刘晓咏,颜 俊,苏方成,等.淮河流域区域背景臭氧时空变化及驱动因素分析 [J]. 中国环境科学, 2025,45(12):6560-6570.
Liu X Y, Yan J, Su F C, et al. Analysis of spatiotemporal variations and driving factors of regional background ozone in the Huai River Basin [J]. China Environmental Science, 2025,45(12):6560-6570.

淮河流域区域背景臭氧时空变化及驱动因素分析

刘晓咏[1,2*],颜 俊[1],苏方成[3],姚 丹[4],李洪瑞[1],郜 彗[1,2],魏 巍[1,2] (1.信阳师范大学地理科学学院,河南 信阳 464000；2.信阳师范大学河南省水土环境污染协同防治重点实验室,河南 信阳 464000；3.郑州大学生态与环境学院,河南 郑州 450001；4.河南师范大学环境学院,河南 新乡 453007)

摘要：为了解淮河流域近年来臭氧(O_3)污染变化趋势及区域背景的贡献,基于 2014~2024 年中国大气成分近实时追踪数据集(TAP)和 ERA5_Land 气象再分析数据集,利用主成分分析(PCA)法和美国德克萨斯州环境质量委员会(TCEQ)提出的区域背景估算方法,计算淮河流域区域背景(没有前体物排放时的 O_3 浓度)对 O_3 的贡献率,并结合极端梯度提升模型(XGBoost)和沙普利加和解释模型(SHAP)探讨气象因子对区域背景 O_3 的影响.结果表明,2014~2024 年,淮河流域 O_3 日最大 8h 滑动平均(O_3-8h)浓度以 2.87μg/(m^3·a)的速度增长.PCA 法和 TCEQ 法估算的区域背景 O_3 具有高度相关性(R^2=0.89,P<0.01),但 PCA 法的结果比 TCEQ 略高,在暖季结果差异显著降低.经估算,区域背景对淮河流域 2014~2024 年ρ(O_3-8h)的平均贡献率为 85.8%,对 4 个区域核心城市郑州、合肥、青岛和徐州的贡献率为 71.1%~86.0%.2014~2024 年淮河流域区域背景贡献率平均升高 11.5%,区域传输的加剧是导致地表 O_3 浓度升高的重要原因之一.区域背景 O_3 受多种气象因子的非线性影响,春季和秋季的主控因子为地表太阳向下辐射,夏季为地表 2m 温度,冬季为地表 2m 温度和地表太阳向下辐射.总体上,高湿度、强地表向下热辐射、高气压、强西风和强北风会抑制淮河流域区域背景 O_3 浓度.

关键词：淮河流域；臭氧；区域背景；驱动因素；机器学习；SHAP 分析
中图分类号：X511 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2025)12-6560-11

Analysis of spatiotemporal variations and driving factors of regional background ozone in the Huai River Basin. LIU Xiao-yong[1,2*], YAN Jun[1], SU Fang-cheng[3], YAO Dan[4], LI Hong-rui[1], GAO Hui[1,2], WEI Wei[1,2] (1.School of Geographic Sciences, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China；2.Henan Key Laboratory for Synergistic Prevention of Water and Soil Environmental Pollution, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China；3.School of Ecology and Environment, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China；4.School of Environment, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China). *China Environmental Science*, 2025,45(12)：6560~6570

Abstract：To understand the recent trends in ozone (O_3) pollution and the contribution of regional background in the Huai River Basin (HRB), this study utilized the Tracking Air Pollution in China (TAP) dataset (2014~2024) and ERA5_Land meteorological reanalysis data. Principal component analysis (PCA) and the regional background estimation method proposed by the Texas Commission on Environmental Quality (TCEQ) were employed to calculate the contribution rate of regional background O_3 (O_3 concentration without precursor emissions) in the HRB. Additionally, the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) model and SHapley Additive exPlanations (SHAP) were applied to explore the influence of meteorological factors on regional background O_3.The results indicate that from 2014 to 2024, the daily maximum 8-hour average (O_3-8h) concentration in the HRB increased at a rate of 2.87 μg/m^3 per year. The regional background O_3 estimated by PCA and TCEQ exhibited a strong correlation (R^2 = 0.89, P< 0.01), though PCA-derived values were slightly higher, with significantly reduced differences during warm seasons. The estimated average contribution of regional background to O_3-8h in the HRB was 85.8%, with contributions ranging from 71.1% to 86.0% in four key cities (Zhengzhou, Hefei, Qingdao, and Xuzhou). Over the study period, the regional background contribution rate increased by an average of 11.5%, suggesting that enhanced regional transport is a major factor driving elevated surface O_3 levels.Regional background O_3 was influenced nonlinearly by multiple meteorological factors. The dominant factors were surface downward solar radiation in spring and autumn, 2-meter temperature in summer, and a combination of 2-meter temperature and surface downward solar radiation in winter. Overall, high humidity, strong downward surface thermal radiation, high pressure, and strong westerly/northerly winds suppressed regional background O_3 concentrations in the HRB.

