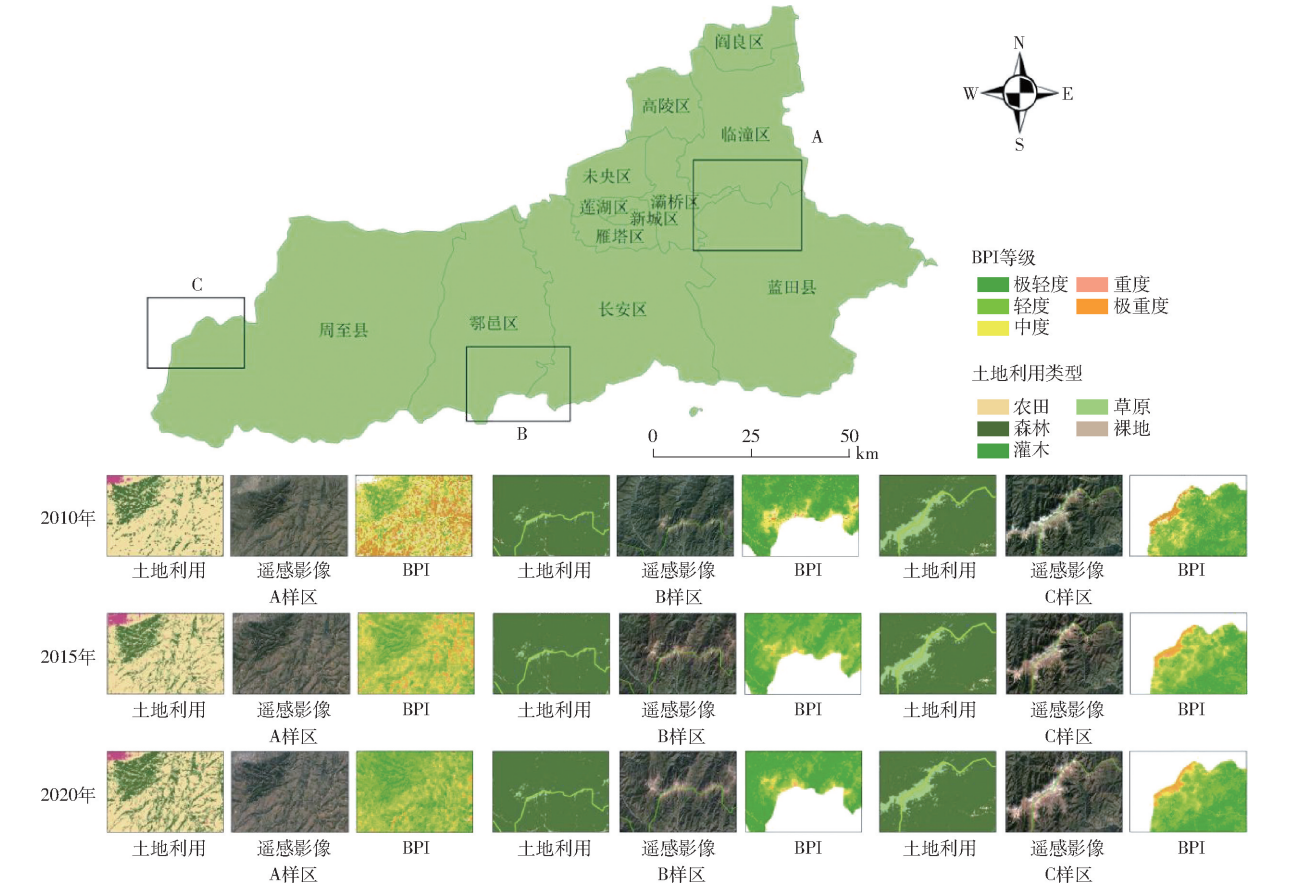


图 2 不同年份 BPI 局部细节

Fig.2 Local details of BPI for different years

由表 5 可知,不同遥感指数均能在一定程度上反映土地裸露化特征,但表征效果存在明显差异。NDVI、MSAVI、BSI 和 SI 与土地裸露化真实值的 Pearson 相关系数分别为 0.617、0.585、0.750 和 0.632,表明植被指数、裸土指数和盐分或高反射指数均具有一定表征能力。其中,BSI 在单一指数中表现最好,Pearson 相关系数和 R^2 分别为 0.750 和 0.562,表明裸土暴露信息对土地裸露化识别具有较强贡献。

表 5 不同遥感指数与土地裸露化真实值验证结果
Tab.5 Validation results of different remote sensing indices against observed BPI values

