基于 XGBoost-SHAP 和 PLS-SEM 的京津冀景观破碎化驱动因素研究

王贺封[1,2], 姜 涵[1], 曹 媛[1], 贾鹏飞[1], 王泽鹏[1]
(1.河北工程大学 矿业与测绘工程学院, 河北 邯郸 056038; 2.邯郸市自然资源空间信息重点实验室, 河北 邯郸 056038)

摘 要: [目的] 探究京津冀地区景观破碎化空间格局及其驱动机制,为京津冀城市群土地空间优化与区域可持续发展提供科学依据。[方法] 以京津冀地区为例,选取2000,2010和2022年3个时间点,引入9个自然和人为因素,集成空间自相关、XGBoost-SHAP模型与PLS-SEM模型进行综合分析。[结果] ①京津冀地区景观破碎化整体呈现加剧态势,且具有显著的空间集聚效应。其中高破碎化热点主要集中于西北部燕山山脉以及太行山脉沿线。②XGBoost-SHAP模型显示景观破碎化驱动因素重要性排序为:土地覆被变化强度>坡度>土壤有机碳含量>人类干扰强度>高程>年降水量>年均气温>不透水面膨胀强度>人类足迹。其中土地覆被变化强度、坡度、年降水量与年均气温主要对景观破碎化起正向驱动作用,而土壤有机碳含量与人类干扰强度则表现为负向抑制作用。③PLS-SEM路径分析进一步厘清了各因素及因素间的作用路径。其中土地覆被变化强度对景观破碎化存在直接的正向影响,而坡度、土壤有机碳含量、高程、年降水量、年均气温及不透水面膨胀强度主要通过影响人类干扰强度、土地覆被变化强度与人类足迹产生间接影响。[结论] 2000—2022年京津冀地区景观破碎化程度加剧,土地覆被变化强度与坡度是景观破碎化的主要驱动力,土地覆被变化强度直接提高景观破碎化,而其余部分因子则主要通过影响人类活动间接作用于景观破碎化。

关键词: 景观破碎化; XGBoost-SHAP模型; PLS-SEM; 驱动因素; 京津冀地区
文献标识码: B **文章编号:** 1000-288X(2026)03-0149-11 **中图分类号:** X321, P901

文献参数: 王贺封, 姜涵, 曹媛, 等.基于XGBoost-SHAP和PLS-SEM的京津冀景观破碎化驱动因素研究[J].水土保持通报,2026,46(3):149-159. Wang Hefeng, Jiang Han, Cao Yuan, et al. Driving factors of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region based on XGBoost-SHAP and PLS-SEM [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation,2026,46(3):149-159.

DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2026.03.010 **CSTR:32312.14.stbctb.2026.03.010**

Driving factors of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region based on XGBoost-SHAP and PLS-SEM

Wang Hefeng[1,2], Jiang Han[1], Cao Yuan[1], Jia Pengfei[1], Wang Zepeng[1]
(1.*School of Mining and Geomatics Engineering, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei* 056038, *China*; 2.*Key Laboratory of Natural Resources Spatial Information, Handan, Hebei* 056038, *China*)

Abstract: [Objective] The spatial pattern and driving factors of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region were investigated in order to provide a scientific basis for land-use spatial optimization and sustainable regional development in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration. [Methods] Taking Beijing-Tianjin-Hebei region as a study area, three time points (2000, 2010, and 2022) were selected, and nine natural and human factors were introduced. Spatial autocorrelation, the XGBoost-SHAP model, and the PLS-SEM model were integrated for comprehensive analysis. [Results] ① Landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region generally showed an intensifying trend and exhibited significant spatial clustering effects. High-fragmentation hotspots were mainly concentrated in the northwestern Yanshan Mountains and along the Taihang Mountains.

收稿日期:2025-10-27 **修回日期:**2025-12-30 **采用日期:**2026-01-02
资助项目:河北省高等学校科学技术研究项目"基于斜坡单元的滑坡动力学模型研究"(QN2024160)
第一作者:王贺封(1980—),男(汉族),江西省抚州市人,博士,教授,硕士生导师,主要从事GIS与RS应用、城市地理数据挖掘研究。Email:wanghefeng@hebeu.edu.cn。

② The XGBoost-SHAP model revealed that the importance ranking of the driving factors of landscape fragmentation was as follows: land cover change intensity > slope > soil organic carbon content > human activity intensity > elevation > annual precipitation > annual average temperature > impervious surface expansion intensity > human footprint. Among these factors, land cover change intensity, slope, annual precipitation, and annual average temperature primarily exerted positive driving effects on landscape fragmentation, whereas soil organic carbon content and human activity intensity showed negative inhibitory effects. ③ The PLS-SEM path analysis further clarified the action pathways of each factor and their interactions. Land cover change intensity had a direct positive effect on landscape fragmentation, whereas slope, soil organic carbon content, elevation, annual precipitation, annual average temperature, and impervious surface expansion intensity mainly exerted indirect effects by influencing human activity intensity, land cover change intensity, and human footprint. [Conclusion] Over the past 23 years, the degree of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region has intensified. Land cover change intensity and slope are the main driving factors of landscape fragmentation. Land cover change intensity directly intensifies landscape fragmentation, whereas the other factors mainly influence landscape fragmentation indirectly by affecting human activities.

Keywords: landscape fragmentation; XGBoost-SHAP model; PLS-SEM; driving factors; Beijing-Tianjin-Hebei region

景观破碎化是指受地形变化、城市蔓延等自然干扰或人类活动影响,原本单一、连续的景观逐渐转变为复杂、分散的斑块镶嵌体的生态过程[1]。景观破碎化不仅改变了景观的空间形态,也深刻影响着生态系统的结构与功能,其作用贯穿能量流动、物质循环、物种迁徙与生物多样性等多个层面[2]。它包括初级生产力空间格局变化,碳汇功能削弱,物种移动屏障阻断,生境丧失与隔离等,严重威胁生态安全与可持续发展。随着中国城镇化与工业化的快速推进,国土空间格局发生显著变化,尤其体现在城市群地区,建设用地扩张不断侵占耕地等自然景观,导致生境面积缩减、生态连通性下降,景观破碎化问题日益凸显[3]。因此,探究城市群景观破碎化的空间特征、演变规律与驱动机制,对于揭示区域生态环境变化机理、协调生态保护与经济发展、促进可持续发展具有重要意义[4]。