Key words：Huai River Basin；ozone；regional background；driving factors；machine learning；SHAP analysis

收稿日期：2025-05-06
基金项目：河南省科技攻关计划资助项目(252102320077,232102320130);国家自然科学基金项目(42371255);信阳师范大学“南湖学者奖励计划”青年项目
* 责任作者, 副教授, xyliu_liuxy@163.com

近年来,我国地表臭氧(O_3)浓度升高,成为部分城市和区域的首要污染物,对民众身体健康和生态系统造成巨大威胁[1-4].地表 O_3 作为二次污染物,主要来自氮氧化物(NO_x)和挥发性有机物(VOCs)的化学生成,少量来自平流层的输送[5].任一特定地点的 O_3 浓度均可看作区域背景 O_3 浓度和本地光化学生成的 O_3 浓度之和[6].区域背景 O_3 是指在所研究区域没有 O_3 前体物排放时(即没有本地生成)的 O_3 浓度[7],由大尺度风输送而来,包括 O_3 的全球背景和区域传输.

本地生成的 O_3 可通过加强源头管控实施精准治理;区域背景浓度则与大气环流带来的跨区传输密切相关,需要建立跨行政边界的联防联控机制.因此,准确量化区域背景 O_3 浓度有重要意义.目前主要有基于数值模式和外场观测的方法估算区域背景 O_3 浓度.区域背景浓度可通过在空气质量模式中关闭目标区域 O_3 前体物排放(强力法)进行情景模拟获得[8];标记法也是一种重要技术手段[9],通过在数值模拟中对 O_3 前体物进行标记追踪,能够直接从模型输出不同区域/部门对 O_3 的贡献.目前,多个主流空气质量模型都具备这种标记溯源功能,包括 CAMx 中的 OSAT 模块、CMAQ 中的 ISAM 模块,以及 NAQPMS 和 WRF−Chem 等模型系统;此外,解耦直接法(DDM)和高阶 DDM(HDDM)也是有效地 O_3 源解析方法[9].需要指出的是,数值模式受限于排放清单的不确定、模型误差、算力要求和操作难度.

在基于外场观测的方法中,主成分分析(PCA)和美国德克萨斯州环境质量委员会(Texas Commission on Environmental Quality)提出的 TCEQ 法得到较多应用. 已有研究普遍采用 TCEQ 与 PCA 等方法,对我国及海外多个地区的区域背景 O_3 贡献进行量化,结果表明区域传输是 O_3 污染的主要来源.在 TCEQ 方法的应用中,香港[10],淮河流域[11],长三角某工业区[12],北京市[13]及宁波市[14]的研究显示区域背景贡献率普遍介于 63%~95%之间;京津冀地区经 PCA 与 TCEQ 结合分析,背景贡献为 34.3%~42.2%[15].在 PCA 方法方面,除德克萨斯州的相关研究[16-17]外,该方法在长三角[18]与河南省[19]的应用也进一步确认区域背景浓度高、贡献率多超过 75%.TCEQ 法简单便捷、结果也较为可靠,但受局地气象条件影响,并且对监测站点数量和区域分布代表性等有较高的要求.PCA 法在一定程度上可以排除复杂气象条件和局地环流的干扰,但分析运算略为复杂,且受统计方法的不确定性影响.

淮河流域地处我国南北气候过渡带,地形地势复杂,区域间气候差异较大.独特的自然环境和气象条件使得该区域大气污染特征明显.尽管关于淮河流域 O_3 研究已有相关报道[20-23],但主要关注污染的时空变化特征或影响因素,鲜见关于淮河流域区域背景 O_3 的研究.此外,目前学者更多关注区域背景 O_3 浓度的计算,区域背景 O_3 变化的影响因素及机制的研究较为匮乏.鉴于此,本研究基于 2014~2024 年淮河流域 O_3 和气象再分析数据,分析地表 O_3 时空格局,利用 TCEQ 和 PCA 法估算区域背景 O_3 浓度,并结合机器学习和沙普利加和解释(SHAP)首次探究区域背景 O_3 变化的驱动因素,以期为淮河流域 O_3 控制提供数据支持和理论依据.

1　材料与方法

1.1　站点与数据来源

淮河流域(31.0°~37.8°N,111.9°~122.7°E)介于长江和黄河两流域之间,跨河南、安徽、江苏和山东 4 省(图 1).本文以淮河流域 35 个地级市为研究对象,涉及安徽省 8 个市、河南省 9 个市、江苏省 6 个市和山东省 12 个市.

