邓椿,聂桐,张仲伍,等.汾河流域灰绿空间对季节$PM_{2.5}$的非线性影响及阈值效应[J].中国沙漠,2026,46(5):78-91.

汾河流域灰绿空间对季节$PM_{2.5}$的非线性影响及阈值效应

邓 椿[1],聂 桐[2],张仲伍[3],孙维峰[1]

(1.运城学院 经济管理系,山西 运城 044000;2.西北大学 城市与环境学院,陕西 西安 710127;3.山西师范大学 地理科学学院,山西 太原 030000)

摘要:探究汾河流域灰绿空间对季节$PM_{2.5}$的非线性影响与阈值效应是制定流域生态环境治理措施的重要基础。本文以汾河流域为研究对象,基于Fragstats和形态学空间格局分析模型构建汾河流域灰绿空间8个综合指标,借助XGBoost-SHAP从变量重要性、非线性响应与阈值效应3方面,解析灰绿空间对不同季节$PM_{2.5}$质量浓度的影响。结果表明:(1)2000—2023年汾河流域四季$PM_{2.5}$质量浓度可分两个阶段:2000—2010年,四季$PM_{2.5}$质量浓度总体上升,到2010—2023年则呈显著下降趋势;空间上,$PM_{2.5}$质量浓度高值沿汾河河谷自北向南带状分布。(2)$PM_{2.5}$质量浓度呈冬季最高、夏季最低、春秋居中的季节演化特征,且春、夏、秋季超35 μg·m^{-3}阈值面积占比由2000年的93.4%降至2023年的37.1%。(3)灰绿指标空间分布具有明显的异质性,绿地主要分布于汾河两侧山地与台地,灰地则沿河谷低地分布。(4)在本文构建的灰绿空间指标体系内,灰地空间对$PM_{2.5}$总体上呈正向影响,绿地空间则呈抑制作用,但均有季节差异;进一步地,灰地形态结构因子(C_MSF)在四季均为影响最大,且对$PM_{2.5}$的影响表现出显著的季节性阈值差异。研究结果可为汾河流域分季节优化灰绿空间,制定差异化减污措施提供科学依据。

关键词:季节$PM_{2.5}$;灰绿空间;XGBoost-SHAP;非线性特征;汾河流域

文章编号:1000-694X(2026)05-078-14 **DOI**:10.7522/j.issn.1000-694X.2026.00068

中图分类号:P962 **文献标志码**:A

0 引言

空气污染尤其是细颗粒物$PM_{2.5}$污染,仍是全球公共卫生和区域生态环境治理面临的重要挑战。21世纪以来,伴随中国城镇化和工业化快速发展,以$PM_{2.5}$为主要污染物的大气污染问题持续受到广泛关注[1]。自2013年开始,中国政府陆续出台并实施一系列大气污染防治行动计划[2],$PM_{2.5}$年均质量浓度不断降低,空气质量显著提升。据《2024中国生态环境状况公报》,中国地级及以上城市$PM_{2.5}$平均浓度为29.3 μg·m^{-3},但全国仍有25.70%的城市$PM_{2.5}$年均质量浓度超过WHO临时目标1(35 μg·m^{-3})。尤其是京津冀及周边地区和汾渭平原,仍是全国大气污染防治的重点区域。因此,在生态文明建设的背景下,科学揭示人类活动在$PM_{2.5}$的形成过程中的作用机制,对于经济发展过程中把生态优先和绿色发展结合起来,实现人与自然和谐共生具有重要意义。

人类活动通过改变近地层通风条件、热力结构及污染物沉降输送过程,对$PM_{2.5}$的生成、累积与扩散具有重要调控作用[3]。针对这一主题,已有研究最初多从土地利用类型展开分析,认为耕地、林地、建设用地等不同地类组成及其变化,会通过影响局地水热条件、地表粗糙度及污染源空间配置,进而影响$PM_{2.5}$的迁移转化[4-6]。随着研究不断深入,学者逐渐由土地利用类型转向空间格局特征,开始更多关注绿色空间、蓝色空间及城市形态等多维下垫面属性[7-10]。其中,蓝色空间可通过调节近地表温湿条件和局地环流影响污染扩散[11-12]。绿色空间则可通过叶面截留、干湿沉降和微气候调节等途径降

收稿日期:2026-04-04; **改回日期**:2026-05-07

资助项目:国家自然科学基金项目(42001153);运城学院博士科研启动项目(YXBQ-202526)

作者简介:邓椿(1981—),男,山西灵丘人,副教授,主要从事生态经济与绿色转型研究。E-mail:dengchun-2005@163.com

通信作者:孙维峰(E-mail:swfq102@163.com)

低颗粒物浓度，但其实际净效应又可能受植被结构、街谷形态和通风条件等因素制约[13-14]。

近年来，关于下垫面空间格局与 $PM_{2.5}$ 关系的研究进一步深化。一方面，研究视角已由单一关注绿地或建设用地面积，逐步拓展到空间形态、聚集特征、连通性等综合维度。已有研究表明，城市形态对 $PM_{2.5}$ 的存在显著影响，建成区规模、破碎化程度、形状复杂性及空间离散特征等，会通过改变污染源集聚和近地层扩散条件影响 $PM_{2.5}$ 的空间分异[15]。另一方面，针对绿色空间研究也由“数量效应”进一步拓展至“格局效应”。研究表明，绿地覆盖比例、连通性、聚合度及斑块破碎化程度等，对 $PM_{2.5}$ 的影响在不同局地气候分区和不同季节中存在显著差异，且冬季绿地格局的解释作用往往更强[16-17]。与此同时，可解释机器学习方法逐渐成为识别 $PM_{2.5}$ 复杂驱动机制的重要工具，相关研究发现，绿蓝空间及建成环境对 $PM_{2.5}$ 的作用并非简单线性关系，而是普遍存在显著的非线性响应、阈值效应及交互机制[15,18]。

尽管相关研究已取得丰硕的成果，但仍存在以下不足。第一，现有研究多聚焦于蓝绿空间或建成环境单一维度，针对灰绿空间协同作用的综合研究仍相对不足，尤其缺少将灰绿空间置于统一分析框架下开展比较研究的成果。第二，多数研究集中于城市、城市群尺度，对于流域尺度的研究仍较少，而该类区域往往同时受到地形封闭性、能源消费结构和城镇扩张过程的复合影响，其 $PM_{2.5}$ 演化机制更为复杂。第三，虽然已有研究开始关注非线性影响，但多聚焦于年尺度对比，对季节比较及阈值识别仍显不足。换言之，在流域中灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 的主导作用是否存在季节差异，不同空间指标的作用方向和影响强度是否具有显著的非线性与阈值特征，目前仍缺乏深入的探究。

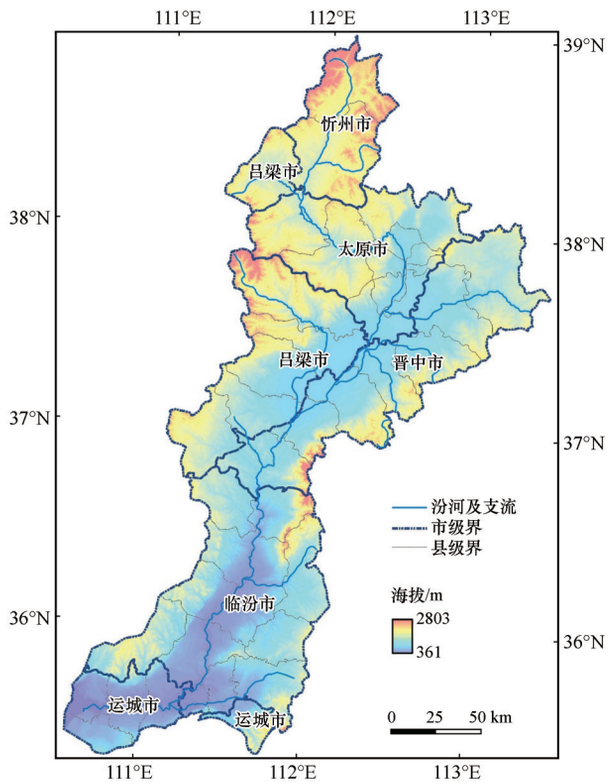
汾河流域位于黄河中游山西省中部和西南部，是汾渭平原的重要组成部分，也是山西省人口集聚、产业密集和能源消费强度较高的核心区域[19]。该流域纵贯多个盆地和河谷城镇带，受资源型产业集聚、供暖排放增强及冬季静稳逆温天气频发等因素影响，$PM_{2.5}$ 污染问题仍很突出。与此同时，2000 年以来快速城镇化推动灰地空间持续扩张，并与绿地空间格局演变交织，可能进一步影响污染物的累积与扩散过程。然而，目前针对汾河流域灰绿空间对季节 $PM_{2.5}$ 质量浓度（简称 $PM_{2.5}$ 浓度）影响差异及其阈值效应的研究仍较少，尤其缺乏从灰绿空间协同视角出发，对其非线性响应和关键阈值进行识别的成果。