当前,景观破碎化研究已逐步形成一套范式,现有研究多基于土地覆被数据,从区域斑块分布、形状复杂度与空间连通性等多个维度构建景观指数,以量化景观破碎化程度。研究核心聚焦于城市化区域,旨在深入解析其景观空间结构特征、动态演变过程以及背后复杂驱动机制[5-7]。其中,在解析景观破碎化的驱动机制方面,研究方法合理选择将直接影响对成因与过程的深入理解。传统定量分析依赖于数学模型,其结论虽具客观可重复性,但分析过程近似"黑箱",难以揭示深层动因[8]。与之相对,定性分析虽能提供深入的机制性洞察,但其结论在很大程度上依赖于研究者的经验与判断,从而不可避免地带有主观性[9]。两类方法在客观性与解释力方面均存在不足。近年来,地理探测器(geodetector, GD)在生态学驱动因素分析中应用广泛,能够有效揭示不同影响因素之间的交互作用关系[10];然而,该方法在捕捉变量间复杂的非线性关系方面仍存在一定局限。与之相比,XGBoost-SHAP分析方法凭借其集成决策树结构与可解释性分析的优势,能够更精准地拟合驱动因子与响应变量之间的复杂非线性关系[11],实现变量的重要性排序及影响方向解释[12],确保了分析结果的客观性与准确性。尽管如此,该方法在揭示多个驱动因素之间复杂的交互效应,以及辨识其对响应变量的间接影响路径方面,仍存在一定不足。而结构方程模型允许构建包含潜变量的理论因果框架[13],能够有效验证驱动因素之间及其与响应变量之间的多层级路径关系,弥补了纯数据驱动模型在影响机制解释上的不足。二者结合,能够在充分发挥机器学习高效处理复杂多维数据优势的基础上,引入因果结构约束,从而实现对景观破碎化过程更全面、更具生态学机理的解析。为此,本文试图集成XGBoost-SHAP模型和结构方程模型两种方法优势,揭示城市群地区景观破碎化的驱动机制及其影响的多层级路径关系。

随着城镇化和工业化的快速推进,中国土地覆被格局发生显著转变,城市景观破碎化问题日益凸显。然而,现有关于景观破碎化的研究多聚焦于单一城市尺度,在尺度更大的城市群层面研究仍较为薄弱。尤其对于京津冀这样城镇化进程迅猛且内部发展不均衡的城市群,其景观格局演变背后的驱动机制与空间异质性尚未得到充分揭示。为此,本文以京津冀城市群为研究对象,构建景观破碎化综合

指数,量化区域景观破碎化程度,并综合运用XGBoost-SHAP与PLS-SEM方法,深入解析景观破碎化的驱动机制,揭示影响景观格局演变的关键因素及其作用路径,以期为京津冀城市群土地空间优化与区域可持续发展提供参考依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

京津冀城市群位于华北平原北部(113°27′—119°50′E,36°05′—42°40′N),包含北京市、天津市及河北省11个地级市,地理位置优越,北倚燕山,西靠太行山,东临渤海,是连接华北与东北的重要枢纽。该地区地形地貌多样,主要表现为西北高、东南低,且过渡地带呈现为低山、丘陵、盆地相间分布格局,总面积约为2.18×10^5 km²,约占中国国土面积的2.26%[14]。

京津冀城市群作为中国第3大城市群,形成了以北京、天津为中心,河北省多城市拱卫的双中心格局,“核心-边缘”结构特征鲜明[15],社会经济发达,人口高度密集。21世纪以来,我国城镇化进程加速,同时伴随京津冀协同发展战略的提出,京津冀地区建设用地面积从2000年的2.20×10^4 km²激增到2022年的3.30×10^4 km²,区域用地结构发生显著变化,自然景观向人工景观大规模转化,景观逐渐破碎化,对京津冀地区的可持续发展以及生态系统的完整性与稳定性造成威胁。

1.2　数据来源

选取2000,2010和2022年3个时间节点,土地覆被数据来源于武汉大学提供的中国30 m分辨率的逐年土地覆被数据(https://zenodo.org/records/15 853 565),通过重分类,最终得到耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地6种土地类型。高程数据来源于地理空间数据云(https://www.gscloud.cn/)的GEDMV3数据,分辨率为30 m。坡度数据通过高程数据提取获得。气温和降水数据来源于国家青藏高原科学数据中心(https://data.tpdc.ac.cn/),分辨率为1 km。人类足迹数据来源于中国农业大学城市环境监测与建模团队(https://www.x-mol.com/groups/li_xuecao/news/48 145),该数据融合建成区、人口密度、夜间灯光等多元人类压力源,反映人类活动的时空扩张模式,分辨率为1 km。不透水面面积通过土地覆被数据提取获得。土壤有机碳含量来源于ISRIC世界土壤中心(International Soil Reference and Information Centre)提供的1 m深度的分辨率为250 m的栅格数据。所有数据统一为WGS_1984坐标系,并考虑到尺度变化会直接影响景观指数值,对破碎化结果产生影响,为此在对研究区尺度敏感性测试的基础上,结合研究区大小、前人相关研究成果及不同数据分辨率情况,综合空间细节表征和计算效率,创建6 km×6 km渔网,并基于均值进行后续景观格局分析。

1.3　研究方法

1.3.1　景观破碎化指数

景观指数能够高度浓缩景观格局信息,有效反映景观的结构组成与空间配置等特征[16]。为科学表征景观破碎化程度,相关研究通常从斑块面积、形状特征和空间分布等维度选取具有代表性的景观指数。本文在借鉴现有研究成果的基础上[17],结合研究区实际情况,初步选取8个景观指数,进一步通过共线性检验,剔除方差膨胀因子(VIF)大于10的指数,最终确定平均斑块大小(AREA_MN)、斑块密度(PD)、边缘密度(ED)、蔓延度(CONTAG)、景观分离度(DIVISION)5个指数构成景观破碎化指数。

基于Fragstats 4.2中的移动窗口模块,结合粒度分析与半变异函数[18],确定80 m为该研究区的适宜分析粒度,1 200 m×1 200 m为适宜的移动窗口分析单元,计算得到各景观指数值。为消除不同景观指数量纲和取值范围影响,采用Z-score法对指数标准化,并进行主成分分析。从表1可以看出,第1主成分和第2主成分的解释程度累积权重达到94%以上,具有较高的合理性。因此,基于第1和第2主成分进行景观破碎化综合指数计算,其中,较高的综合指数值表征较高的景观破碎化水平。计算公式为

$$F=F_1\times0.852+F_2\times0.148 \tag{1}$$

$$F_1=x_1\times Z_{\text{AREA_MN}}+x_2\times Z_{\text{PD}}+x_3\times Z_{\text{ED}}+x_4\times Z_{\text{CONTAG}}+x_5\times Z_{\text{DIVISION}} \tag{2}$$

$$F_2=x_6\times Z_{\text{AREA_MN}}+x_7\times Z_{\text{PD}}+x_8\times Z_{\text{ED}}+x_9\times Z_{\text{CONTAG}}+x_{10}\times Z_{\text{DIVISION}} \tag{3}$$

式中:$x_1,x_2\cdots x_{10}$表示主成分F_1,F_2中各景观指数的系数,为确保系数能准确反映原始变量对主成分的贡献,将每一主成分的载荷矩阵分别除以其对应特征值的平方根(F_1:$\sqrt{4.020}$,F_2:$\sqrt{0.700}$),最终可以得到各指数在主成分中的标准化系数,$Z_{\text{AREA_MN}}$,Z_{PD},Z_{ED},Z_{CONTAG},Z_{DIVISION}分别表示标准化处理后的景观指数。

1.3.2　驱动因素选择

结合现有研究,从自然影响和人为影响两个角度,选取9个驱动因子,包括高程(DEM)、坡度(Slope)、年降水量(AP)、年均气温(AT)、人类足迹(HF)、土壤有机碳含量(SC)、不透水面膨胀强度(IE)、人类干扰强度(HAI)、土地覆被变化强度