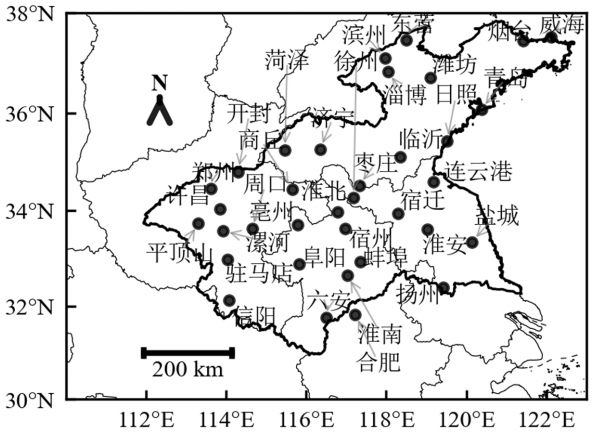


图 1　淮河流域各城市位置示意

Fig.1　Location of cities in the Huaihe River Basin

淮河流域 35 个城市 2014 年 1 月 1 日~2024 年 12 月 31 日的 O_3 日最大 8h 滑动平均值(O_3−8h)数据来自中国大气成分近实时追踪数据集(TAP, http://tapdata.org.cn),数据分辨率为 10km.TAP 由清

华大学联合北京大学、南京大学、复旦大学和中国气象科学研究院等多家单位开发并维护.TAP 建立了机器学习模型融合多源数据,用于反演逐日完整覆盖的 O_3 浓度.所用数据包括 O_3 观测数据、卫星遥感 O_3 垂直廓线、CMAQ 模拟、WRF 模拟、植被指数、夜间灯光和人口数据等[24-25].

王超龙等[23]基于青岛市 8 个国控环境空气监测子站和 7 个省控环境空气监测子站数据计算得到 2019~2023 年青岛市 $\rho(O_3-8h)$分别为 158.8,150.1,147.6,152.3 和 162.7μg/m^3,本研究计算得到 2019~2023 年青岛市 $\rho(O_3-8h)$分别为 157.1,150.6,147.0,155.3 和 157.7μg/m^3.二者结果具有较好的一致性,表明 TAP 数据集准确性良好.

淮河流域 35 个城市同期气象数据来自欧洲中期天气预报中心(ECMWF)发布的 ERA5_Land 再分析数据集.该数据集时间分辨率为 1h、空间分辨率为 0.1°×0.1°.参考前人相关研究,选取 8 种可能对 O_3 光化学形成、输送和热力学过程造成影响的气象因子:10m 纬向风(u10)、10m 经向风(v10)、地表 2m 温度(t2m)、2m 露点温度(d2m)、地表太阳向下辐射(ssrd)、地表向下热辐射(strd)、地表气压(sp)和总降水量(tp).

1.2 数据处理

针对 O_3-8h 与气象参数的时空分辨率差异问题,本研究进行了数据融合处理.在时间维度上,对 ERA5_Land 小时级气象要素进行 24h 平均,生成逐日标准化气象指标.空间维度上,基于淮河流域 35 个城市 3224 个 O_3 点位(数据源:TAP)与气象网格的经纬度信息,通过计算欧氏空间最近邻距离矩阵,建立气象要素-O_3 浓度的空间关联索引,实现数据的空间耦合.

1.3 TCEQ 法

TCEQ 法是在背景点测量法的基础上发展而来,早期的 TCEQ 法将目标区域所有监测站点中上风向非城区站点作为背景点.随后 Nielsen-Gammon 等[26]基于大数据统计分析的理念对该法进行了简化.该方法考虑到发展成熟的空气质量监测网络在区域各个方位已经形成了良好的覆盖,假设无论风向如何变化,总有一个监测站点处于目标区域的上风向,可以捕捉到输入该地区的区域性气团,而其他站点则或多或少地受到了本地光化学生成的影响,因此可以将所有监测站点的 O_3 最小值作为区域背景 O_3,O_3 最大值作为该区域的最大 O_3 浓度,而 O_3 最大与最小值之差则可以反映本地前体物排放的 O_3 生成能力[26].计算公式如下:

$$\rho_{bg}(O_3\text{-}8h) = \rho_{min}(O_3\text{-}8h) \quad (1)$$

$$\rho_{loc}(O_3\text{-}8h) = \rho_{max}(O_3\text{-}8h) - \rho_{min}(O_3\text{-}8h) \quad (2)$$

式中:ρ 代表浓度,μg/m^3;$\rho_{loc}(O_3-8h)$ 为本地生成的 O_3-8h 浓度;$\rho_{bg}(O_3-8h)$ 为区域背景 O_3-8h 浓度;$\rho_{max}(O_3-8h)$和 $\rho_{min}(O_3-8h)$分别为所有站点监测的 O_3-8h 最大和最小浓度.