鉴于此，本文选取汾河流域为研究对象，构建灰地空间与绿地空间综合评价指标体系，刻画 2000—2023 年流域灰绿空间格局特征；在此基础上，结合 XGBoost-SHAP 方法，从变量重要性、非线性响应和阈值效应 3 个层面，揭示灰绿空间对不同季节 $PM_{2.5}$ 浓度的影响差异。本文重点关注以下问题：灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 的主导作用是否具有稳定的季节差异；不同灰绿空间指标对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响方向和作用强度是否存在显著非线性与阈值特征；灰绿空间协同优化能否为分季节、分区精准减污提供更具针对性的空间治理依据。研究结果有助于从空间格局视角深化对复杂地形区灰绿空间与空气污染空间分异关系的认识，也可为汾河流域生态环境治理政策提供理论依据。

1　研究方法与数据来源

1.1　研究区概况

汾河流域是黄河第二大支流，位于黄河中游的山西省中部和西南部（35°20′N—39°00′N、110°30′E—113°32′E），全长约 716 km，流域面积约 3.97×10^4 km^2。干流自北向南纵贯太原、临汾两大盆地，包含忻州、太原、晋中、吕梁、临汾、运城共 6 个地级市，40 个县级行政单元[20]（图 1）。汾河流域是山西省人口集聚、工农业发达的区域[21]，也是典型的资源型城市密集区域，煤炭、化工、装备制造等产业集聚，能源消费高度依赖化石燃料，导致大气污染物排放强度较高。同时，由于该流域属于暖温带大陆性季风气候，冬季干冷易形成逆温层，不利于大气污染物的扩散。自 2000 年开始，该流域持续推动城镇化建设，2000—2021 年汾河流域的城镇化率由 20.96% 增长到 53.52%，始终比全省城镇化平均水平高出 4%[22]。城镇化扩张通常伴随灰地空间和绿地空间的动态变化，这与空气污染物浓度变化具有较强相关性。总之，自然与人为因素耦合叠加，使得汾河流域成为中国 $PM_{2.5}$ 污染人口暴露风险高发区域之一。



注:基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站审图号为 GS(2020)4619 号的标准地图制作,底图边界无修改。

图 1 汾河流域

Fig.1 Location of the Fenhe River Basin

1.2 研究方法

1.2.1 研究框架

研究包括 5 个主要步骤:(1)汾河流域分季节 $PM_{2.5}$ 浓度时空演化趋势分析。基于 5 km 渔网单元提取季节 $PM_{2.5}$ 浓度并分析其时空变化特征。(2)灰绿空间数据预处理。基于 CLDC 数据,借助 ArcGIS10.8 提取灰地空间和绿地空间栅格数据。(3)灰绿空间综合指标体系构建。采用 Fragstats4.2 计算灰地空间的 25 个景观指数,采用 GTB3.2 计算 7 个灰地空间形态指数,共获得 32 个灰地空间指标;绿地空间指标采用相同方法计算,共获得 32 个绿地空间指标。随后,基于景观生态学含义构建灰绿空间二级指标体系,其中灰地和绿地空间均由 25 个景观指数和 7 个空间形态指数构成。为减少指标间冗余,对 25 个景观指数进行皮尔逊相关分析,以相关系数绝对值大于 0.8 作为共线性判别标准,并结合指标代表性及生态学含义剔除冗余指标。在此基础上,依据数量特征、破碎化与复杂性、聚合连通性及形态结构因子 4 个一级维度,采用 CRITIC 法对保留指标进行客观赋权,最终分别形成灰地空间 4 个综合指标和绿地空间 4 个综合指标,共构建 8 个灰绿空间综合指标(表 1)。(4)模型评估。选取 7 个机器学习模型并依次评估可靠性。所有机器学习模型均通过 Python 构建。为评估机器学习模型的预测效果,将原始数据集分割成 70% 用于训练,30% 用于测试。采用 Coefficient of Determination (R^2)、Mean Absolute Error (MAE)和 Root Mean Squared Error (RMSE)进行机器学习性能评估[23]。通过对模拟性能评估指标进行对比(表 2),发现 XGBoost 的模拟 R^2 最高(0.572),RMSE 为代表的误差项也较低。XGBoost 模型具有最好的解释力与稳定性。(5)模型的运算及结果分析。基于 XGBoost 模型运算结果,考查灰绿空间综合指标对分季节 $PM_{2.5}$ 浓度的重要性、非线性响应特征、阈值效应等 3 方面的影响。需要说明的是,本研究聚焦灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 空间分异的解释作用,模型输入变量为本文构建的 8 个灰绿空间综合指标,未进一步纳入人为排放源分布与强度、边界层高度、风速风向、湿度、地形起伏等因素。因此,本文所称“主导因子”主要指在既定灰绿空间指标体系内具有较高

表 1 灰绿空间综合指标及含义

Table 1 Integrated indices of gray-green space and their definitions

指标大类	指标类型	指标含义
灰地空间	灰地覆盖强度(C_CI)	灰地空间数量特征
	灰地破碎复杂度(C_FC)	灰地空间形态的破碎程度与几何复杂性
	灰地聚合连通度(C_ACI)	灰地空间组织连续性
	灰地形态结构因子(C_MSF)	灰地空间的结构完整性与形态耦合特征
绿地空间	绿地覆盖强度(G_CI)	绿地空间数量特征
	绿地破碎复杂度(G_FC)	绿地空间形态的破碎程度与几何复杂性
	绿地聚合连通度(G_ACI)	绿地空间组织连续性
	绿地形态结构因子(G_MSF)	绿地空间的结构完整性与形态耦合特征

表 2　7个机器学习模拟性能评估指标

Table 2　Evaluation metrics for seven machine-learning models' simulation performance

Model	Train_R^2	Train_RMSE	Train_MAE	Test_R^2	Test_RMSE	Test_MAE
Elastic Net（EN）	0.382	4.193	3.500	0.252	4.846	3.701
Multiple Linear Regression（MLR）	0.382	4.193	3.497	0.247	4.860	3.700
Support Vector Regression (SVR)	0.564	3.518	2.696	0.514	3.860	3.053
Multi Layer Perceptron(MLP)	0.536	3.612	2.945	0.507	3.872	3.145
Extreme Gradient Boosting（XGBoost）	0.826	2.017	1.591	0.572	3.589	2.835
Gradient Boosting Decision Tree（GBDT）	0.772	2.520	2.016	0.567	3.613	2.857
Extreme Trees（ET）	0.791	2.370	1.881	0.560	3.640	2.873

模型解释贡献的变量，研究结果反映的是灰绿空间与 $PM_{2.5}$ 浓度之间的响应特征，不等同于 $PM_{2.5}$ 形成与消散全过程中的因果主控机制。

1.2.2　XGBoost模型

极度梯度提升（Extreme Gradient Boosting，XGBoost）是一种高级的梯度增强算法，是对梯度提升树（Gradient Boosting Decision Tree，GBDT）进行优化后得到的一种算法[22-23]。XGBoost作为加性模型，其目标包含正则化和训练损失：

$$Obj(\varphi) = \zeta(\varphi) + L(\varphi) \tag{1}$$

式中：ζ 表示正则化；L 表示训练损失函数。每棵树的复数通过下式计算：

$$\zeta(f) = \sigma \cdot l + \frac{1}{2}\vartheta \cdot \sum_{j}^{t} p_j^2 \tag{2}$$

式中：l 代表叶子数量；p 是叶子上分数的向量；σ 是学习率；ϑ 表示正则化参数表。

需要说明的是，本文采用XGBoost回归模型进行建模，其关键参数设置包括：学习率learning_rate=0.01，最大树深 max_depth=4，基学习器数量 n_estimators=800，样本子采样比例subsample=0.7，特征列采样比例 colsample_bytree=0.85，L1 正则化参数 reg_alpha=0.5，L2 正则化参数 reg_lambda=2.0。此外，模型设置 objective='reg:squarederror'，并固定随机种子为42。为评估机器学习模型的预测性能，本文采用随机划分方式将最终分析数据集分为70%训练集和30%测试集。在XGBoost参数优化阶段，采用了5折交叉验证，即设置KFold（n_splits=5，shuffle=True，random_state=42），并结合GridSearchCV或RandomizedSearchCV进行参数搜索。模型性能采用训练集和测试集的决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAE）进行综合评估，以同时考查模型的拟合能力和泛化能力。