(LC)。其中,人类活动相关指标中,HF侧重反映人类活动的时空扩张模式,HAI侧重于人类活动对土地类型的干扰程度。IE与LC基于1990,2000,2010和2022年4期土地覆被数据获取;其余因子则选取2000,2010和2022年3个年份数据进行相关驱动因素分析。

表1 景观指数主成分分析

Table 1 Principal component analysis of landscape metrics

景观指数	公因子方差		成分载荷矩阵		成分	初始特征值		
	初始	提取	1	2		总计	方差%	累积%
AREA_MN	1	0.907	−0.876	−0.374	1	4.020	80.394	80.394
PD	1	0.889	0.915	0.226	2	0.700	13.993	94.387
ED	1	0.977	0.988	0.045	3	0.219	4.378	98.765
CONTAG	1	0.993	−0.703	0.706	4	0.044	0.885	99.651
DIVISION	1	0.954	0.973	−0.085	5	0.017	0.349	100.000

(1)不透水面膨胀强度。不透水面膨胀强度指数反映区域内不透水面扩张的速率与空间强度[4],本文划分了3个时间段,即1990—2000年、2000—2010年、2010—2022年,计算公式为

$$IE=\frac{A_b-A_a}{TA\cdot\Delta T}\times 100\% \tag{4}$$

式中:IE表示研究区不透水面膨胀强度;A_a表示研究期开始时的不透水面面积;A_b表示研究期结束时的不透水面面积;TA表示研究区土地覆被总面积;ΔT表示时间间隔。

(2)人类干扰强度。作为景观格局演变的主导驱动因子,人类活动显著削弱了各类景观的原生自然特性。为量化人类活动的综合影响程度,本文采用人类干扰强度指数,计算公式为

$$HAI=\sum_{i=1}^{N}A_iP_i/TA \tag{5}$$

式中:HAI表示人类干扰强度;N表示土地覆被类型数量;A_i表示区域内第i种土地覆被类型面积;P_i表示第i种土地覆被类型对应的人为影响强度系数,本文在前人研究基础上[19],确定人为影响强度系数(表2)。

表2 人为影响强度系数

Table 2 Coefficients of human activity intensity

土地覆被类型	耕地	林地	草地	水域	建设用地	未利用地
P_i	0.61	0.12	0.09	0.12	0.94	0.08

(3)土地覆被变化强度。土地覆被变化强度指数反映区域内某一土地覆被类型变化的活跃程度[20],本文划分了3个时间段,计算公式为

$$LC=\frac{A_c}{TA\cdot\Delta T}\times 100\% \tag{6}$$

式中:LC表示研究区土地覆被变化强度;A_c表示土地覆被类型发生变化的面积。

1.3.3 空间自相关分析

空间自相关分析是一种分析空间数据分布特征以及相互关系的方法[21]。本文采用全局莫兰指数和局部莫兰指数,考察2000—2022年京津冀地区景观破碎化的空间格局特征,计算公式为

$$\text{Moran's } I=\frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\omega_{ij}(x_i-\bar{x})(x_j-\bar{x})}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\omega_{ij}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2} \tag{7}$$

$$\text{Local Moran's } I_i=\frac{(x_i-\bar{x})\sum_{j=1}^{n}\omega_{ij}(x_j-\bar{x})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2} \tag{8}$$

式中:Moran's I表示全局莫兰指数;n表示要素个数;x_i,x_j分别表示i要素和j要素的属性值;$\bar{x}$表示属性均值;ω_{ij}表示i要素和j要素的空间权重;Local Moran's I_i表示局部莫兰指数。

1.3.4 XGBoost-SHAP模型

XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)是一种基于梯度提升决策树的集成学习算法,能够有效处理高维非线性关系,且对缺失值与异常值具有较强的鲁棒性,广泛应用于分类、回归以及特征重要性评估等任务[22]。已有研究[23-24]指出,XGBoost在处理栅格数据及识别变量驱动机制方面表现出较高精度,为此,本文采用XGBoost模型,以预测不同驱动因素对城市景观破碎化的影响。将2000,2010和2022年数据按7∶3的比例划分为训练集和测试集,并在模型训练阶段引入5折交叉验证,对关键超参数(如决策树数量n_estimators、最大深度max_depth、学习率learning_rate、最小分裂损失gamma以及早停轮数early_stopping_rounds)进行调优,以防止过拟合。然而,XGBoost作为一种黑箱模型,其预测结果在可解

释性方面存在一定局限。为解决该问题,本文引入SHAP可解释性方法,通过量化特征变量对模型输出的贡献度,实现对模型决策机制的解释[25]。SHAP值基于合作博弈论中的Shapley值构建,其计算公式为

$$\phi_i=\sum_{S\subseteq N\setminus\{i\}}\frac{|S|!(N-|S|-1)!}{N!}\left[v(S\cup\{i\})-v(S)\right] \quad (9)$$

式中:S表示不包含特征i的任意特征子集;$|S|$表示集合S中的特征数;N表示所有特征的集合;$v(S)$表示S对模型预测输出的贡献;$v(S\cup\{i\})$表示特征集$S\cup\{i\}$对模型预测输出的贡献。

1.3.5　偏最小二乘结构方程模型

偏最小二乘结构方程模型(PLS-SEM)是一种基于方差的多变量分析方法,适用于探究变量及潜变量之间的复杂因果路径与影响机制[26]。该方法不预设严格的数据分布前提,具备处理复杂模型的稳健性,且在潜变量设置方面对显变量无严格的数量要求,并能同步估计变量间的直接与间接效应,从而系统地揭示其内在作用关系。在本文中,共设置两个潜变量,其中气候特征潜变量(Climate)由AP和AT两个特征变量组成,地形特征潜变量(Topography)由DEM和Slope两个特征变量组成。通过拟合优度(Goodness of Fit, GOF)指标评估模型的拟合效果,根据相关研究经验,当GOF大于0.5时,认为结果可靠。相关计算通过R语言实现。

2　结果与分析

2.1　2000—2022年土地利用变化分析

由图1可知,京津冀地区土地利用类型以耕地为主,其次是林地、草地和建设用地,4种类型面积比例超过总量的98%。其中,耕地多分布于东南部平原地带,林地主要分布于北部燕山和西部太行山地区,草地集中分布在西北部高原地区,建设用地集中于北京市、天津市两大直辖市,以及河北省各大城市中心区域,呈现向四周快速扩张趋势。

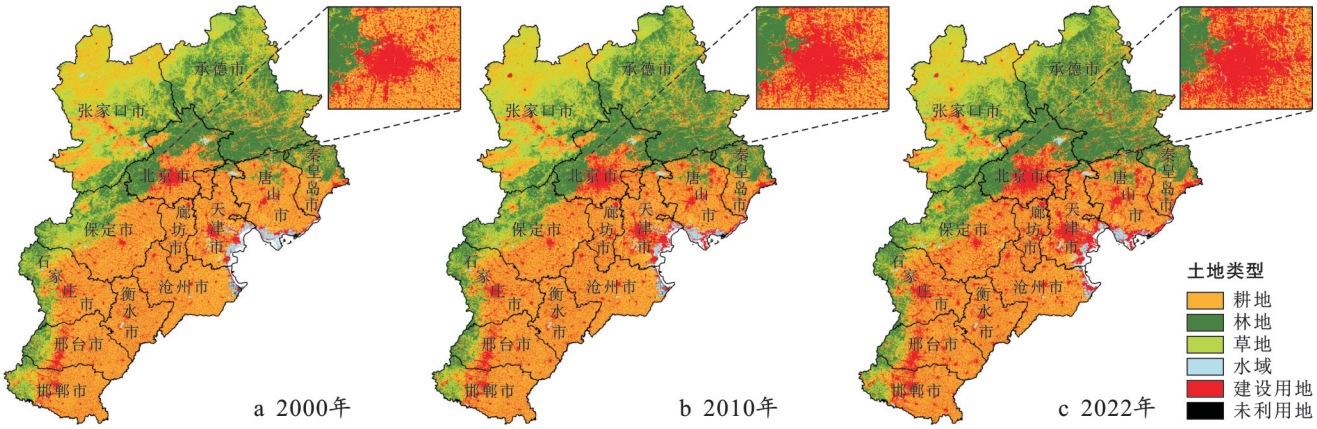


图1　京津冀地区2000—2022年土地利用类型分布

Fig.1　Distribution of land use types in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2022