1.4 PCA 法

PCA 是一种基于协方差矩阵特征分解的统计方法,其核心在于通过正交变换将多个相关变量转换为少数线性无关的主成分,在保留原始数据大部分变异性的前提下实现高维数据降维,在气象学和大气污染来源解析得到较多应用[27-29].

运用 PCA 估算区域背景 O_3 浓度的核心思想在于,假设研究区域中的任一站点都受到了区域性输入气团的影响,因此可以将区域背景 O_3 作为一个因子提取出来,其后可以根据因子载荷和因子得分等计算获得区域背景 O_3 浓度.通常采用最大方差旋转等算法获取因子载荷,这些载荷代表了每个变量对特定主成分的贡献.将多个站点的 O_3 浓度数据进行 PCA 分析,通常第一主成分表示区域背景 O_3,然后根据因子载荷和因子得分反算区域背景 O_3,计算公式如下:

$$O_3 = \overline{O_3} + \sigma(O_3)\sum_i^N f_i\alpha_i(t) \quad (3)$$

$$O_3^{PC1} = \overline{O_3} + \sigma(O_3) f_1\alpha_1(t) \quad (4)$$

式中:$\overline{O_3}$ 为 N 个站点 O_3 浓度的平均值,μg/m^3;$\sigma(O_3)$ 为数据集的标准差,μg/m^3;f_i 为 PCA 解析出的组分 PC_i 的方差贡献;α_i 为 PC_i 的时间振幅.当第一组分 PC_i 表示区域背景,可使用式(4)计算区域背景 O_3 浓度.

使用 R 语言中的 psych 包对各城市所有站点的 O_3-8h 进行 PCA 分析,设置旋转方式为方差最大法(varimax),根据因子载荷和因子得分判断代表区域背景的主成分,然后计算各区域背景 O_3 浓度.

1.5 XGBoost 模型

极端梯度提升模型(XGBoost)是一种高性能、可扩展的机器学习算法,具有预测性能强、能有效处理非线性特征等优点,被广泛运用于污染物浓度的模拟[30-32].XGBoost 是基于 CART 回归树分类器的

集成模型,由多颗树串联组成,每个结点进行分裂时,会找到最大的信息增益或最小方差来选择特征进行分裂,其计算公式如下:

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^{t} f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i), f_K \in F \quad (5)$$

式中:$\hat{y}_i^{(t)}$ 表示模型第 t 次迭代后样本 i 的预测结果;$\hat{y}_i^{(t-1)}$ 表示前 $t-1$ 棵弱决策树的预测结果;$f_t(x_i)$ 表示第 t 棵树的模型;F 为所有可能决策树的集合.

XGBoost 模型的目标函数由损失函数和正则项组成,通过迭代实现目标函数最小化,迭代后的目标函数表达式如下:

$$L = \sum_{i=1}^{n} l(y_i, \hat{y}_i) \quad (6)$$

$$\mathrm{Obj}^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{i=1}^{n} \Omega(f_i) \quad (7)$$

式中:L 为损失函数;n 为样本数;$\mathrm{Obj}^{(t)}$ 为第 t 轮迭代的目标函数;Ω为抑制模型复杂度的正则项,避免过拟合.

使用 R 语言软件的“xgboost”包(版本号 1.7.8.1)构建 XGBoost 模型,将估算的区域背景 O_3 浓度作为因变量,对应的气象因子(t2m、d2m、ssrd、strd、u10、v10、sp 和 tp)作为解释变量.采用 7:3 比例将数据集划分为训练集与测试集.采用网格搜索验证法进行超参数优化,选择对模型效果影响最大的 7 种参数(表 1),并在指定的参数空间中进行遍历搜索,获得最优超参数组合.

表 1　XGBoost 模型超参数调优细节

Table 1　Details of hyperparameter tuning for the XGBoost model

超参数名称	说明	搜索值
nrounds	模型迭代次数	[50, 100]
eta	学习率	[0.01, 0.1, 0.3]
max_depth	单棵决策树的最大深度	[3, 6, 9]
gamma	节点分裂所需的最小损失减少量	[0, 0.1, 0.2]
colsample_bytree	每棵树构建时随机采样的特征比例	[0.6, 0.8]
min_child_weight	节点最小样本权重	[1, 3]
subsample	每棵树构建时随机采样的训练样本比例	[0.6, 0.8]

本研究采用十折交叉验证方法对模型性能进行评估,使用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)作为评价指标.更多关于 XGBoost 模型的介绍可参考先前研究[33-35].