1.2.3　Shapley Additive Explanations (SHAP)

XGBoost的特征重要性分析虽然能够较好地处理困难数据，但是不能反映输入特征对预测结果的变化[24-25]。为增强结果的可解释性，进一步引入SHAP可解释方法对模型输出进行精细化解释[26]。为进一步揭示8个综合指标对 $PM_{2.5}$ 浓度的非线性影响，采用SHAP方法对XGBoost回归模型的输出结果进行分析，提升目标变量的有效性和可解释性[25]。模型的可加性可以通过以下公式计算：

$$g(x) = \xi_0(g,x) + \sum_{k=1}^{N}\xi_k(g,x) \tag{3}$$

式中：$\xi_0(g,x)$ 表示预测模型输出的期望值；$\xi_k(g,x)$ 表示特征 I 在给定输入 x 时对模型 g 输出的影响；N 表示输入特征的数量

$$\xi_k(g,x) = \sum_{F \subseteq F_{all}/\{k\}} \frac{|F|!(N-|F|-1)!}{N!} \cdot [g_x(F \cup \{k\}) - g_x(F)] \tag{4}$$

式中：F_{all} 是所有特征的集合；F 代表 F_{all} 的子集；$g_x(F)=E[g(x)|x_F]$ 代表模型的预期输出。

1.3　数据来源与处理

本研究主要涉及土地利用和 $PM_{2.5}$ 浓度两方面数据。土地利用数据采用武汉大学杨杰和黄昕教授发布的1985—2023年中国逐年土地覆盖数据（CLDC），空间分辨率为30 m×30 m，下载自（https://zenodo.org/records/15853565），其数据构建方法与产品精度详见文献[27]。2000—2023年全国范围的逐月的 $PM_{2.5}$ 浓度栅格数据来源于国家青藏高原科学数据中心网站（https://data.tpdc.ac.cn/home）的中国高分辨率高质量近地表空气污染物数据集（China High Air Pollutants，CHAP），空间分辨率为

1 km×1 km，单位为μg·m^{-3}。在此基础上，利用ArcGIS软件对数据进行投影变换、掩膜、镶嵌等预处理，最后对所有影像数据统一重采样为空间分辨率为1 km×1 km。综合考虑研究区域精度和效率的平衡，采用ArcGIS10.8创建渔网工具，按照5 km×5 km格网生成有效渔网1 536个。

2 结果与分析

2.1 汾河流域$PM_{2.5}$浓度分季节时空演变特征

2.1.1 汾河流域$PM_{2.5}$浓度时间变化

以2000、2010、2020、2023年为代表年份，比较汾河流域不同季节$PM_{2.5}$浓度的年际变化特征。2000—2023年汾河流域$PM_{2.5}$浓度呈波动变化特征，具体可分两个阶段：2000—2010年，汾河流域4个季节$PM_{2.5}$浓度总体上升，2010—2023年则整体下降（图2）。从年际变化来看，2010—2020年是$PM_{2.5}$浓度改善最明显的阶段，春季和夏季尤为突出。从各季节波动情况看，冬季$PM_{2.5}$浓度离散度大，波动更大。相对而言，夏季$PM_{2.5}$浓度最低且最扁平，说明空气质量最好且较稳定。从季节差异来看，冬季$PM_{2.5}$浓度最高，夏季最低，春秋居中，其中，冬季历年均值为62.92 μg·m^{-3}，夏季为33.71 μg·m^{-3}。因此，冬季是汾河流域$PM_{2.5}$污染控制关键季节。

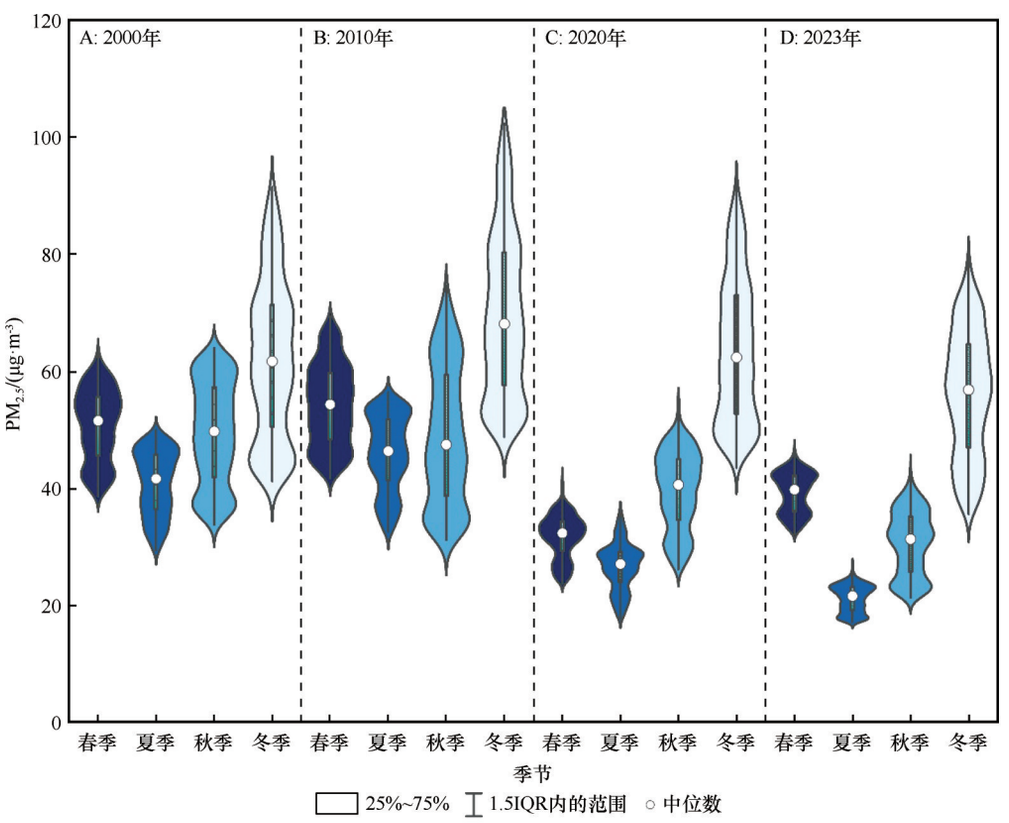


图2 2000—2023年间汾河流域不同季节$PM_{2.5}$浓度变化趋势

Fig.2 Trends in seasonal $PM_{2.5}$ mass concentrations in the Fenhe River Basin from 2000 to 2023

2.1.2 汾河流域$PM_{2.5}$浓度空间格局

研究期内汾河流域不同季节$PM_{2.5}$浓度空间分布呈现明显差异（图3）。$PM_{2.5}$浓度高值区沿河谷自北向南带状集聚，与盆地-河谷地形分布较一致。具体来说，春季高值区，主要分布在太原盆地、临汾盆地城镇密集区域，2000年及2010年高值带最为连续，2020年后明显收缩至河谷核心城镇带，2023年较2020年略有回升。夏季，$PM_{2.5}$浓度全年最低。2010年局部城镇如晋中榆次区、侯马市、新绛县等为$PM_{2.5}$浓度高值区。2020年、2023年则以低值为主。秋季变化与春季相似，2010年浓度最高，此后高值区逐渐缩小，但太原盆地和临汾盆地核心区仍保持相对高值。冬季高值区域面积最大，且始终集中在河谷盆地城镇密集区，其中，2010年污染最为严峻，到2020年及2023年有所缓解，但高值核心区域依然沿着主河谷区分布。这可能是因为冬季为采暖季，叠加逆温静稳天气以及两侧山地共同强化$PM_{2.5}$滞留，导致$PM_{2.5}$浓度居高不下。总