指数	Pearson 相关系数	R^2	RMSE	MAE
NDVI	0.617	0.381	0.220	0.160
MSAVI	0.585	0.342	0.242	0.177
BSI	0.750	0.562	0.188	0.135
SI	0.632	0.400	0.220	0.151
BPI	0.944	0.890	0.102	0.065

相比之下,BPI 与土地裸露化真实值的一致性最高,其 Pearson 相关系数和 R^2 分别达到 0.944 和 0.890,均高于其他单一指数。同时,BPI 的 RMSE 和 MAE 分别为 0.102 和 0.065,均低于 NDVI、MSAVI、BSI 和 SI,表明 BPI 不仅与真实土地裸露化具有更强的线性一致性,且估计误差更小。该结果表明,BPI 通过综合植被覆盖、裸土暴露、盐分或高反射特征以及地表湿度信息,能够降低单一指数在复杂地表条件下的识别偏差,更稳定地反映西安市土地裸露化空间差异。

此外,BPI 等级与人工判读土地裸露化均值呈同步升高趋势(表 6),1~5 级样本对应的真实裸露值均值分别为 0.095、0.225、0.470、0.605 和 0.730,表明 BPI 分级结果与真实土地裸露程度具有较好一

致性,进一步验证了 BPI 分级结果的合理性。

表 6 BPI 与真实裸露值均值
Tab.6 Mean between BPI and observed land bare exposure across different BPI classes

BPI	样本数	BPI 平均值	真实裸露值平均值
0~0.2	20	0.100	0.095
0.2~0.4	20	0.270	0.225
0.4~0.6	20	0.522	0.470
0.6~0.8	20	0.616	0.605
0.8~1.0	20	0.850	0.730

2.2 西安市 BPI 时空演变分析

为进一步揭示西安市 BPI 的空间分异特征,采用等间距分级法对 BPI 进行等级划分。BPI 为 0~1,数值越大表示地表裸露程度越高、土地裸露化程度越强。具体分级标准如表 7 所示。

表 7 土地裸露化等级划分
Tab.7 Classification of soil exposure levels

BPI	土地裸露化等级	含义
0~0.2	极轻度	土地裸露化程度最低,植被覆盖较好
0.2~0.4	轻度	存在轻微裸露或斑块化现象,植被略有稀疏
0.4~0.6	中度	土壤裸露和植被破碎化程度适中
0.6~0.8	重度	土地裸露化较明显,裸露斑块较多
0.8~1.0	极重度	土地裸露化程度最高,地表裸露程度强烈

从时间尺度看(表 8),极轻度裸露化面积占比由 2000 年的 33.34% 增加至 2025 年的 43.40%,并在 2020 年达到峰值(48.26%)。轻度裸露化区域同样呈增加趋势,面积占比由 18.99% 上升至 24.47%。二者合计占比由 2000 年的 52.33% 提至 2025 年的 67.87%,表明西安市低裸露化程度区域显著扩大。中度裸露化区域面积占比由 2000 年的

表 8 2000—2025 年西安市 BPI 等级面积及占比
Tab.8 Area and proportion of BPI grades in Xi'an from 2000 to 2025

BPI 等级	2000 年		2005 年		2010 年		2015 年		2020 年		2025 年	
	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%
极轻度	3 481.08	33.34	3 578.09	34.35	4 073.88	39.02	4 281.64	41.01	5 038.24	48.26	4 530.55	43.40
轻度	1 982.78	18.99	1 804.25	17.32	2 177.72	20.86	2 475.96	23.72	2 462.47	23.59	2 554.35	24.47
中度	1 422.39	13.62	1 213.32	11.65	1 669.15	15.99	1 818.34	17.41	1 476.51	14.14	1 619.43	15.51
重度	1 893.38	18.13	1 977.75	18.98	1 449.64	13.89	1 106.83	10.60	846.72	8.11	941.50	9.01
极重度	1 660.88	15.92	1 844.37	17.70	1 069.48	10.24	757.70	7.26	615.93	5.90	794.18	7.61

13.62%波动升至 2015 年的 17.42%,随后降至 2020 年的 14.14%,2025 年小幅升至 15.51%。重度和极重度裸露化区域整体明显减少。其中,重度裸露化区域面积占比由 2000 年的 18.13% 降至 2025 年的 9.02%;极重度裸露化区域面积占比由

15.91% 降至 7.61%。二者合计面积占比从 34.04%降至 16.63%,表明高裸露化程度区域得到显著压缩。
总体而言,2000—2025 年西安市 BPI 等级结构呈现由高等级向低等级转移的趋势,土地裸露化程