从时间变化来看(图2),建设用地是增幅最大的土地利用类型,其面积累计扩张了5.23%。2000—2010年林地和建设用地分别增加1.47%和2.38%;而耕地、草地和水域则呈减少态势,其中耕地减少幅度最大,达3.58%,主要转化为建设用地和草地,少量转为水域和林地。2010—2022年林地与建设用地继续增长,增幅分别为1.50%和2.85%;耕地和草地的减少趋势进一步加剧,分别减少1.97%和2.34%。综上所述,在京津冀快速城市化进程中,其土地利用变化呈现出以“建设用地扩张”为主导的显著特征,这一过程通过挤占周边耕地与草地等生态空间,对区域生态与可持续发展构成挑战。

2.2　景观破碎化空间格局演变

空间自相关分析表明(图3),京津冀地区的景观破碎化在3个时间节点的Moran's I值均高于0.70,呈现稳定的空间集聚特征。研究期内,“高-高”与“低-低”聚集区以及“不显著”区域分布格局总体稳定,其中“不显著”区域占主导,反映景观破碎化的空间分布具有广泛而不均衡的特点。具体来看,高破碎化区域集中分布于西北部,尤其在燕山北麓的承德与张家口一带,以及太行山沿线的保定、石家庄、邢台与邯郸西部地区,形成连片显著的热点区。相较之下,东南部地区景观破碎化程度较低,表现出较好的生态连通性。此外,“低-高”与“高-低”类型区域零散分布于主要聚集区边缘,进一步揭示了景观破碎化在空间上的梯度过渡结构。从时间演变来看(图3),2000—2010年期间,北京、廊坊、石家庄的城郊区域等地区,破碎化加剧现象显著,反映出快速城市化过

程的强烈干扰;相比之下,张家口和承德等地破碎化程度则有所缓解。2010—2022年阶段,部分地区的景观破碎化程度显著提升,尤其在张家口中心区域、北京市东南部、廊坊、保定西部及邯郸、邢台西部等区域形成新的变化热点,表明该时期内景观破碎化的空间格局发生明显调整,人类活动与自然干扰的叠加效应进一步强化。从空间集聚类型来看,研究期间整体广泛稳定分布,具备一定的空间稳定性。总体而言,京津冀地区景观破碎化空间格局表现出强烈的异质性与阶段性,其演变是自然本底条件、剧烈人类活动及复杂社会经济驱动共同作用的结果,深刻揭示了区域景观系统演变的多维性与复杂性。

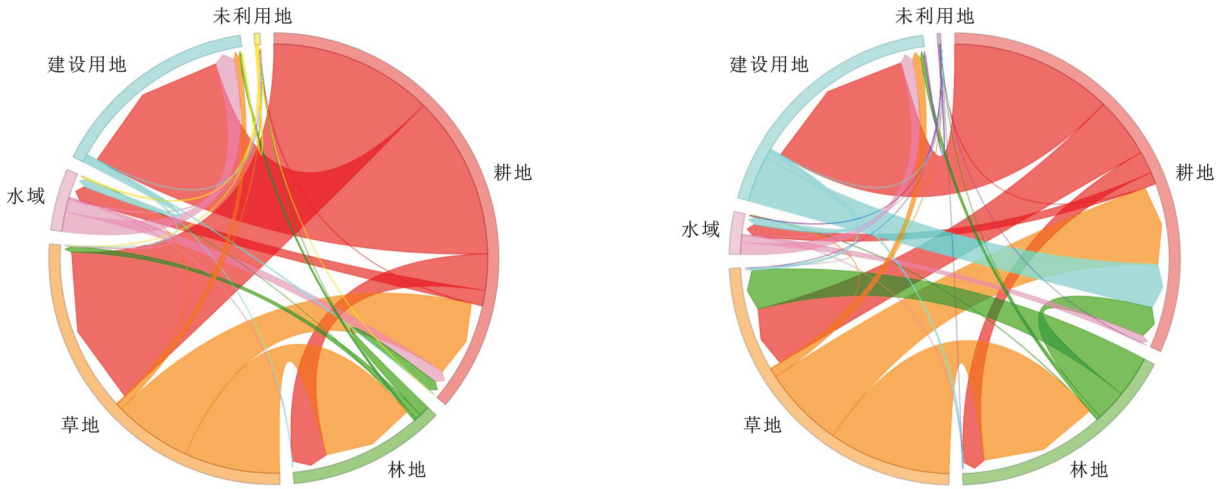


图2 京津冀地区2000—2022年土地利用变化情况

Fig.2 Land use changes in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2022

2.3 景观破碎化驱动因素分析

2.3.1 景观破碎化对驱动因素的响应

基于决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)与平均绝对误差(MAE)的评估结果表明(图4),XGBoost模型在测试集上取得了优异的性能,具有出色的预测精度与稳定性,同时表现出良好的泛化能力,能够可靠地应用于京津冀地区景观破碎化的模拟与预测。

图5表明,景观破碎化主要受LC, Slope, SC, HAI的显著影响。其中LC为最重要驱动因子,其SHAP值随土地覆被变化增大而上升,表明其对破碎化具有持续正向作用;Slope在低值时SHAP值为负,高值时转为正并稳步增大,说明高坡度可能提高景观破碎化;SC整体呈负向影响;HAI较高时SHAP值多分布于负值区间,呈现负相关影响且基本趋于稳定,表明高强度人类活动或有助于景观整合,增强景观连通性。此外,DEM表现出复杂的异质性影响;AP与AT的SHAP值对称分布于0值两侧,一定程度表明气候变化可能通过植被或人类活动间接驱动破碎化;而HF的SHAP值集中于0值周围的较窄区间,反映其影响具有双向性,既可促进整合也可能加剧破碎。

为进一步揭示主导因素对景观破碎化的作用影响与阈值特征,基于SHAP特征重要性排序,选取前4位驱动因子(LC, Slope, SC和HAI)进行深入分析(图6)。随着LC增大,SHAP值呈不断上升趋势,当LC介于0~1时,SHAP值为负,说明森林等自然植被占主导,有助于增强景观连通性;而随着LC进一步增加,建设用地逐渐占主导,城市扩张显著加剧景观隔离与破碎风险。Slope在7°附近为SHAP值由负转正的拐点,表明该坡度以下地形平坦有利于增强景观连通性,而超过该阈值后,则在一定程度上提高景观破碎化。SC对景观破碎化的影响表现较复杂,在多数区域可能通过生物地球化学过程降低景观破碎化。HAI较低时,SHAP值在零值附近浮动,反映微弱人类活动可维持景观稳定,而随着干扰增强,道路与建设用地增加会提高景观破碎化;但同时发现,城市建成区的高强度开发反而有助于增强景观连通性,降低景观破碎化。