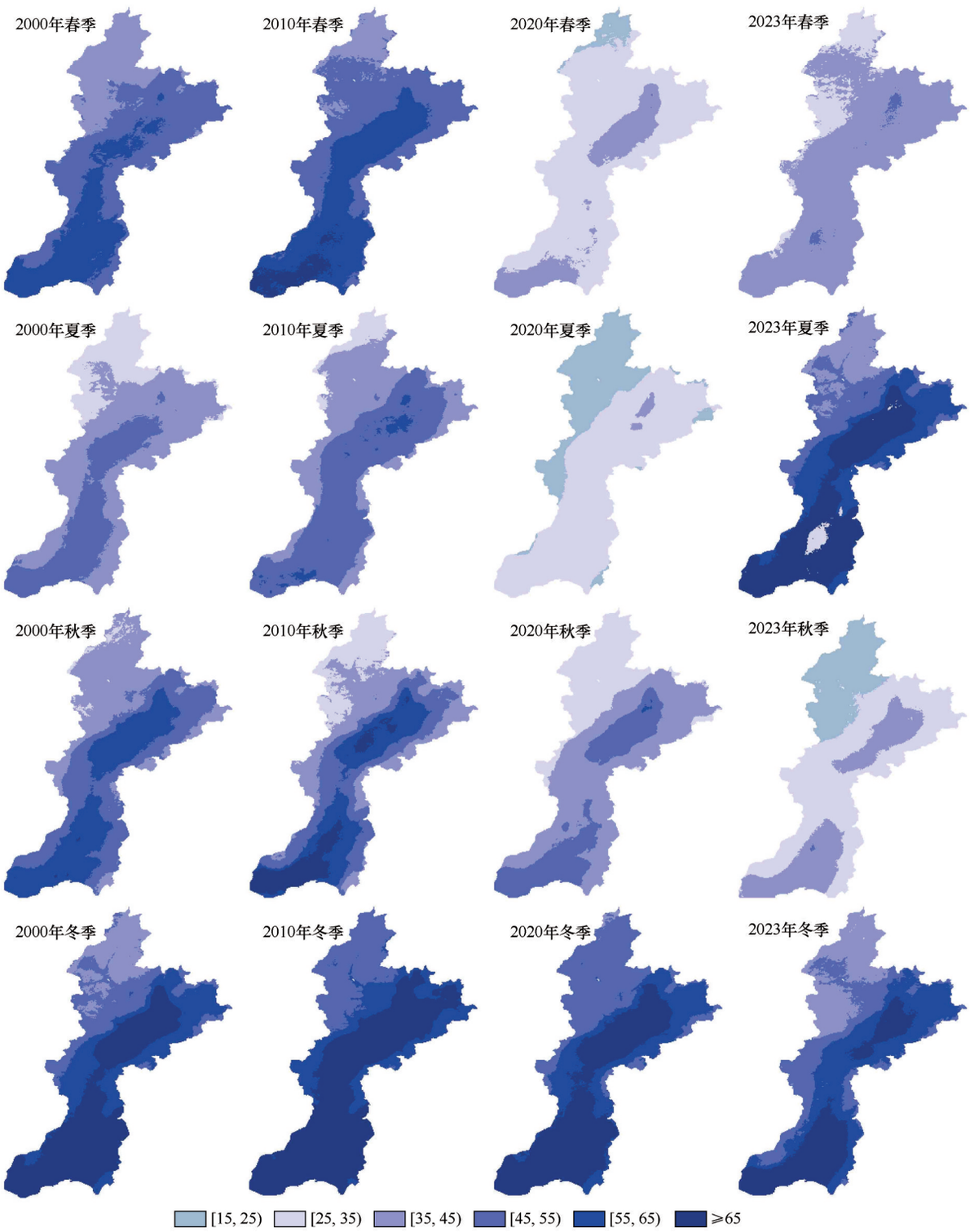


图 3　2000—2023 年汾河流域不同季节 $PM_{2.5}$ 浓度（$\mu g \cdot m^{-3}$）空间分布

Fig.3　The spatial variation of $PM_{2.5}$ ($\mu g \cdot m^{-3}$) from 2000 to 2023

体而言，汾河流域非采暖季高于 35 $\mu g \cdot m^{-3}$ 面积占比由 2000 年的 93.4% 降至 2020 年的 31.3%，2023 年为 37.1%，说明汾河流域 $PM_{2.5}$ 的达标改善主要发生在春夏秋三季，而冬季依然是影响全年污染格局的关键季节。

2.2　灰绿空间综合指标的空间分异

汾河流域灰绿空间 8 个综合指标空间格局在流域尺度上呈现显著的空间异质性，其中，绿地空间主要集中分布于河谷两侧山地，而灰地空间则沿汾河

谷地呈带状集聚(图4)。在绿地空间方面,G_CI与G_ACI高值主要分布于流域西北部的吕梁山脉及太岳山西侧的高海拔区域,表现出较强集中连片的特征。G_FC高值沿汾河谷地呈带状分布,集中于太原盆地、临汾盆地及两者之间的走廊地带,反映该区域绿地空间破碎化程度较高,形态较为复杂。G_MSF高值零散分布于支流两侧山地及太岳山西侧区域。相比之下,灰地空间的分布特征与绿地空间大致相反。C_CI高值以离散状分布于山西中部多个城市建成区;C_FC高值带主要集中在太原盆地中部和临汾盆地北部,反映灰地空间形态破碎且边界复杂;C_ACI高值广泛分布在太原盆地、临汾盆地、两盆地间走廊及运城盆地北部,说明这些区域灰地空间的连续性较强;C_MSF高值集中于山西中部城市群。

2.3 灰绿空间综合指标重要性

利用XGBoost模型解析汾河流域灰绿空间对不同季节$PM_{2.5}$浓度变化的相对贡献(图5)。春季影响$PM_{2.5}$前三位的指标分别是C_MSF、G_CI、C_CI,相对贡献率依次为33.9%、13.3%、11.9%。其中,C_MSF贡献率显著高于其他指标,表明在本文构建的灰绿空间指标体系内,灰地空间结构完整性及形态耦合程度是解释春季$PM_{2.5}$浓度空间分异的主要变量。G_CI排名第二,说明绿地覆盖对春季$PM_{2.5}$浓度具有重要调节作用,这可能与春季植被恢复、生境连续性改善以及颗粒物沉降能力增强有关。C_CI同样贡献较高,意味着灰地覆盖强度增加与春季$PM_{2.5}$浓度累积之间具有较强关联。夏季和秋季的重要性排序总体一致,C_MSF、C_CI和G_CI仍位居前三,说明在非采暖季,C_MSF和C_CI仍是灰绿空间指标体系中影响$PM_{2.5}$浓度的重要变量。与春季相比,夏、秋两季C_MSF贡献率略有下降,这可能与夏秋两季大气扩散条件相对较好、降水和湿沉降过程更活跃有关。冬季影响$PM_{2.5}$浓度的前三位指标为C_MSF、G_CI和G_MSF,贡献率分别为35.3%、16.4%和9.6%。与其他季节相比,C_MSF贡献率进一步提高,表明灰地空间结构完整性及形态耦合程度对$PM_{2.5}$浓度累积的影响更强。与此同时,G_CI和G_MSF排名上升,反映出绿地空间数量及其结构完整性对$PM_{2.5}$浓度的调节作用更加突出。