度总体改善。但 2020—2025 年间,重度和极重度区域占比由 14.01% 回升至 16.63%,表明局部区域仍存在裸露化反弹风险,后续需关注潜在的土壤裸露因素。

从空间尺度看(图 3),极轻度和轻度裸露化区域主要集中在南部秦岭山地区,包括周至县南部、鄠邑区南部、长安区南部以及蓝田县南部等地,这些区域植被覆盖度较高、地形起伏较大,土地裸露化程度整体较低。中度裸露化区域主要分布在秦岭北麓过

渡带、渭河平原南缘以及部分城乡交错区,表现出由南部山区向中北部平原逐渐加重的过渡特征。重度和极重度裸露化区域则主要集中在西安市主城区及其外围扩展区、渭河沿线平原区以及东北部和北部农业-建设活动较强区域。综上,2000—2025 年间,西安市土地裸露化程度表现出明显的地理分异特征,整体呈现“南部较轻、中北部较重,山地区低、平原-城镇扩展区高”的空间格局。

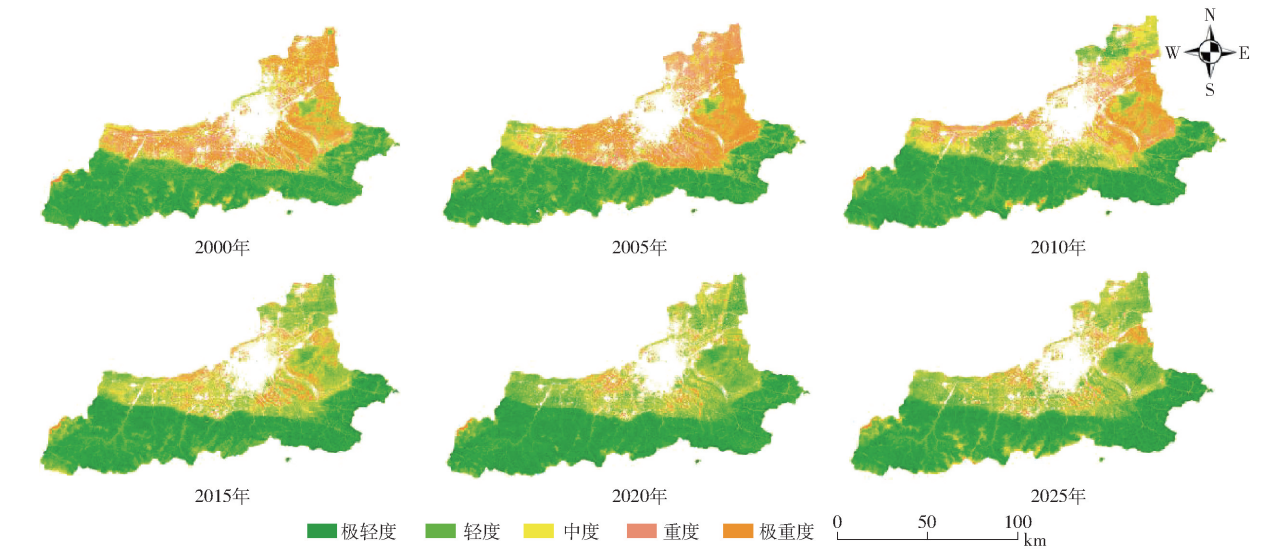


图 3 2000—2025 年西安市 BPI 等级分布

Fig. 3 BPI grade distribution in Xi'an from 2000 to 2025

西安市 2000—2025 年 BPI 变化趋势面积占比如表 9 所示。整体来看,BPI 以不变和改善为主,不变区域面积最大,占比 50.77%;其次为轻微改善区域,占比 34%。改善区域合计占比 41.49%,明显高于恶化区域的 7.74%。

由 BPI 变化趋势空间分布特征(图 4)可见,2000—2015 年,改善区主要集中在北部关中平原、

东部及南部秦岭北麓,恶化区多零散分布于中部城区和局部山前地带。2015—2020 年,轻微改善和显著改善区域范围扩大,恶化区域明显减少。2020—2025 年,研究区仍以轻微改善为主,但南部秦岭山区及边缘地带出现一定稳定和局部恶化区域。总体来看,西安市土地裸露化变化呈现“东部改善明显,西部和南部局部波动”的空间特征。