1.6　沙普利加和解释

针对 XGBoost 模型的黑箱特性,引入 SHAP (Shapley Additive exPlanations)方法[36-38]实现因子贡献解析.SHAP 算法通过构建所有可能的变量子集组合,计算变量 j 存在/缺失时模型输出的平均差异,最终以 SHAP 值表征其在所有特征组合中的边际贡献期望值.将 XGBoost 模型和模型的训练数据传递给 SHAP 解释器,然后计算每个特征变量的 SHAP 值,公式如下:

$$\rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg}(i)}) = \rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg(base)}}) + \sum_{j=1}^{S} \mathrm{shap}(x_{ij}) \quad (8)$$

式中:$\rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg}(i)})$ 为 XGBoost 模型模拟的 O_3-8h 区域背景浓度(样本 i);$\rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg(base)}})$ 为 O_3-8h 区域背景模拟浓度的平均值,μg/m^3;shap(x_{ij})为特征变量 j 对 $\rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg}(i)})$ 的贡献值,μg/m^3.当 shap(x_{ij})大于 0 时,表示特征变量 j 对 $\rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg}(i)})$ 呈正贡献;当 shap(x_{ij})小于 0 时,则特征变量 j 对 $\rho(\mathrm{O}_{3\mathrm{bg}(i)})$ 呈负贡献.

2　结果与讨论

2.1　O_3 污染变化特征

2.1.1　O_3 年变化　根据《环境空气质量评价技术规范(试行)》(HJ663-2013)中的评价方法,将全年 O_3-8h 的第 90 百分位数作为年评价值.图 2 展示了 2014~2024 年淮河流域 O_3-8h 年均浓度.可看出,$\rho(O_3\text{-}8h)$呈波动上升的趋势,年均值 132.7~167.8 μg/m^3,增速为 2.87μg/(m^3·a)(R^2 = 0.65,P < 0.01),这表明淮河流域面临较为严峻的 O_3 污染问题.淮河流域 O_3-8h 在 2019 年达到峰值(167.8μg/m^3),2020 年略有下降(降幅 9.4μg/m^3).在京津冀[39]、四川平原[40]等区域也发现了类似现象,可能与 2020 年疫情管控有关.

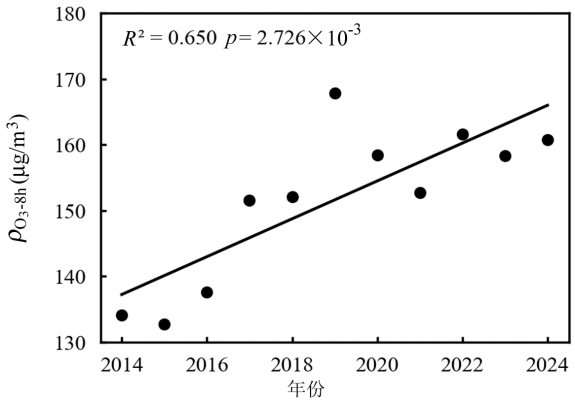


图 2　2014~2024 年淮河流域 O_3-8h 年均浓度

Fig.2　Annual average concentration of O_3-8h in the Huaihe River Basin from 2014 to 2024

对淮河流域 2014~2024 年 O_3-8h 年均浓度进行克里金插值,如图 3 所示.O_3-8h 浓度高值集中在淮河流域中部和西部区域,淮河流域沿海及南部城市的浓度较低.2014~2024 年,$\rho(O_3\text{-}8h)$ 大于 160μg/m^3 的城市有枣庄、济宁、滨州、淄博、东营、郑州和菏泽,$\rho(O_3\text{-}8h)$小于 140μg/m^3 城市有六安、威海、信阳、盐城和合肥.从省份看,2014~2024 年河南、安徽、江苏和山东省淮河流域城市的 $\rho(O_3\text{-}8h)$平均值分别为 152.8、146.1、148.0 和 156.2μg/m^3.

2.1.2 O_3 季节和月变化 Yin 等[41]发现 O_3 月变化特征与地理位置有关,纬度 35°N 以上区域的 O_3 月变化多呈单峰特征,而该纬度以南大部分城市则表现为双峰模式.淮河流域 35 个城市中心纬度范围为 31.75°~37.52°N,其 2014~2024 年 $\rho(O_3\text{-}8h)$月变化呈倒“V”型分布(图 4),在 6 月达到峰值.1~6 月,气温回升、太阳辐射增强,$\rho(O_3\text{-}8h)$逐渐升高,在 6 月达到第一个峰值(148.4μg/m^3).由于暖湿空气条件的影响[41-42],低太阳辐射及湿沉降作用不利于 O_3 生成,7 月 $\rho(O_3\text{-}8h)$明显下降.随后雨量减少,$\rho(O_3\text{-}8h)$在 9 月达到第二个峰值(121.2μg/m^3).10 月起,气温下降,太阳辐射减弱,同时细颗粒物($PM_{2.5}$)浓度升高进一步削弱了太阳辐射,导致 $\rho(O_3\text{-}8h)$呈下降趋势.从季节看,$\rho(O_3\text{-}8h)$ 呈现夏季(127.8μg/m^3)>春季(114.3μg/m^3)>秋季(96.6μg/m^3)>冬季(63.1 μg/m^3)的特征.