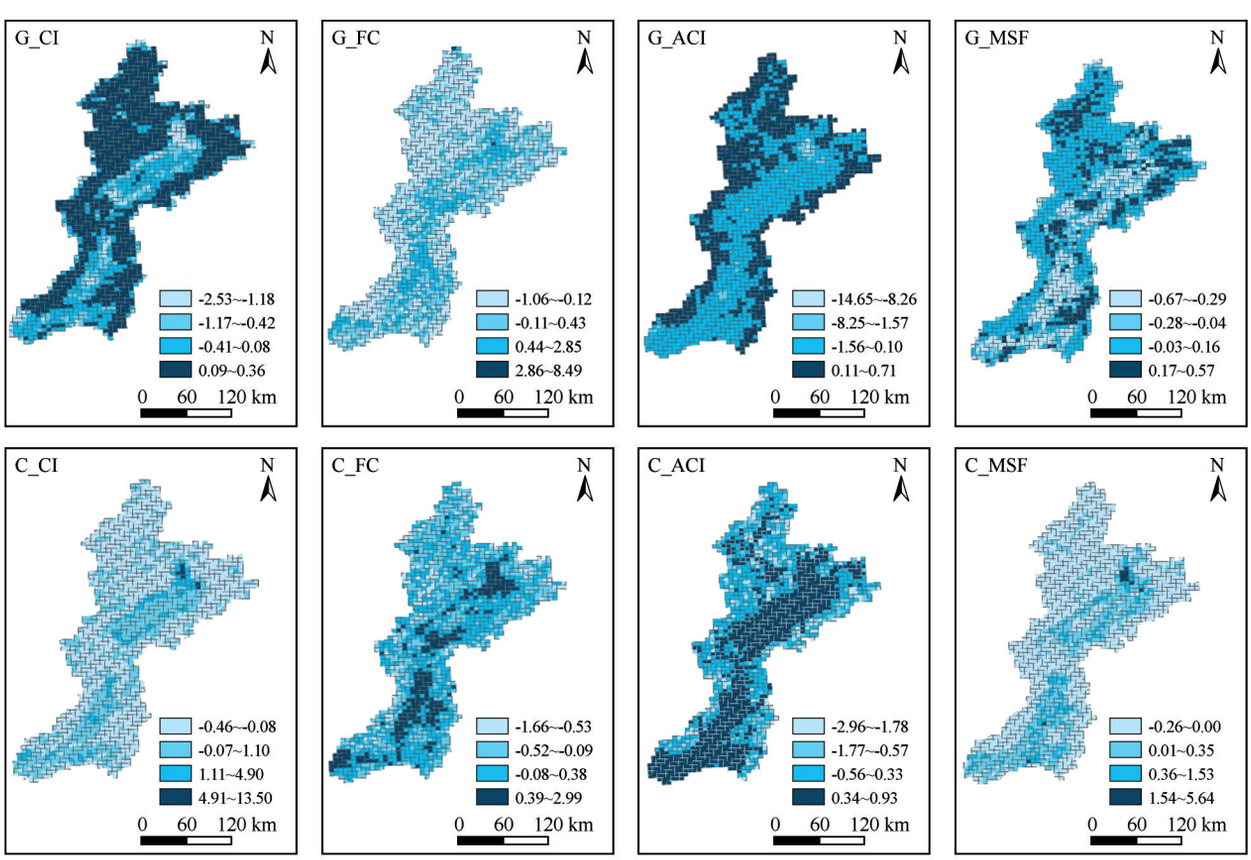


图4 灰绿空间综合指标的空间特征

Fig.4 Spatial characteristics of the integrated index for grey-green space

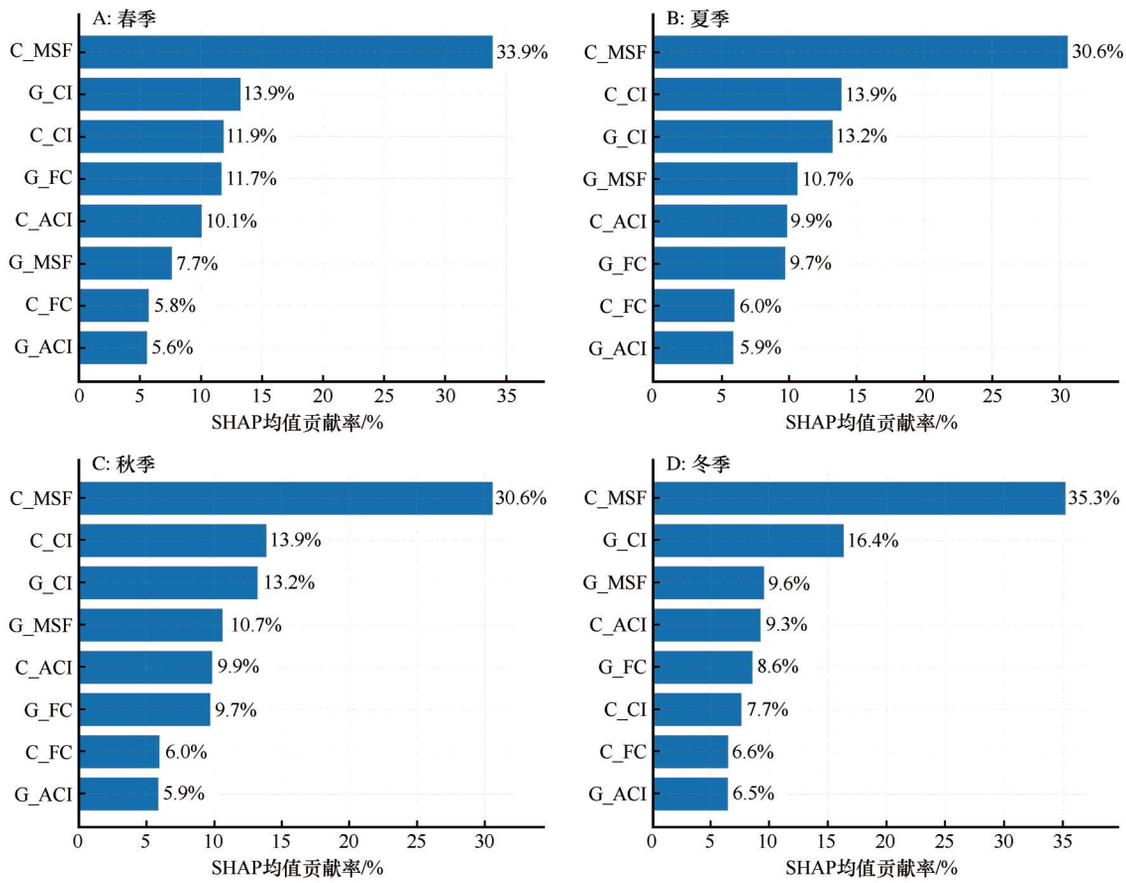


图 5　灰绿空间对不同季度 $PM_{2.5}$ 浓度变化的重要性排序

Fig.5　Ranking of importance of grey-green space to the variation in seasonal $PM_{2.5}$ concentrations

2.4　灰绿空间对季节 $PM_{2.5}$ 的非线性影响特征

基于 XGBoost-SHAP 综合分析结果，灰绿空间综合指标对季节 $PM_{2.5}$ 浓度表现出明显的非线性影响特征（图 6）。C_MSF 在四季均为解释贡献最高的正向关联变量，且冬季 SHAP 值最大，说明灰地空间结构完整性和形态耦合程度越高，对 $PM_{2.5}$ 的增加作用越明显，并在冬季表现得更为突出。这一特征可能与供暖排放增强、静稳天气频发及河谷地形限制扩散相关。G_CI 的高值更偏向负向 SHAP，说明 G_CI 增多有助于降低 $PM_{2.5}$ 浓度，对比 4 个季节发现其负向作用在冬季更为突出（图 6D）。C_CI 在春、夏、秋三季表现出较明显的正向影响，说明灰地覆盖强度增加更易导致 $PM_{2.5}$ 浓度升高。另外，G_MSF 在冬季排序前移且呈负向作用，表明绿地空间结构完整性在高污染季节具有更强的调节作用。总体上，灰地空间主要表现为促进效应，绿地空间则主要表现为抑制效应，但两者均存在明显季节差异。

2.5　灰绿空间对季节 $PM_{2.5}$ 影响的阈值效应特征

结合 SHAP 蜂拥图结果，选取不同季节重要性排名前三的指标进行阈值分析，结果如图 7 所示。总体上，灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响在不同季节表现出明显的阈值效应。需要说明的是，C_MSF、C_CI、G_CI 和 G_MSF 均为综合后的标准化指数，因此文中阈值数值反映的是相关空间特征相对于区域总体水平的位置及其影响强度发生明显变化的关键节点。春季影响 $PM_{2.5}$ 浓度的关键指标为 C_MSF、G_CI 和 C_CI。C_MSF 在 −0.2~−0.1 区间内偏依赖值上升较快，在 −0.1 附近后趋于平缓，说明当灰地空间结构完整性与形态耦合程度由较低水平接近区域平均水平时，其对 $PM_{2.5}$ 浓度的累积作用增强较快，超过该水平后边际影响趋于稳定。G_CI 呈现双阈值特征，分别位于 −0.85 和 0.2 左右，说明绿地覆盖对 $PM_{2.5}$ 浓度的抑制作用呈分段增强。C_CI 的阈值主要位于 0.1~0.2 区间，表明灰地覆盖强度达到或略高于平均水平后，其边际影响逐渐减弱。夏季和秋季的阈值特征较为相似。C_MSF 阈值均位于

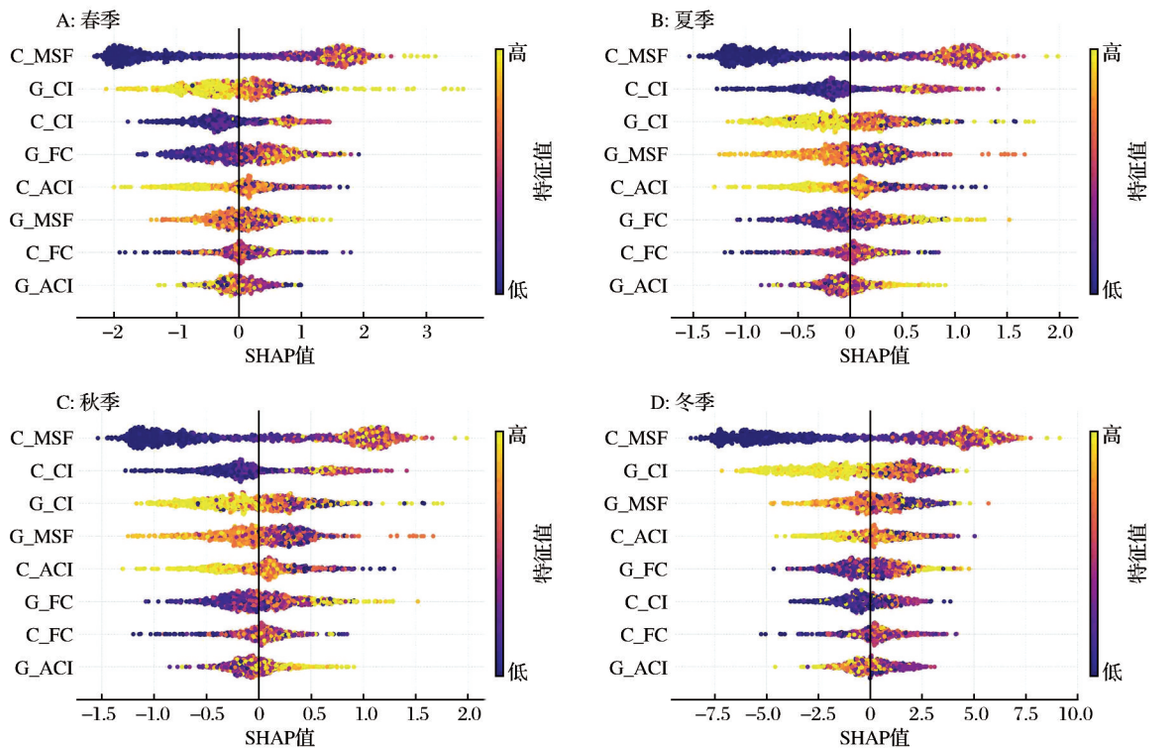


图6 灰绿空间对不同季度$PM_{2.5}$浓度的影响蜂拥图

Fig.6 Swarm plot of the impact of grey-green space on seasonal $PM_{2.5}$ concentrations