表 9 2000—2025 年 BPI 变化趋势及面积占比

Tab. 9 BPI change trend and area proportion from 2000 to 2025

等级	2000—2005 年		2005—2010 年		2010—2015 年		2015—2020 年		2020—2025 年		2000—2025 年	
	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%	面积/km ²	占比/%
显著恶化	2 310.67	22.18	880.64	8.45	1 592.35	15.25	1 250.77	11.98	2 922.76	28.00	58.36	0.56
轻微恶化	2 168.99	20.82	1 970.85	18.92	1 780.61	17.06	1 762.00	16.88	1 894.09	18.14	749.57	7.18
不变	1 823.09	17.50	2 198.77	21.11	1 864.69	17.86	1 999.96	19.16	1 644.04	15.75	5 300.93	50.77
轻微改善	2 126.10	20.41	2 539.05	24.37	2 222.99	21.29	2 526.36	24.20	1 926.57	18.45	3 550.07	34.00
显著改善	1 988.92	19.09	2 827.84	27.15	2 979.20	28.54	2 900.75	27.78	2 051.91	19.66	781.58	7.49

2.3 BPI 空间自相关分析

空间 Moran's *I* 检验结果表明,2000—2025 年西安市 BPI 的 Moran's *I* 值均大于 0,且均通过极显著性检验($P < 0.001$),表明研究区土地裸露化程度具有显著的正空间自相关特征,即相近 BPI 在空间上呈现明显集聚分布,而非随机离散分布(表 10)。

LISA 聚类结果(图 5)表明,2000—2015 年,变化较明显的区域主要位于北部渭北黄土台塬及南部秦岭山区,北部高-高聚类区总体保持连续分布,说明该区域土地裸露化程度较高且具有稳定集聚特征;南部秦岭山区低-低聚类范围较大,表明受山地地形和较高植被覆盖影响,土地裸露化程度相对较

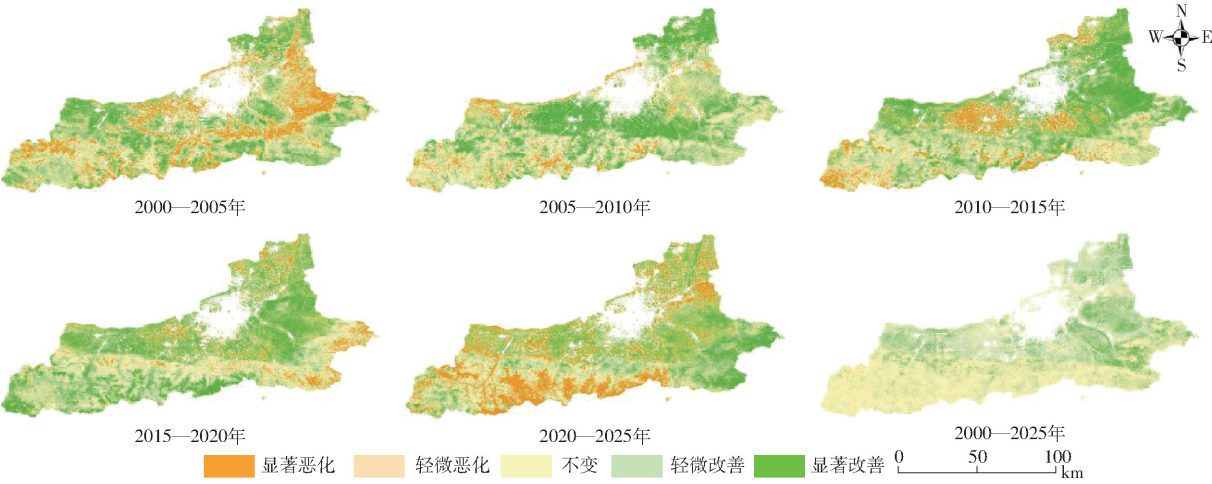


图 4 BPI 变化趋势空间分布

Fig. 4 BPI change trend spatial distribution

表 10 西安市 BPI 全局 Moran's I 指数
Tab. 10 Xi'an BPI global Moran's I index

参数	2000 年	2005 年	2010 年	2015 年	2020 年	2025 年
Moran's I	0. 779	0. 792	0. 823	0. 823	0. 791	0. 798
Z	89. 099	87. 868	93. 520	93. 671	90. 347	91. 120
P	<0. 001	<0. 001	<0. 001	<0. 001	<0. 001	<0. 001

低。2015—2025 年,高-高集聚区仍主要集中在西安市北部和东北部,局部范围有所波动;低-低集聚区持续分布在南部秦岭山区及西南部,整体格局较为稳定。相较于 2000 年,2010 年以后中部关中平原及城市建设区不显著范围较多,说明该区域受城市扩张、农业利用和土地开发共同影响,BPI 空间相关性相对较弱。此外,高-低异常和低-高异常区面积较小,零散分布在高值集聚区与低值集聚区的过渡地带。