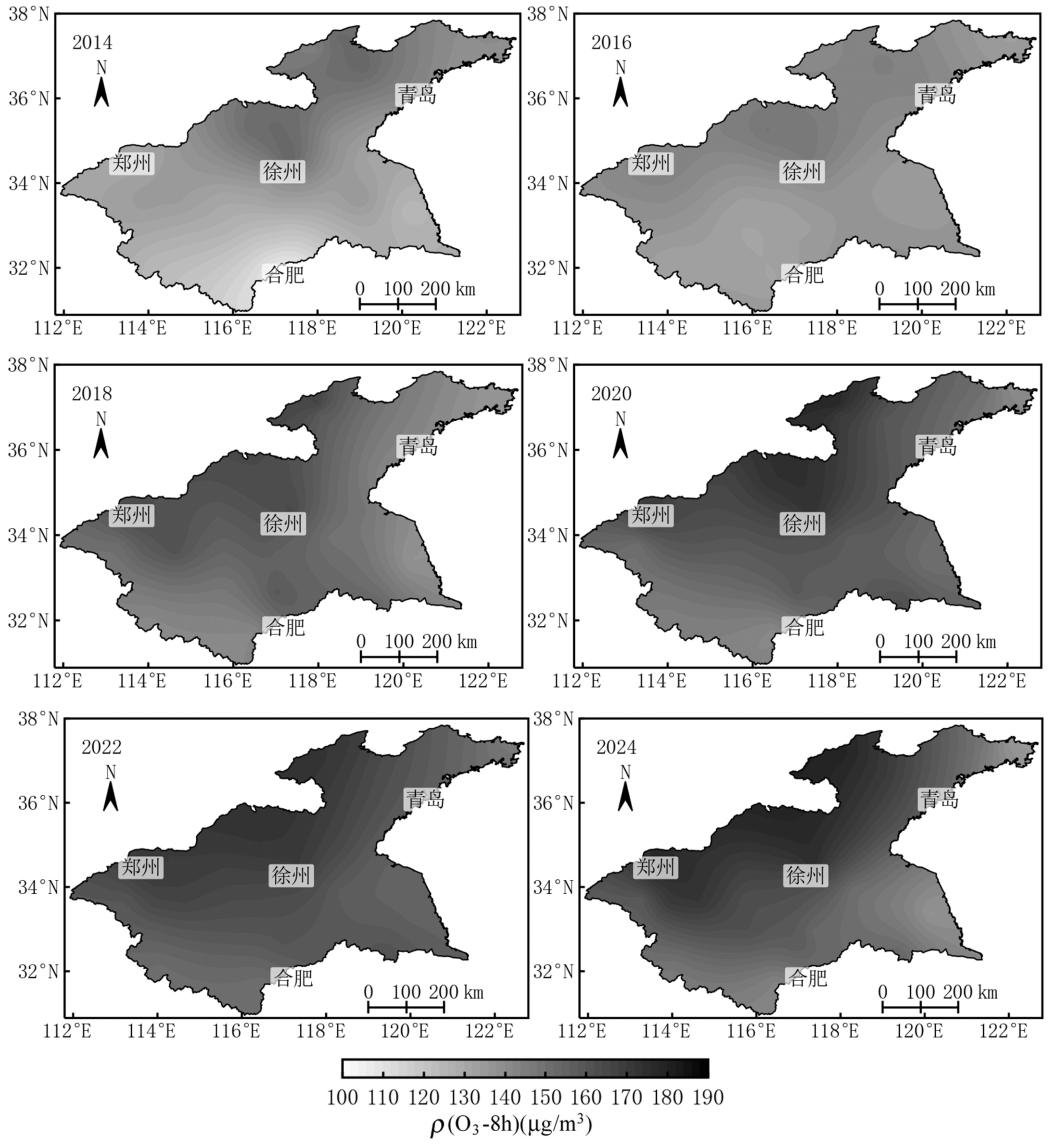


图 3 2014~2024 年淮河流域 O_3-8h 浓度变化特征

Fig.3 Variation characteristics of O_3-8h concentrations in the Huaihe River Basin from 2014 to 2024