2.3.2 驱动因素对景观破碎化的影响路径

为弥补XGBoost模型在因果推断方面的局限,本文进一步构建PLS-SEM模型,旨在解析各驱动因素之间的网络化因果关系,评估其对景观破碎化的直接与间接影响。由图7可知,不同驱动因子对景观破碎化的影响路径存在明显差异。LC对景观破碎化仅存在直接的正向影响,且其作用最大(标准

化路径系数为0.64),与SHAP分析一致。HAI,Topography,IE,HF和Climate则主要通过间接路径影响景观破碎化。其中,HAI,HF和IE主要通过影响LC间接作用于景观破碎化,整体上HAI表现出降低景观破碎化的效果,也与SHAP结果相符。Topography潜变量中Slope因子作用较为突出,其通过影响人类活动及土地覆被变化间接推动景观破碎化,呈现正向影响。Climate潜变量中的AT因子与Slope类似,更多通过调控人类活动间接影响破碎化,但AT与AP因气候自身波动性而影响相对较小且不稳定。SC则通过影响HAI,LC和HF间接作用于景观破碎化,其对HAI和LC为负向影响,对HF为正向影响,整体上降低景观破碎化,该结果也与SHAP值相符。综合来看,9个驱动因素对景观破碎化的影响路径与因果强度存在明显异质性,通过PLS-SEM模型,能够有效揭示驱动景观破碎化的多重路径与异质性作用机制,从而阐明各因子间复杂的交互效应。

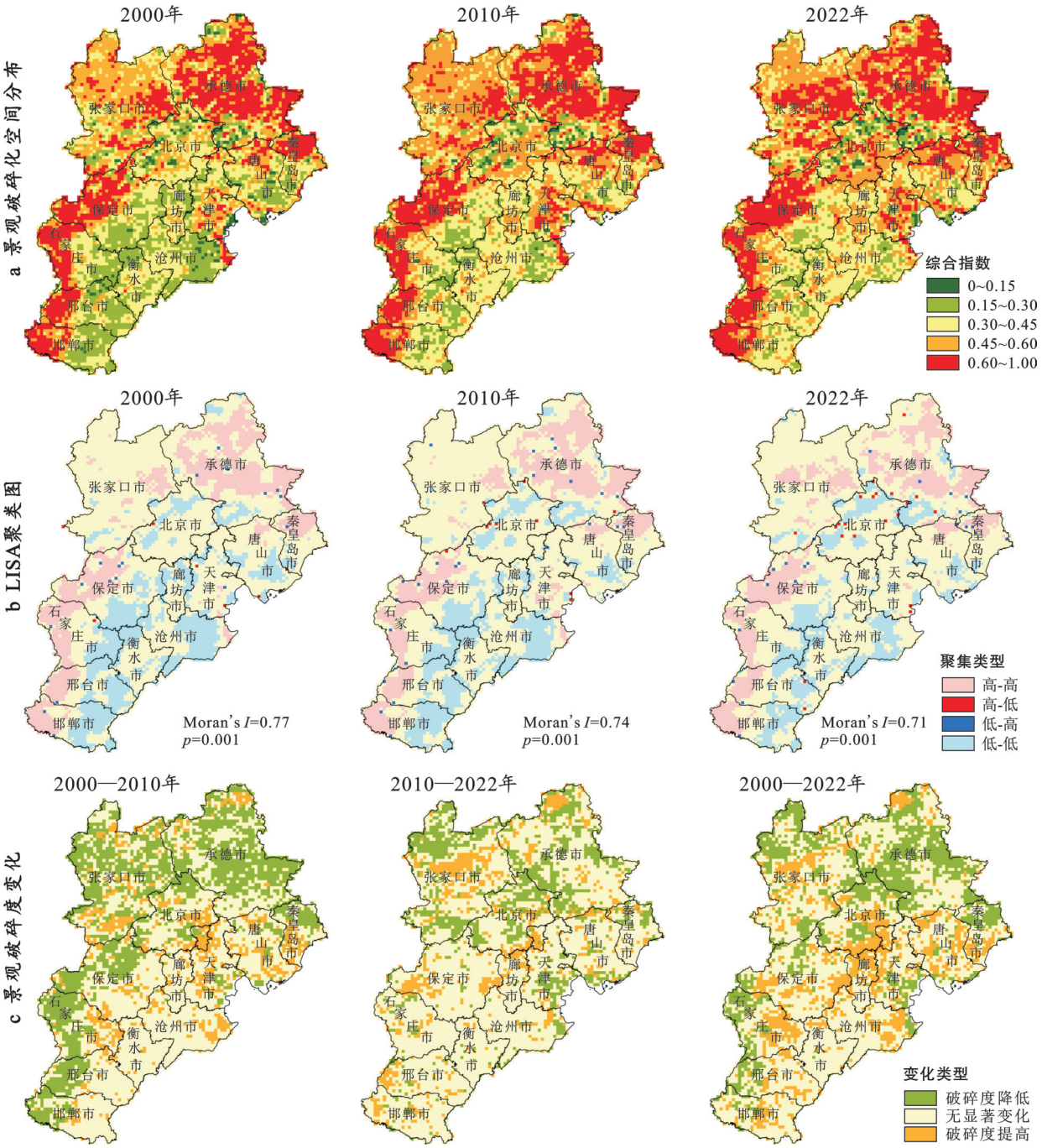


图3　京津冀地区2000—2022年景观破碎化空间格局

Fig.3　Spatial patterns of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2022