2.4 西安市 BPI 持续性分析

2000—2025 年西安市 BPI 的 H 为 $0 \sim 0.56$ (图 6a),表明研究区未来变化总体以反持续性为

主。将 Hurst 指数与 BPI 趋势结果叠加后发现,2000—2025 年呈退化趋势的多数区域在未来表现出反持续性,主要集中于南部秦岭山区和西南部地区;而中部平原及北部局部区域仍存在持续退化风险。对于 BPI 改善较明显区域,部分地区未来仍将延续改善趋势,主要分布在北部、东北部和中部局部地带;但中南部及西南部部分改善区域表现出较强反持续性,后续可能存在转变风险。

进一步结合 Hurst 指数与 Sen 趋势分析结果,可将未来变化划分为 4 类,见图 6b 和表 11。其中,持续退化区域占比为 2.54%,主要零散分布于西安市中部平原区及北部局部地区;由退化变改善的区域占比为 27.44%,主要位于南部秦岭山区和西南部地区。由改善变退化的区域占比最高,为 55.24%,主要位于西安市中部关中平原、北部及东北部地区,表明这些区域未来存在土地裸露化加重风险;未来持续改善区域占比为 14.78%,主要分布在北部、东北部及中部局部地区。

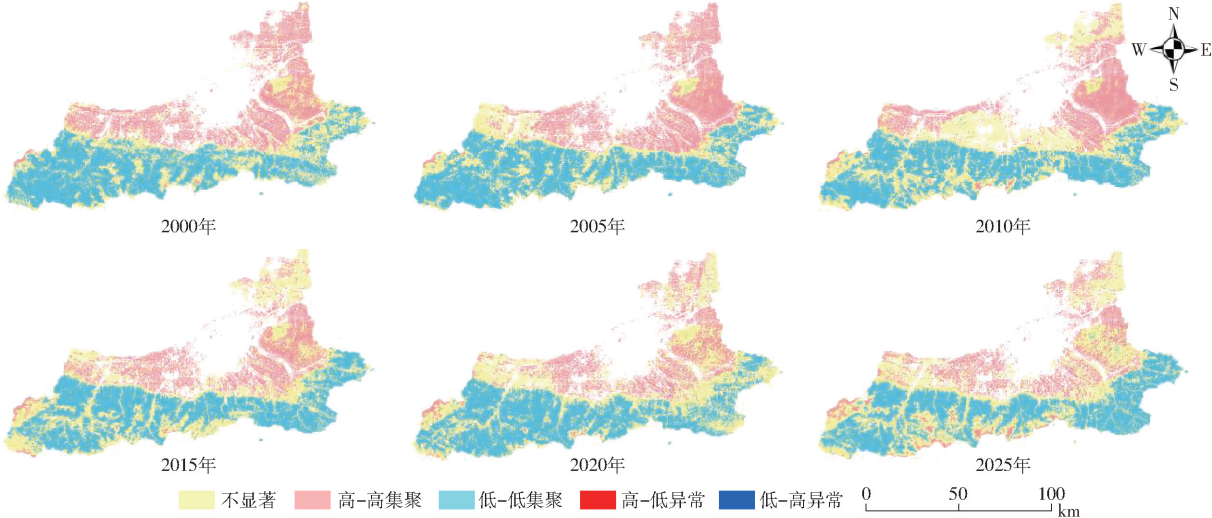


图 5 西安市 BPI 指数 LISA 聚类

Fig. 5 LISA cluster diagrams of BPI in Xi'an City

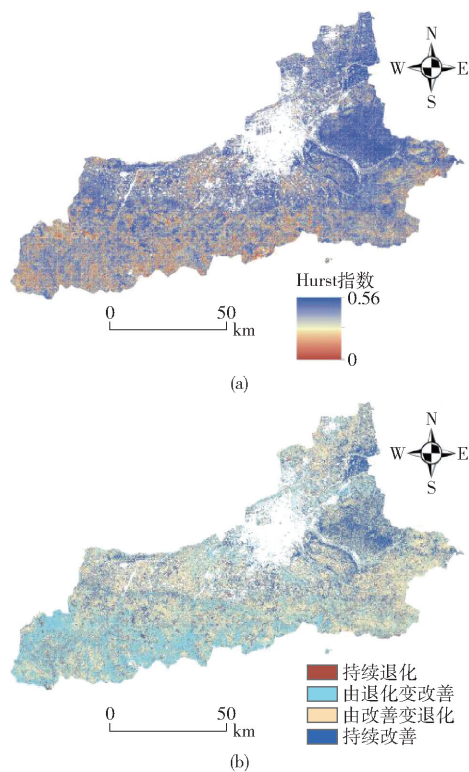


图 6 2000—2025 年 BPI 未来趋势分布
Fig. 6 Spatial distribution of BPI persistence from 2000 to 2025