−0.05附近，说明在非采暖季，当灰地形态结构因子接近区域平均水平时，其对$PM_{2.5}$浓度的促进作用已基本达到较高水平。C_CI阈值约为0.1，表明灰地覆盖强度由中等水平向中高水平提升时，更易引起$PM_{2.5}$浓度上升。G_CI效应与春季相似。冬季影响$PM_{2.5}$浓度的关键指标为C_MSF、G_CI和G_MSF。C_MSF的阈值上移至0.1左右，表明在高排放和弱扩散背景下，灰地空间结构需达到高于区域平均水平时，其边际影响才趋于减弱，说明冬季$PM_{2.5}$浓度对灰地形态结构因子更为敏感。

3 讨论

3.1 不同树模型下SHAP重要性排序的一致性检验

为检验XGBoost−SHAP解释结果是否受单一模型选择影响，本文进一步选取GBDT和LightGBM作为对照模型，以冬季为例，在保持输入变量一致的基础上，分别计算平均绝对SHAP值（图8），并与XGBoost模型的重要性排序（图5）比较。结果表明，3类树模型对冬季关键灰绿空间指标的识别具有较高一致性。C_MSF在XGBoost、GBDT和LightGBM中均位居第一，贡献率分别为35.3%、37.2%和36.7%，明显高于其他变量，表明在本文构建的灰绿空间指标体系内，灰地空间结构完整性与形态耦合特征是冬季$PM_{2.5}$空间分异的关键变量。G_CI在3类模型中均排第二位，贡献率分别为16.4%、15.2%和15.7%，说明绿地覆盖强度对冬季$PM_{2.5}$的调节作用同样具有较好的模型稳定性。进一步看，C_ACI、G_MSF和G_FC在3类模型中总体处于中上位次，仅在相邻变量之间存在小幅排序差异。XGBoost中G_MSF略高于C_ACI，而GBDT和LightGBM中C_ACI略高于G_MSF；GBDT中C_CI略高于C_FC，LightGBM中C_FC略高于C_CI。此差异主要出现在贡献率相近的指标之间，可能与不同树模型对局部非线性关系和变量交互结构的刻画方式不同有关，但并未改变C_MSF和G_CI稳定居前的基本判断。总体来看，GBDT、LightGBM与XGBoost的SHAP重要性排序具有较好一致性，进一步印证了XGBoost-SHAP识别关键灰绿空间指标结果的可靠性。

3.2 灰绿空间对$PM_{2.5}$影响的季节差异

在本文构建的灰绿空间指标体系内，灰地空间指标总体与$PM_{2.5}$呈正向关联，绿地空间指标总体呈负向关联，且二者均存在明显季节差异。其中，

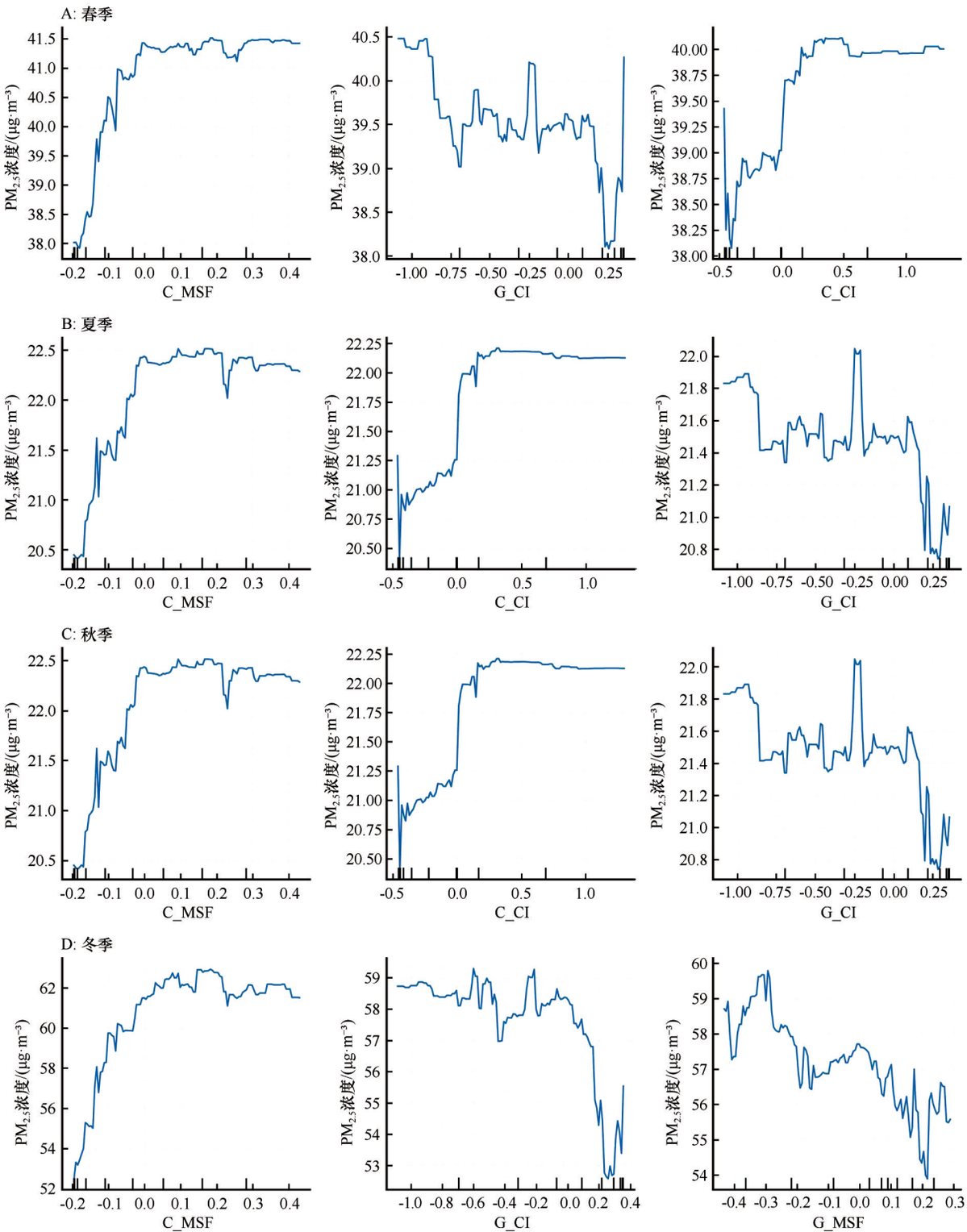


图 7　典型灰绿空间指标对不同季度 $PM_{2.5}$ 浓度影响的偏依赖特征水平

Fig.7　Partial dependency feature level of typical grey-green space indicators on $PM_{2.5}$ mass concentrations across different groups

C_MSF 在四季中均表现出最高的相对解释贡献，且其与 $PM_{2.5}$ 浓度累积之间的关联在冬季最为突出。这与已有研究结论较为一致[28-29]。C_MSF 在冬季贡献率明显增大，说明供暖季 C_MSF 对 $PM_{2.5}$ 浓度的滞留与累积存在放大效应。结合汾河流域产业和地形背景来看，C_MSF 高值区域多位于盆地和河