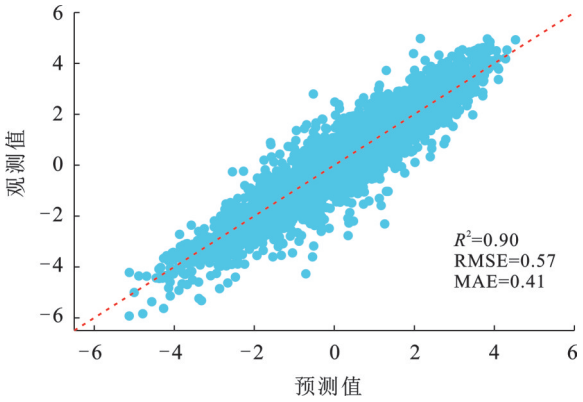


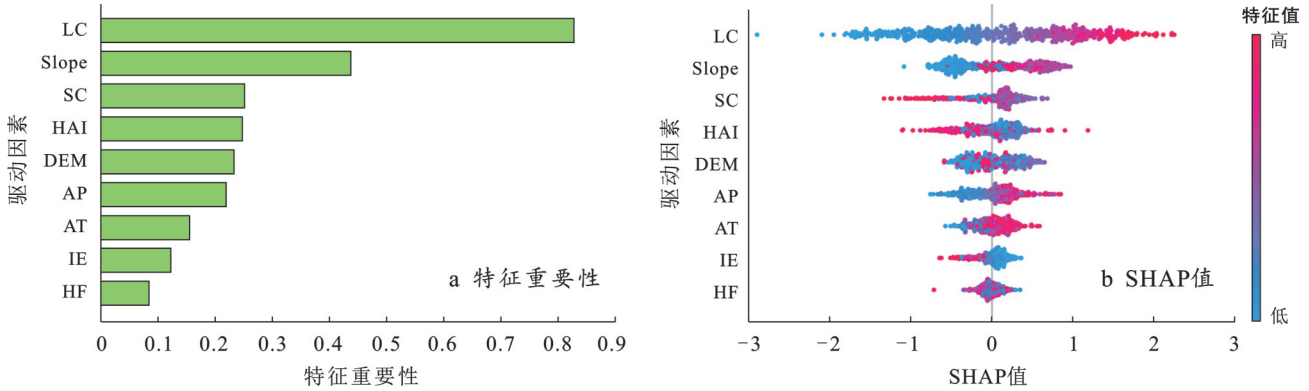
图 4 XGBoost-SHAP 模型预测结果及性能

Fig.4 Prediction results and performance of XGBoost-SHAP model

3 讨 论

京津冀地区景观破碎化呈现显著的空间异质性，整体格局受自然条件与人类活动共同影响，燕山北部及太行山沿线的破碎化程度普遍高于平原区域。2000—2010 年研究区景观破碎化呈现南升北降的分异特征，反映出发展与保护两类政策导向对景观格局的差异化塑造作用。平原区域在城镇化和经济增长目标驱动下，建设用地快速扩张，各类开发区以及交通基础设施大规模建设，导致连片农田与自然生境被切割，景观破碎化加剧。相比之下，燕山北部地区依托京津风沙源治理等生态工程[27]，通过退耕还林、荒山造林与草地治理，将零散沙化土地以及坡耕地转化为规模性林地与草地，显著提升了景观连通性。2010—2022 年京津冀协同发展战略深入推进，北京东南部、廊坊北三县及唐山市作为重点发展区域，在城镇建设与产业承接过程中进一步割裂原有景观结构，加剧景观破碎化。

值得注意的是，张家口西北部因实施“三北”工程及生态保护红线，增强了景观连通性，使其破碎化呈现下降的趋势；但其中心城区仍居高不下，反映保护区内发展压力外溢导致的边缘区域景观退化。



注：DEM 为高程；Slope 为坡度；AP 为年降水量；AT 为年均气温；HF 为人类足迹；SC 为土壤有机碳含量；IE 为不透水面膨胀强度；HAI 为人类干扰强度；LC 为土地覆被变化强度。下同。

图 5 京津冀地区 2000—2022 年景观破碎化驱动因素 SHAP 特征分析

Fig.5 SHAP analysis of driving factors of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2022

与既往研究相比[7]，本文在驱动因素选取方面，进一步引入了变化过程指标，以更好地度量驱动因素对景观破碎化的动态作用；在研究方法层面，通过 XGBoost-SHAP 与 PLS-SEM 结合，在分析驱动因素重要性的基础上，进一步引入影响路径分析，完善了模型在影响路径与间接影响方面的识别与量化能力。两种模型一致识别 LC 为导致景观破碎化的最强正向驱动因子，并通过 LC→*F* 路径产生直接影响，这与既有研究结论相一致[20]。与之相对，HAI 总体上表现出显著的负相关关系，主要通过 HAI→LC→*F* 路径间接降低景观破碎化。总体表明人类活动对景观格局影响具有双重性，LC 体现其破坏性，主要体现在城市扩张与景观自然切割等方面，比如平原城市中心区域等；而 HAI 代表人类活动的建设性，主要体现在研究区内植树造林、退耕还林活动[28]或成体系的开发建设等[29]方面，例如张家口西北部地区“三北”工程与京津风沙源工程等。SC 虽不直接改变景观格局，但其在 SHAP 分析中特征重要性较高，且在 PLS-SEM 中通过 SC→HF→*F*，SC→LC→*F*，SC→HAI→LC→*F* 等多条路径间接作用于破碎化，表明景观异质性与土壤具有紧密联系，可能通过调控侵蚀敏感性及约束人类活动产生非线性影响。高 SC 土壤往往可能被开垦为耕地或规划为保护区，而低 SC 地区多进行建设用地改造，从而提高或降低景观破碎化，这与 Doetterl 等[30]研究结果具有一致性。地形因子作为稳定的自然驱动力，主要通过物理切割作用影响人类活动空间分布，进而驱动破碎化。缓坡地区一方面有利于增强景观连通性，如平原地区

适宜规模化农业,破碎度较低;同时,随着城市快速扩张,又导致区域破碎化加剧。燕山、太行山脉沿线等陡坡地区,地形割裂,限制土地连通性,多样化的土地利用进一步提高了景观破碎化。气候因子则主要通过影响植被生长、人类活动方式与土地利用转型,对景观破碎化产生间接驱动作用。需要指出的是,多数驱动因素对景观破碎化的影响存在阈值,如低HAI有利于增强景观连通性,而高HAI则会通过建设用地与道路扩张等导致景观割裂,从而提高景观破碎化。同时,由研究可知,针对同一驱动因素,不同阶段下其主导驱动力也存在差异,对LC而言,前期自然植被占主导,有利于增强景观连通性,而随着LC不断增加,建设用地占主导,进一步提高了景观破碎化。