表 11 西安市土地裸露化持续性统计
Tab. 11 Statistics of BPI persistence in Xi'an

变化趋势	占比/%
持续退化	2. 54
由退化变改善	27. 44
由改善变退化	55. 24
持续改善	14. 78

3 讨论

3.1 BPI 构建与时空演变

基于传统 RSEI 模型的综合评价思路,结合土地裸露化地表响应特征,将绿度指标由常用植被指数 NDVI 进一步改进为 MSAVI,并综合 BSI、SI 和 WET,构建了监测土地裸露化程度的 BPI,从 4 个不同维度刻画了 BPI,能够弥补单一指数表征能力不足的问题。与 NDVI、MSAVI、BSI 和 SI 等单一指数相比, BPI 与真实土地裸露度的一致性更高,且 RMSE 和 MAE 更低,说明多维指标综合能够在一定程度上降低单一指数受土壤背景、地表湿度或混合像元影响造成的识别偏差。

基于 BPI 的空间监测结果表明,西安市土地裸露化具有明显空间异质性。低裸露化区域主要分布于植被覆盖较好的林地、草地和农田区域,高裸露化区域多分布于裸土暴露明显、地表干化较强或受人类活动扰动较明显的区域。2000—2005 年西安市

处于城市快速扩展和基础设施建设加快阶段,建设扰动和裸露地表增加,使得局部区域裸露化程度有所加重。2005 年以后,随着城市绿化、生态修复以及秦岭生态保护力度的不断增强,南部山区生态屏障功能进一步稳定,中北部部分高等级裸露化斑块得到压缩,低等级裸露化区域逐渐扩大,推动西安市土地裸露化总体向改善方向发展。这一分布特征与西安市地形条件、植被覆盖、土地利用方式和人类活动强度具有较好对应关系,且与秦岭地区和西安市已有研究结论基本一致^[21,30],说明 BPI 能够较好反映研究区土地裸露化的实际空间格局。

3.2 不确定性与改进展望

真实土地裸露度主要依据 Google Earth 高分辨率影像人工解译获得,解译结果可能受到影像获取日期及影像清晰度的影响。后续可增加实地调查样本,以提高真实值的可靠性。

Landsat 影像空间分辨率为 30 m,城郊交错区、农田边界及小尺度裸露斑块中易出现混合像元,使 BPI 值同时包含植被、裸土和其他地表信息。未来可引入 Sentinel-2、高分系列等较高空间分辨率影像,提高小尺度裸露斑块的识别精度。

农田裸露具有明显季节性,播种、收割和翻耕等活动可能造成短期裸露变化。后续可结合月尺度或物候阶段影像,区分季节性农业裸露与持续性土地裸露,并采用相同时段、相近影像数量的年度合成策略增强时序可比性。

同时使用 Landsat 5 和 Landsat 8 数据,不同传感器之间的波段响应差异可能对长时间序列指数计算产生一定影响。未来可开展跨传感器辐射一致性校正,并通过重叠年份影像对比检验指标稳定性。

目前 BPI 主要在西安市进行验证,其在不同气候、土壤背景和土地利用条件下的适用性仍需进一步检验,后续可选择干旱区、农牧交错区和城市扩展区开展区域迁移验证,以完善 BPI 参数设置和分级标准。

4 结论

(1)在传统 RSEI 的基础上提出了一种基于主成分分析方法构建 BPI 的方法。BPI 第一主成分贡献率在 81.93% 以上,平均贡献率为 84.69%,表明该指数能够较好地集成植被覆盖、裸土暴露、盐分特征和湿度条件等信息。BSI、SI 与 BPI 呈正向关系,MSAVI、WET 与 BPI 呈负向关系,符合土地裸露化的地表响应机理。对比验证结果表明,BPI 与真实土地裸露化具有较高一致性,Pearson 相关系数和 R^2 分别为 0.944 和 0.890,RMSE 和 MAE 分别为

0.102 和 0.065,均优于单一遥感指数,表明 BPI 具有较好的土地裸露化表征能力。

(2) 基于 BPI 的时空监测结果表明,西安市土地裸露化具有明显空间差异,较高裸露化区域主要分布在植被覆盖较低、裸土暴露明显及人类活动扰动较强的区域,较低裸露化区域主要分布在植被覆盖较好的林地、草地和农田区域。不同等级土壤裸露区呈现一定变化,反映出西安市土地裸露化具有