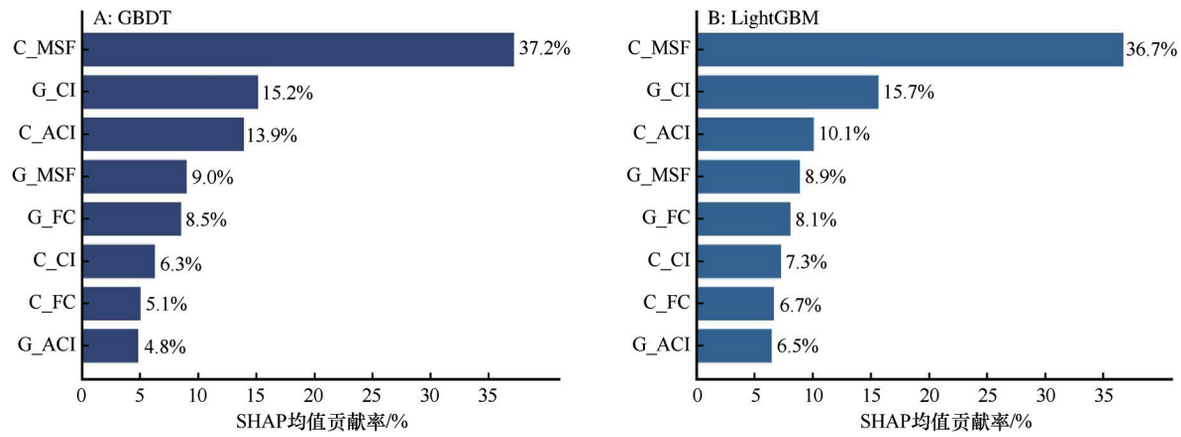


图 8 不同树模型下冬季灰绿空间指标 SHAP 重要性排序对比

Fig.8 Comparison of SHAP importance rankings of grey-green space indicators in winter across different tree-based models

谷城镇密集区，这些区域往往同时具有工业生产、交通运输和居民供暖排放源集聚等特征。另外，汾河流域冬季受到蒙古高压影响，逆温天气频发，大气扩散能力全年最低。排放源集聚与不利扩散条件叠加，可能是该区域 $PM_{2.5}$ 浓度较高的重要原因。与灰地空间正向驱动作用相反，绿地空间对 $PM_{2.5}$ 浓度总体上表现出抑制作用，其中，G_CI 表现为负向影响且冬季强，这说明在高污染背景下，绿地覆盖增加对 $PM_{2.5}$ 浓度具有更明显的缓释作用。该发现与关于植被通过叶面截留与干沉降去除颗粒物[30]，以及街道尺度绿化可通过增强沉降降低颗粒物浓度的结论较为一致[31-32]。冬季 G_MSF 的抑制作用也明显加强，说明除绿地覆盖强度外，绿地形态结构因子同样具有重要作用。这与已有研究强调城市形态与粗糙度对近地层 $PM_{2.5}$ 浓度分布的重要影响一致[33]。另外，已有研究指出植被效应具有情景依赖性，与高大乔木相比，低矮植被的合理布局更可能带来空气污染的改善[34-35]。这一点也有助于解释春季 G_CI 出现一定正向响应的现象。春季汾河流域扬尘相对突出，且植被处于返青期，叶片覆盖率低，沉降去除能力有限，因此可能存在短期内 $PM_{2.5}$ 浓度上升的情况。

3.3 灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 影响的阈值效应

汾河流域典型灰绿空间指标对不同季节 $PM_{2.5}$ 浓度存在阈值响应。灰地空间指标中，C_MSF 春季阈值为−0.2~−0.1，夏秋季阈值前移至−0.05，冬季阈值为 0.1。阈值的季节差异，这可能与排放负荷和扩散条件的季节变化有关。夏秋大气湍流强、降水较多，春季扬尘悬浮较多，与灰地空间的滞留协同效应较弱，因此阈值前移。但冬季供暖排放叠加逆温静稳，滞留放大效应更强，故在更高水平 C_MSF 才出现边际递减。这与已有研究发现 $PM_{2.5}$ 关键因子与季节差异的结论相吻合[36]。绿地空间指标中，G_CI 在春季呈双阈值，约−0.85 与 0.2，夏秋稳定为−0.85、0.18~0.22，冬季在 0.18 附近出现更强抑制拐点，表明绿地覆盖的降污效应并非线性递增，而是在较高覆盖阶段出现分段增强，这与植被对 $PM_{2.5}$ 浓度沉降与截留具有显著削减作用的研究结论较一致[37]。还需要强调的是，G_MSF 仅在冬季进入前三且呈双阈值，说明绿地空间完整性和连续性提升对降低 $PM_{2.5}$ 浓度存在较明显作用，这一结论与已有研究中绿地形态对污染扩散的调节作用结果一致[38]。

3.4 局限与展望

本文基于灰绿空间协同视角，构建了灰绿空间综合指标体系，并结合 XGBoost-SHAP 方法，从变量重要性、非线性响应和阈值效应 3 个方面，揭示了灰绿空间对不同季节 $PM_{2.5}$ 浓度的影响差异。研究在一定程度上拓展了流域尺度下灰绿空间与空气污染关系的分析框架，尤其深化了对流域中灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 浓度影响的季节异质性及其阈值的认识，可为汾河流域分季节、分区精准减污及空间优化治理提供科学参考。同时，本文仍存在一些不足。一是模型输入主要为灰绿空间综合指标，尚未纳入排放源分布、气象扩散条件及大气化学反应等关键因素，SHAP 值反映的是既定灰绿空间指标体系内的相对解释贡献，而不能直接解释为严格因果效应；二是稳健性检验有待加强，比如开展指标降维方案的敏感性检验、SHAP 解释结果的稳健性等；三是本

文采用 5 km×5 km 渔网开展流域尺度分析，可能在一定程度上弱化局部灰地与绿地镶嵌特征对结果的影响。

未来研究可从以下方面进一步深化，一是可进一步整合多源排放清单、气象再分析数据、地形因子和化学传输模拟结果，构建包含排放、扩散、地形约束和二次生成过程的综合解释框架，从而更准确地区分灰绿空间格局效应与其他环境驱动因素的影响；二是稳健性检验，开展降维方案敏感性分析，进一步检验灰绿空间指标体系构建的合理性与稳健性；采用空间分层抽样，以避免空间自相关污染；结合残差 Moran's I 检验、局部空间自相关分析以及空间滞后模型等方法，进一步验证 SHAP 解释结果的稳健性。三是开展不同空间尺度下的对比研究，系统识别灰绿空间重要性排序及阈值位置的尺度响应特征，从而深化对汾河流域 $PM_{2.5}$ 污染形成机制及其空间调控路径的认识。

4　结论

汾河流域 $PM_{2.5}$ 浓度呈现显著的季节分异特征。2000—2023 年汾河流域 $PM_{2.5}$ 浓度具有明显的季节差异，可分两个阶段，2000—2010 年，汾河流域 4 个季节 $PM_{2.5}$ 浓度总体上升，2010—2023 年则整体下降。2010 年为转折年，且冬季最高、夏季最低。空间上，高值区沿汾河谷地呈连续带状集聚，表明河谷地形与城镇聚集共同作用加剧了 $PM_{2.5}$ 浓度累积。

在本文构建的灰绿空间指标体系内，C_MSF 是汾河流域 $PM_{2.5}$ 浓度的关键变量，而绿地空间在高污染季节发挥关键抑制作用。各季节中，灰地空间（尤其是 C_MSF）始终贡献最高，且在冬季作用显著增强。相比之下，绿地空间指标在非采暖季影响相对有限，但在冬季其绿地覆盖强度与形态结构因子对 $PM_{2.5}$ 浓度具有突出的抑制作用。

灰绿空间对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响具有显著的非线性阈值特征，且阈值随季节发生变化。当灰地形态或规模超过临界水平后，其污染放大效应趋于饱和；而绿地在形态或规模超过阈值后，降污效应显著增强，尤其在冬季 $PM_{2.5}$ 高浓度水平下表现更为明显。建议汾河流域在增加绿地覆盖强度的同时，根据不同季节优化建成区空间形态与绿地结构配置，以应对 $PM_{2.5}$ 污染。

参考文献：

[1] 方云皓，赵丽元，窦碧莹，等．长江中游城市群建成区绿色基础设施对 $PM_{2.5}$ 的消减效应[J]．生态学报，2024，44(1)：117-128.

[2] 董洁芳，邓椿，张仲伍．渭河流域 $PM_{2.5}$ 时空演化及人口暴露风险[J]．生态环境学报，2023，32(6)：1078-1088.

[3] Cao W，Wang L，Li R，et al.Unveiling the nonlinear relationships and co-mitigation effects of green and blue space landscapes on $PM_{2.5}$ exposure through explainable machine learning[J].Sustainable Cities and Society，2025，122：106234.

[4] 谢舞丹，吴健生．土地利用与景观格局对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响：以深圳市为例[J]．北京大学学报(自然科学版)，2017，53(1)：160-170.

[5] 欧维新，张振，陶宇．长三角城市土地利用格局与 $PM_{2.5}$ 浓度的多尺度关联分析[J]．中国人口·资源与环境，2019，29(7)：11-18.

[6] 周丽霞，吴涛，蒋国俊，等．长三角地区 $PM_{2.5}$ 浓度对土地利用/覆盖转换的空间异质性响应[J]．环境科学，2022，43(3)：1201-1211.