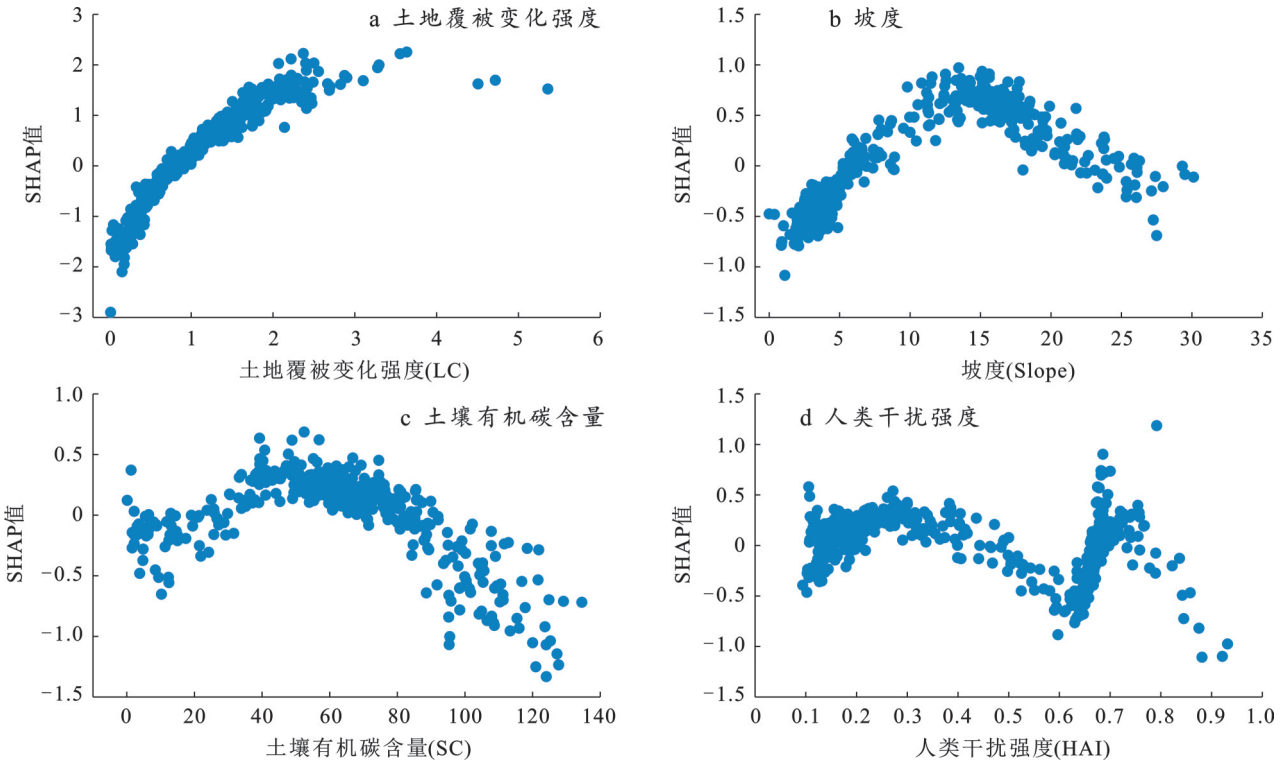
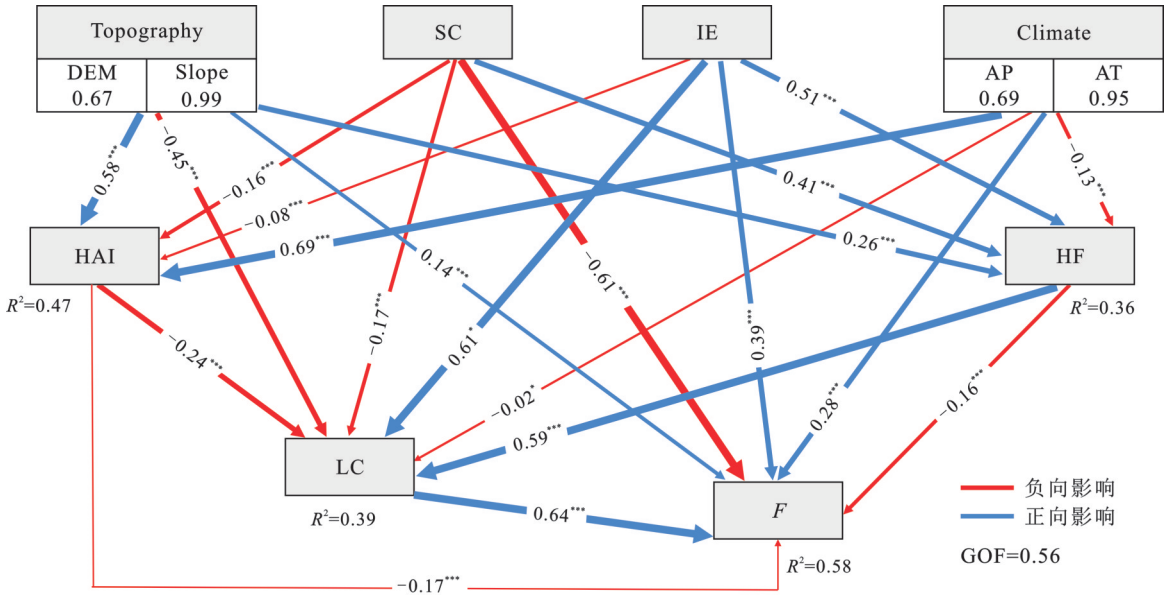


图 6　京津冀地区 2000—2022 年驱动因素与 SHAP 值的依赖关系

Fig.6　Dependence relationships between driving factors and SHAP values in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2022



注:①F为景观破碎化综合指数;*,**,***分别表示路径系数在$p<0.05$,$p<0.01$,$p<0.001$水平上显著。②箭线宽度表示影响大小。

图 7　京津冀地区 2000—2022 年景观破碎化影响路径

Fig.7　Influence pathways of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2022

总体来看，政策导向在京津冀地区的景观格局演变中起到关键作用，发展导向性政策推动建设用地扩张并加剧破碎化，而生态保护与修复措施则有助于提升景观连通性，二者共同塑造了该地区景观破碎化的时空格局。因此，针对不同区域，建议实施差异化治理策略，城乡过渡带应划定增长边界，促进土地集约利用；城镇区需优化内部结构，预防二次破碎化；生态区则应构建生态廊道、优化保护网络，以提升景观连通性，平衡保护与发展的矛盾。然而，本研究仍存在一定局限性，例如在研究时段选取方面，仅考虑2000年及以后，尚未充分考虑时间维度对研究的影响，因此在未来研究中可进一步拓展时间尺度，并结合PLUS等模型开展未来景观破碎化预测研究，以增强研究的预见性。

4 结 论

（1）2000—2022年京津冀地区土地利用格局发生显著转变，主要表现为耕地向建设用地、耕地向草地以及草地向林地的集中转换。伴随这一用地结构变化，区域整体景观破碎化程度呈上升态势，西北部燕山山脉以及太行山脉一带形成明显的破碎化热点，承德市和秦皇岛市破碎化程度明显高于平原城市区域。

（2）2000—2022年京津冀地区景观破碎化驱动因素重要性排序分别为：LC ＞ Slope ＞ SC ＞ HAI ＞ DEM ＞ AP＞ AT ＞ IE ＞ HF，表明LC与Slope是景观破碎化的重要驱动力。而PLS-SEM进一步揭示，LC对景观破碎化仅表现为直接正向影响，坡度则主要通过Slope→HAI→F，Slope→LC→F，Slope→HF→F等多条路径间接影响景观破碎化。

（3）研究发现，通过耦合XGBoost-SHAP与PLS-SEM两种方法构建驱动机制的分析框架，能够在识别驱动因素影响重要性的基础上，更深入地探究其对景观破碎化的影响路径及间接效应，从而更加全面地明晰景观破碎化的复杂成因，为城市群景观格局研究提供可借鉴的方法参考。

参考文献（References）

[1] 王宪礼，布仁仓，胡远满，等.辽河三角洲湿地的景观破碎化分析[J].应用生态学报，1996，7(3)：299-304.
Wang Xianli, Bu Rencang, Hu Yuanman, et al. Analysis on landscape fragment of Liaohe delta wetlands [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 1996,7(3):299-304.

[2] Wu Jianguo. Effects of changing scale on landscape pattern analysis: Scaling relations [J]. Landscape Ecology, 2004,19(2):125-138.

[3] 刘纪远，匡文慧，张增祥，等. 20世纪80年代末以来中国土地利用变化的基本特征与空间格局[J].地理学报，2014，69(1)：3-14.
Liu Jiyuan, Kuang Wenhui, Zhang Zengxiang, et al. Spatiotemporal characteristics, patterns and causes of land use changes in China since the late 1980s [J]. Acta Geographica Sinica, 2014,69(1):3-14.

[4] Foelske L, van Riper C J. Assessing spatial preference heterogeneity in a mixed-use landscape [J]. Applied Geography, 2020,125:102355.