明显的时空演变特征。

(3)空间集聚和持续性分析结果表明,西安市 BPI 具有显著正空间自相关,高值和低值区域呈现一定集聚分布特征;部分区域未来变化趋势具有持续性,说明 BPI 能够用于识别土壤裸露度重点分布区和潜在变化风险区。总体来看,BPI 可为区域土地退化识别、农业资源管理和生态环境治理提供参考。

参 考 文 献

- [1] 宋伟,韩赟,刘琳. 山水林田湖草生态问题系统诊断与保护修复综合分区研究:以陕西省为例[J]. 生态学报, 2019, 39(23): 8975 – 8989.
Song Wei, Han Ze, Liu Lin. Systematic diagnosis of ecological problems and comprehensive zoning for ecological conservation and restoration of mountains-rivers-forests-farmlands-lakes-grasslands: a case study of Shaanxi Province[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(23): 8975 – 8989. (in Chinese)
- [2] Seifollahi-Aghmiuni S, Kalantari Z, Egidi G, et al. Urbanisation-driven land degradation and socioeconomic challenges in peri-urban areas: insights from Southern Europe[J]. Ambio, 2022, 51(6): 1446 – 1458.
- [3] Zambrano L, Aronson M F J, Fernandez T. The consequences of landscape fragmentation on socio-ecological patterns in a rapidly developing urban area: a case study of the national autonomous university of Mexico[J]. Frontiers in Environmental Science, 2019, 7: 152.
- [4] Kumar P. Soil conservation for global sustainability[M] // Kulkarni S, Haghi A K. Global sustainability. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 103 – 128.
- [5] Sharma P, Sharma P, Thakur N. Sustainable farming practices and soil health: a pathway to achieving SDGs and future prospects[J]. Discover Sustainability, 2024, 5(1): 250.
- [6] Molla A, Ren Y, Mekonnen Y G, et al. Spatial-temporal trends and driving mechanisms of land degradation sensitivity in the southern region of China[J]. Ecological Indicators, 2025, 175: 113532.
- [7] 何发坤,蒲生彦,肖胡萱,等. 遥感技术在土壤退化中的应用研究进展[J]. 农业资源与环境学报, 2021, 38(1): 10 – 19.
He Fakun, Pu Shengyan, Xiao Huxuan, et al. Review of remote sensing applications in soil degradation[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2021, 38(1): 10 – 19. (in Chinese)
- [8] 许冬,徐文华,米夏原,等. 中国生态脆弱区乡村可持续发展研究脉络与展望[J]. 生态学报, 2026, 46(14): 7816 – 7827.
Xu Dong, Xu Wenhua, Mi Xiayuan, et al. Research progress and prospects of rural sustainable development in ecologically fragile areas of China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2026, 46(14): 7816 – 7827. (in Chinese)
- [9] 张佳宝. 新时代耕地土壤产能提升科技发展现状与战略思考[J]. 土壤, 2025, 57(6): 1201 – 1210.
Zhang Jiabao. Current status and strategic thinking of scientific and technological development for enhancing cultivated land soil productivity in the new era[J]. Soils, 2025, 57(6): 1201 – 1210. (in Chinese)
- [10] Wang J, Zhen J, Hu W, et al. Remote sensing of soil degradation: progress and perspective[J]. International Soil and Water Conservation Research, 2023, 11(3): 429 – 454.
- [11] Rukhovich D I, Koroleva P V, Rukhovich A D, et al. Informativeness of the long-term average spectral characteristics of the bare soil surface for the detection of soil cover degradation with the neural network filtering of remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2023, 15(1): 124.
- [12] Nait-Taleb O, Elomari S, Abdelrahman K, et al. Monitoring soil degradation using Sentinel – 2 imagery and statistical analysis of spectral indices in a semi-arid watershed of the Moroccan High Atlas[J]. Frontiers in Soil Science, 2025, 5: 1553887.
- [13] 周寅桥,李雄. 基于水体型生态指数的无锡市城区生态质量时空变化分析[J]. 生态学报, 2024, 44(4): 1476 – 1490.
Zhou Yinqiao, Li Xiong. Spatiotemporal change analysis of ecological quality in Wuxi urban area based on water body type ecological index[J]. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(4): 1476 – 1490. (in Chinese)
- [14] Berdimbetov T, Ma Z G, Shelton S, et al. Identifying land degradation and its driving factors in the Aral Sea Basin from 1982 to 2015[J]. Frontiers in Earth Science, 2021, 9: 690000.
- [15] Li J X, Li X L, Gao J, et al. Influences of pika and simulated grazing disturbances on bare patches of alpine meadow in the Yellow River Source Zone[J]. Journal of Mountain Science, 2021, 18(5): 1307 – 1320.
- [16] 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 Hanqiu. A remote sensing urban ecological index and its application[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(24): 7853 – 7862. (in Chinese)
- [17] 杨琨,黄义忠,黄传曙. 基于 MRSEI 的河流域上游生态环境质量动态评估与分区管控[J/OL]. 环境科学, 2025 – 11 – 05. <https://doi.org/10.13227/j.hj.kx.202507391>.