[7] 叶深，王鹏，黄祎，等．长三角城市群城市空间形态对 $PM_{2.5}$ 与 O_3 污染空间异质性特征的影响研究[J]．生态环境学报，2023，32(10)：1771-1784.

[8] 刘迅，廖珊慧，李智恒，等．基于 MSPA 分析绿地形态空间格局对 $PM_{2.5}$ 的消退作用：以广州市、深圳市为例[J]．生态科学，2024，43(3)：186-195.

[9] 马西娜，王梦嫄．社区公园绿地空间形态对 $PM_{2.5}$ 与 CO_2 的消减影响[J]．建筑科学与工程学报，2023，40(4)：179-190.

[10] 招建聪，陈亮，杨俊毅，等．数字技术-城市形态交互作用对城市 $PM_{2.5}$ 的影响[J]．环境科学研究，2025，38(6)：1217-1228.

[11] Zhu C，Zeng Y.Effects of urban lake wetlands on the spatial and temporal distribution of air PM_{10} and $PM_{2.5}$ in the spring in Wuhan[J].Urban Forestry & Urban Greening，2018，31：142-156.

[12] Bauer T J.Interaction of urban heat island effects and land-sea breezes during a New York City heat event[J].Journal of Applied Meteorology and Climatology，2020，59(3)：477-495.

[13] Miao C，Yu S，Hu Y，et al.Seasonal effects of street trees on particulate matter concentration in an urban street canyon[J].Sustainable Cities and Society，2021，73：103095.

[14] Abhijith K V，Kumar P，Gallagher J，et al.Air pollution abatement performances of green infrastructure in open road and built-up street canyon environments：a review[J].Atmospheric Environment，2017，162：71-86.

[15] Cao W，Zhou W，Yu W，et al.Combined effects of urban forests on land surface temperature and $PM_{2.5}$ pollution in the winter and summer[J]. Sustainable Cities and Society，2024，104：105309.

[16] Chen M，Ren Z，Bi S.Impact of green space patterns on $PM_{2.5}$ levels：a local climate zone perspective[J].Journal of Cleaner Production，2024，478：143975.

[17] Chang B，Miao C，Xu S，et al.Assessing seasonal variations in

the impact of urban forests and built-up areas on air pollution [J].Sustainable Cities and Society,2025,135:107008.

[18] Chen M,You D,Chen Z,et al.Synergistic and divergent effects of block morphology on carbon emissions and $PM_{2.5}$ pollution in Wuhan,China[J].Sustainable Cities and Society,2025,134:106889.

[19] Dao X,Wang Z,Yuan X,et al.Spatiotemporal characteristics of $PM_{2.5}$ components in the Beijing-Tianjin-Hebei region and its surrounding areas during the heating seasons from 2018 to 2023 [J].Journal of Cleaner Production,2026,538:147210.

[20] 史利江,刘敏,李艳萍,等.汾河流域县域经济差异的时空格局演变及驱动因素[J].地理研究,2020,39(10):2361-2378.

[21] 史利江,李前锦,薛曜祖,等.高质量发展视角下汾河流域县域生态效率的演变特征及其障碍因素[J].经济地理,2025,45(8):62-72.

[22] 刘海龙,王改艳,张鹏航,等.汾河流域新型城镇化与生态韧性耦合协调时空演变及协调影响力研究[J].自然资源学报,2024,39(3):640-667.

[23] Huo W,Zhu Z,Sun H,et al.Development of machine learning models for the prediction of the compressive strength of calcium-based geopolymers [J]. Journal of Cleaner Production,2022,380:135159.

[24] 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. San Francisco,California, USA:ACM,2016:785-794.

[25] Ahmed I A,Talukdar S,Islam A R M T,et al.Contribution and behavioral assessment of physical and anthropogenic factors for soil erosion using integrated deep learning and game theory [J].Journal of Cleaner Production,2023,416:137689.

[26] Lundberg S M,Lee S-I.A unified approach to interpreting model predictions[C]//Advances in Neural Information Processing Systems.New York,USA:Curran Associates,Inc.,2017:30.

[27] Yang J,Huang X.The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J].Earth System Science Data,2021,13(8):3907-3925.

[28] Fan M,He G,Zhou M.The winter choke:coal-fired heating,air pollution,and mortality in China[J].Journal of Health Economics,2020,71:102316.

[29] Jiang S,Kong S,Zheng H,et al.Winter-autumn air pollution control plan in North China modified the $PM_{2.5}$ compositions and sources in Central China [J]. Atmospheric Environment,2023,306:119827.

[30] Zhang Y-L,Cao F.Fine particulate matter($PM_{2.5}$) in China at a city level[J].Scientific Reports,2015,5(1):14884.

[31] Guo Y,Wang C,Hong S,et al.Dynamic evolution of $PM_{2.5}$ removal by urban forests during rapid urbanization:from forest landscape pattern dominance to impervious surfaces[J].Journal of Cleaner Production,2025,493:144930.

[32] Nowak D J,Hirabayashi S,Bodine A,et al.Tree and forest effects on air quality and human health in the United States[J]. Environmental Pollution,2014,193:119-129.

[33] Kokkonen T V,Xie Y,Paasonen P,et al.The effect of urban morphological characteristics on the spatial variation of $PM_{2.5}$ air quality in downtown Nanjing[J]. Environmental Science:Atmospheres,2021,1(7):481-497.

[34] Janhäll S.Review on urban vegetation and particle air pollution:deposition and dispersion[J].Atmospheric Environment,2015,105:130-137.

[35] Song A,Wang Z,Li S,et al.Comparative analysis of the impact of built environment and land use on monthly and annual mean $PM_{2.5}$ levels[J].Atmosphere,2025,16(6):682.

[36] Xi M,Chen X,Fan J.Assessing the impact of urban form on $PM_{2.5}$ concentration along roads in a city with mobile monitoring and machine learning models[J].Ecotoxicology and Environmental Safety,2025,303:118789.

[37] Chen M,Dai F,Yang B,et al.Effects of neighborhood green space on $PM_{2.5}$ mitigation:evidence from five megacities in China[J].Building and Environment,2019,156:33-45.

[38] 余欣璐,高吉喜,张彪.基于城市绿地滞尘模型的上海市绿色空间滞留 $PM_{2.5}$ 功能评估[J].生态学报,2020,40(8):2599-2608.

Seasonal variations and threshold effects of gray-green space on $PM_{2.5}$ in the Fenhe River Basin

Deng Chun[1], Nie Tong[2], Zhang Zhongwu[3], Sun Weifeng[1]

(1. *Department of Economics and Management, Yuncheng University, Yuncheng* 044000, *Shanxi, China*; 2. *College of Urban and Environmental Science, Northwest University, Xi'an* 710127, *China*; 3. *School of Geography Sciences, Shanxi Normal University, Taiyuan* 030000, *China*)

Abstract: Investigating the seasonal nonlinear effects and threshold responses of gray-green spaces on $PM_{2.5}$ in the Fenhe River Basin provides an essential basis for developing targeted ecological and environmental management strategies. In this study, eight composite indicators of gray-green space were developed using Fragstats and morphological spatial pattern analysis. An XGBoost-SHAP framework was then applied to quantify the effects of gray-green space on seasonal $PM_{2.5}$ concentrations in terms of variable importance, nonlinear responses, and threshold effects. The results showed that: (1) From 2000 to 2023, seasonal $PM_{2.5}$ concentrations in the Fenhe River Basin exhibited two distinct phases, increasing overall from 2000 to 2010 and then decreasing markedly from 2010 to 2023. Spatially, high $PM_{2.5}$ concentrations were distributed in a north-south belt along the Fenhe River valley. (2) $PM_{2.5}$ concentrations showed clear seasonal variation, with the highest values in winter, the lowest in summer, and intermediate levels in spring and autumn. The proportion of areas exceeding 35 $\mu g \cdot m^{-3}$ in spring, summer, and autumn decreased from 93.4% in 2000 to 37.1% in 2023. (3) The gray-green space indicators exhibited substantial spatial heterogeneity. Green spaces were mainly distributed in the mountainous and terraced areas on both sides of the Fenhe River, whereas gray spaces were concentrated in the low-lying river valley. (4) Within the gray-green space indicator system developed in this study, gray-space indicators were generally positively associated with $PM_{2.5}$, whereas green-space indicators showed a mitigating effect, with both relationships varying seasonally. The gray-space morphological structure factor (C_MSF) showed the highest relative contribution in four seasons, and its association with $PM_{2.5}$ exhibited distinct seasonal threshold differences. These findings provide a scientific basis for season-specific optimization of gray-green spatial patterns and targeted pollution reduction in the Fenhe River Basin.

Key words: seasonal $PM_{2.5}$; grey-green space; XGBoost-SHAP; nonlinear characteristics; Fenhe River Basin