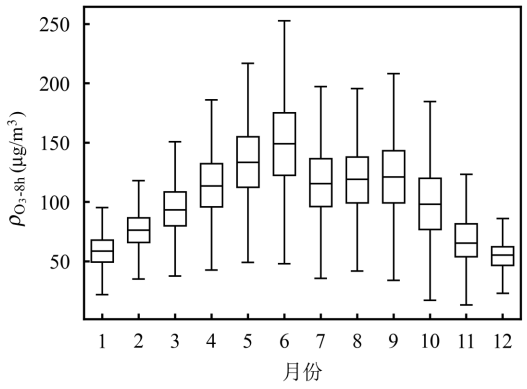


图 4　2014~2024 年淮河流域 O_3−8h 月变化趋势

Fig.4　Monthly variation trends of O_3−8h in the Huaihe River Basin during 2014~2024

2.2　区域背景 O_3 变化特征

2.2.1　区域背景 O_3 浓度特征　分别对淮河流域 35 个城市 O_3−8h 进行 PCA 分析估算其区域背景 O_3 浓度.吴琳等[7]建议进行 PCA 计算时站点数量不少于 10 个,本研究中每个城市随机选取 20 个站点进行 PCA 分析,使用式(4)估算区域背景 O_3 浓度,然后重复 8 次,对 8 次估算结果取平均得到该城市的区域背景 O_3 浓度.35 个城市第一组分(PC1)方差贡献如图 5 所示.淮河流域 PC1 的方差贡献率为 95.5%~99.2%(平均值为 97.7%),大于 PC1 方差对长三角地区(57.2%)[18]和浙江省的贡献(65.6%)[14].梁昱等[18]发现随着所分析地区空间尺度越小,PC1 所能解释的 O_3 浓度比例越高,本研究证明了此观点.原始变量在主成分轴上的投影定义为载荷系数,即主成分与原始变量之间的相关系数,其取值范围为−1~1.载荷系数为正表示贡献为正,为负则表示贡献为负.对于淮河流域,PC1 的平均载荷系数为 0.99,表明 PC1 与区域中任一点位的 O_3 浓度相关性较强,且在空间上有相似的变化规律.PC1 所解释的 O_3 浓度有显著的区域特征,PC1 主要受区域背景 O_3 的控制.

使用 PCA 和 TCEQ 法对淮河流域各城市 2014~2024 年区域背景 $\rho(O_3\text{−}8h)$进行估算,结果如图 6 所示.可看出,PCA 和 TCEQ 估算的结果在年际变化上具有良好的相关性,在日变化上也具有高度相关性(R^2=0.89,P<0.01)(图 7).PCA 法估算的淮河流域 2014~2024 年区域背景日 $\rho(O_3\text{−}8h)$为(100.6±16.3)μg/m³,略高于 TCEQ 法的(87.6±37.4)μg/m³.在河南省[19]、山东省[5]和宁波市[14]的研究也发现类似结果.从月均值看,PCA 和 TCEQ 法估算的区域背景 $\rho(O_3\text{−}8h)$差值在 4~9 月较小(−11.7~6.3μg/m³),在 1、2、11 和 12 月较大(24.7~40.7μg/m³).在 5 和 6 月 PCA 法估算的结果低于 TCEQ 法,其它月份均是 PCA 法偏高.在暖季(4~9 月),光化学反应活跃,本地生成 O_3 加剧,两种方法的估算结果差异减小.特别是 8~9 月高温强辐射条件下,本地生成 O_3 更强,两种方法结果趋于一致.在冷季,O_3 本地生成减弱,局地排放累积效应增强,PCA 法因包含更多局地源协方差信息而高估背景值.TCEQ 法基于对 O_3 最小值的统计,可能系统性低估背景浓度.PCA 和 TCEQ 法的估算结果在城市间也有差异,差值大于 16μg/m³ 的城市有合肥、青岛、六安、烟台和临沂,差异小于 10μg/m³ 的城市有漯河、淮南、许昌、淮北和菏泽.

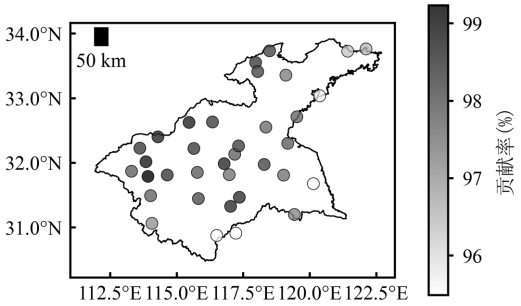


图 5　淮河流域 35 个城市第一主成分方差贡献

Fig.5　The variance contribution of the first principal component for 35 cities in the Huaihe River Basin