[18] Chen N, Cheng G, Yang J, et al. Evaluation of urban ecological environment quality based on improved RSEI and driving factors analysis[J]. Sustainability, 2023, 15(11): 8464.

[19] Li N, Wang J Y, Qin F. The improvement of ecological environment index model RSEI[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2020, 13(11): 403.

[20] 黄晓军, 宋涛, 王博, 等. 土地利用规模-结构-形态演变对城市热环境的影响:以西安市主城区为例[J]. 地理科学, 2022, 42(5): 926 - 937.
Huang Xiaojun, Song Tao, Wang Bo, et al. Impact of land use scale - structure - morphology evolution on urban thermal environment: a case study of Xi'an main urban area[J]. Scientia Geographica Sinica, 2022, 42(5): 926 - 937. (in Chinese)

[21] 张文静, 吴素良, 郝丽, 等. 西安城市热岛效应变化特征分析[J]. 陕西气象, 2019(1): 18 - 21.
Zhang Wenjing, Wu Suliang, Hao Li, et al. Analysis of variation characteristics of urban heat island effect in Xi'an[J]. Shaanxi Meteorology, 2019(1): 18 - 21. (in Chinese)

[22] 徐涵秋, 邓文慧. MRSEI 指数的合理性分析及其与 RSEI 指数的区别[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(1): 1 - 7.
Xu Hanqiu, Deng Wenhui. Rationality analysis of MRSEI index and its difference from RSEI index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(1): 1 - 7. (in Chinese)

[23] Lin H, Zhao Y. Soil erosion assessment of alpine grassland in the source park of the Yellow River on the Qinghai - Tibetan plateau, China[J]. Frontiers in Ecology and Evolution, 2022, 9: 771439.

[24] Zhang X, Meng C, Gou P, et al. Evaluating the reconstructed all-weather land surface temperature for urban heat island analysis[J]. Remote Sensing, 2024, 16(2): 373.

[25] 刘玉红, 张筠, 张春华, 等. 2000—2015 年山东省植被净初级生产力时空变化及其对气候变化的响应[J]. 生态学杂志, 2019, 38(5): 1464 - 1471.
Liu Yuhong, Zhang Jun, Zhang Chunhua, et al. Spatial and temporal variations of vegetation net primary productivity and its responses to climate change in Shandong Province from 2000 to 2015[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(5): 1464 - 1471. (in Chinese)

[26] 李霞, 张乐艺, 吴晨. 基于 GEE 和地理探测器的河南省不同流域植被变化及影响因素[J]. 应用生态学报, 2024, 35(7): 1887 - 1896.
Li Xia, Zhang Leyi, Wu Chen. Vegetation changes and influencing factors in different river basins of Henan Province based on GEE and geographic detector[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2024, 35(7): 1887 - 1896. (in Chinese)

[27] 张加成, 高凡, 刘坤, 等. 基于改进遥感生态指数的车尔臣河生境质量评价及驱动因素分析[J/OL]. 环境科学, 2025 - 11 - 04. <https://doi.org/10.13227/j.hjxx.202507029>.

[28] 尚明, 姚亚楠, 顾鹏程, 等. 邯郸市土地覆盖及生态系统服务价值分析[J]. 农业机械学报, 2025, 56(9): 517 - 525.
Shang Ming, Yao Ya'nan, Gu Pengcheng, et al. Analysis on land cover and ecosystem service value in Handan City[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(9): 517 - 525. (in Chinese)

[29] 田云, 刘俊艳, 白爽, 等. 近 20 年黄河流域甘肃段植被覆盖度变化与驱动因素分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7): 365 - 372, 404.
Tian Yun, Liu Junyan, Bai Shuang, et al. Fractional vegetation cover change and driving factors in Gansu section of Yellow River Basin[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 365 - 372, 404. (in Chinese)

[30] 张静, 杨丽萍, 贡恩军, 等. 基于谷歌地球引擎和改进型遥感生态指数的西安市生态环境质量动态监测[J]. 生态学报, 2023, 43(5): 2114 - 2127.
Zhang Jing, Yang Liping, Gong Enjun, et al. Dynamic monitoring of ecological environment quality in Xi'an based on Google Earth Engine and improved remote sensing ecological index[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(5): 2114 - 2127. (in Chinese)