[5] 吴健达，张安兵，王贺封，等.矿业城市生态环境质量动态变化及影响因素[J].西北林学院学报，2025，40(4)：201-212.
Wu Jianda, Zhang Anbing, Wang Hefeng, et al. Dynamic monitoring and influencing factor analysis of ecological environment in mining cities [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2025,40(4):201-212.

[6] 薄立明，尹力，魏伟，等.长江中游城市群水生态空间格局演变特征及影响机制研究[J].长江流域资源与环境，2025，34(7)：1441-1455.
Bo Liming, Yin Li, Wei Wei, et al. Evolution characteristics and influencing mechanism of aquatic ecological spatial pattern of urban agglomeration in the middle reaches of the Yangtze River [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2025,34(7):1441-1455.

[7] 张任菲，肖萌，刘志成.京津冀地区景观破碎化的时空异质性及驱动因素研究[J].生态环境学报，2025，34(3)：461-473.
Zhang Renfei, Xiao Meng, Liu Zhicheng. Spatio-temporal heterogeneity and driving factors of landscape fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei region [J]. Ecology and Environmental Sciences, 2025,34(3):461-473.

[8] 卢向美，彭双云，蔡福诚，等.人类活动与气候变化对云南九大高原湖泊流域湿地景观格局的影响[J].湿地科学，2024，22(2)：191-206.
Lu Xiangmei, Peng Shuangyun, Cai Fucheng, et al. Impacts of human activities and climate change on wetland landscape pattern of the nine major plateau lake basins in Yunnan Province [J]. Wetland Science, 2024, 22(2):191-206.

[9] 王泉泉，王行，张卫国，等.滇西北高原湿地景观变化与人为、自然因子的相关性[J].生态学报，2019，39(2)：726-738.
Wang Quanquan, Wang Hang, Zhang Weiguo, et al. The correlations between wetland landscape and social-natural factors on northwestern Yunnan Plateau [J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(2):726-738.

[10] 屈楠，卢杰，王子明，等.毛乌素沙地生态环境质量时空演变及驱动因素[J].水土保持通报，2025，45(5)：336-346.
Qu Nan, Lu Jie, Wang Ziming, et al. Spatio-temporal evolution and driving factors of ecological environment

quality in Mu Us sandy land [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2025,45(5):336-346.

[11] Chen Tianqi, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco California USA. ACM, 2016:785-794.

[12] Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions [C]// Neural Information Processing Systems, 2017.

[13] Lefcheck J S. piecewiseSEM: Piecewise structural equation modelling in *R* for ecology, evolution, and systematics [J]. Methods in Ecology and Evolution, 2016, 7(5):573-579.

[14] 张永彬,李春雨,刘明月,等.2000—2020年京津冀城市群城市化与生态环境耦合分析[J].应用科学学报,2025,43(3):475-490.
Zhang Yongbin, Li Chunyu, Liu Mingyue, et al. Coupling analysis of urbanization and ecological environment in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration from 2000 to 2020 [J]. Journal of Applied Sciences, 2025,43(3):475-490.

[15] 张雅超,徐磊,张贵军,等.京津冀城市群土地利用多功能共生网络结构特征及驱动因素研究[J].地理与地理信息科学,2025,41(3):101-110.
Zhang Yachao, Xu Lei, Zhang Guijun, et al. Structural characteristics and driving factors of multifunctional symbiosis network of land use in the Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration [J]. Geography and Geo-Information Science, 2025,41(3):101-110.

[16] 王富武,张玉红.流域尺度的景观破碎化分析及生态环境质量评价[J].自然灾害学报,2023,32(1):67-75.
Wang Fuwu, Zhang Yuhong. Landscape fragmentation analysis and eco-environmental quality assessment at the catchment scale [J]. Journal of Natural Disasters, 2023,32(1):67-75.

[17] 梁加乐,陈万旭,李江风,等.黄河流域景观破碎化时空特征及其成因探测[J].生态学报,2022,42(5):1993-2009.
Liang Jiale, Chen Wanxu, Li Jiangfeng, et al. Spatiotemporal patterns of landscape fragmentation and causes in the Yellow River basin [J]. Acta Ecologica Sinica, 2022,42(5):1993-2009.

[18] 邬紫荆,李枝坚,曾辉.惠州市景观格局空间分异特征的梯度分析[J].生态学杂志,2021,40(2):490-500.
Wu Zijing, Li Zhijian, Zeng Hui. A gradient analysis of urban landscape pattern in Huizhou [J]. Chinese Journal of Ecology, 2021,40(2):490-500.

[19] 严恩萍,林辉,王广兴,等.1990—2011年三峡库区生态系统服务价值演变及驱动力[J].生态学报,2014,34(20):5962-5973.
Yan Enping, Lin Hui, Wang Guangxing, et al. Analysis of evolution and driving force of ecosystem service values in the Three Gorges Reservoir region during 1990—2011 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(20): 5962-5973.

[20] Jiang Simin, Feng Fei, Zhang Xinna, et al. Driving factors of fragmentation in urban landscapes: Local contributions, spatial relationships, and causal effects [J]. Ecological Indicators, 2025,174:113454.

[21] 赵慧,刘茜,张敏,等.基于XGBoost-SHAP模型的北京市生态系统服务空间格局及驱动因素分析[J].环境科学,2026,47(2):1025-1037.
Zhao Hui, Liu Qian, Zhang Min, et al. Analysis of spatial patterns and driving factors of ecosystem services in Beijing based on XGBoost-SHAP model [J]. Environmental Science, 2026,47(2):1025-1037.

[22] 谭洁,危千骏,廖朝阳,等.基于XGBoost-SHAP可解释机器学习模型的城市形态与地表温度的关系[J].应用生态学报,2025,36(3):659-670.
Tan Jie, Wei Qianjun, Liao Zhaoyang, et al. Relationship between urban form and surface temperature based on XGBoost SHAP interpretable machine learning model [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2025, 36(3):659-670.

[23] 袁滈,汤弟伟,刘恒,等.武陵山区生态系统服务动态演变及其驱动因素的交互效应[J].环境科学,2026,47(1):431-443.
Yuan Hao, Tang Diwei, Liu Heng, et al. Dynamics evolution and driving factors interaction effects of ecosystem services in the Wuling Mountain area [J]. Environmental Science, 2026,47(1):431-443.

[24] 张新生,李忆楠,陈章政,等.基于GBDT-XGBoost的西北地区制造业碳排放预测研究[J].环境科学与技术,2024,47(12):131-143.
Zhang Xinsheng, Li Yinan, Chen Zhangzheng, et al. Research on carbon emission prediction of manufacturing industry in northwest China based on GBDT-XGBoost [J]. Environmental Science & Technology, 2024, 47(12):131-143.

[25] 刘东岳,董文卓,勾容,等.基于InVEST模型和XGBoost-SHAP的重庆市生态系统服务供需时空演变及驱动因素分析[J/OL].环境科学,2025,1-17. https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202504257.
Liu Dongyue, Dong Wenzhuo, Gou Rong, et al. Spatial and temporal evolution of ecosystem service supply and demand and analysis of driving factors in Chongqing based on InVEST model and XGBoost-SHAP[J/OL]. Environmental Science, 2025, 1-17. https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202504257.

(下转第 170 页)