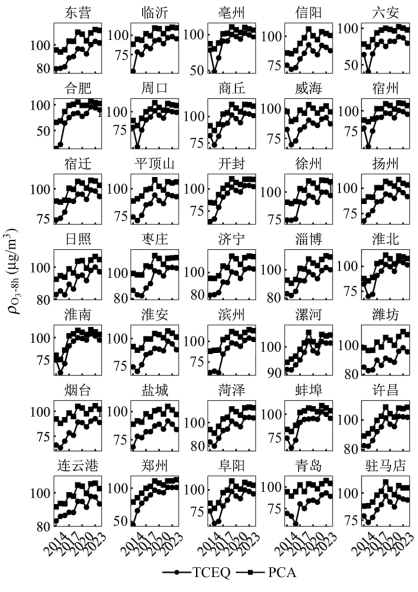


图 6　基于 TCEQ 和 PCA 法估算的淮河流域各城市 2014~2024 年区域背景 O_3−8h 浓度

Fig.6　Estimation of regional background O_3−8h concentrations in Huaihe River Basin cities (2014~2024) using TCEQ and PCA methods

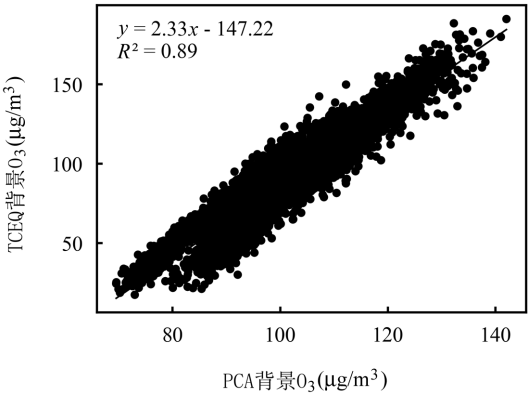


图 7 TCEQ 和 PCA 法估算的淮河流域 2014~2024 年区域背景 O_3-8h 浓度的线性拟合

Fig.7 Linear fitting of regional background O_3-8h concentrations estimated via TCEQ and PCA methods in the Huaihe River Basin during 2014~2024

对 PCA 和 TCEQ 估算结果进行平均,得到区域背景 O_3-8h 浓度.从区域整体看,中西部的区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$较高,沿海城市浓度较低.2014~2024 年区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$较高的城市有枣庄(100.4μg/m^3)、济宁(100.1μg/m^3)、菏泽(100.0μg/m^3)、漯河(98.2μg/m^3)和东营(98.1μg/m^3)等,较低的城市有合肥(82.8μg/m^3)、六安(84.0μg/m^3)、青岛(89.4μg/m^3)、烟台(89.5μg/m^3)和信阳(89.8μg/m^3).从省份看,安徽、河南、江苏和山东省淮河流域城区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$分别为 91.7μg/m^3、95.0μg/m^3、93.5μg/m^3 和 95.3μg/m^3.

2014~2024 年淮河流域各城市区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$呈波动升高的趋势,区域平均浓度由 2014 年的 80.5μg/m^3 上升到 2024 年的 101.1μg/m^3.其中,合肥、郑州、开封、临沂和滨州的增幅超过 40%.区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$季节变化呈现夏季>春季>秋季>冬季的特征,与在山东发现的类似[5],与韩国背景 O_3 浓度为春季>秋季>冬季>夏季不同[43].可能是夏季大气活跃,大尺度的污染传输更为强烈.另外,夏季 VOCs 的自然排放更为剧烈[44],导致 O_3 的生成更多.

2.2.2 区域背景 O_3 占比特征 为进一步评估区域传输对淮河流域 O_3 的贡献,计算了 TCEQ 法估算的区域背景 O_3 的贡献率,如图 8 所示.2014~2024 年淮河流域区域背景 O_3 的平均贡献率为 85.8%,远高于京津冀的 34.3%~42.2%[15],与河南省的 75.9%~78.7%相近[19],这表明淮河流域各城市 O_3 的区域传输有重要贡献.区域背景 O_3 贡献率展现出城市差异,其中在许昌和漯河的贡献率超过 90%,六安、青岛和合肥的贡献率低于 80%.罗乐等[21]使用 CMAQ-Night 法量化了 2015~2020 每年 6 月份河南省背景 O_3 浓度,表明背景 O_3 对 O_3-8h 的贡献率为 60%~98%,平均为 71.6%.Su 等[45]基于 CMAQ 的研究表明河南省本地排放对其 O_3 贡献率为 15%~35%.同时段,本研究涉及到河南省 8 个城市的区域背景平均贡献率为 88.0%,与上述研究结果基本吻合.淮河流域 4 个中心城市郑州、合肥、青岛和徐州的区域背景 O_3 贡献率分别为 82.3%、71.1%、78.8%和 86.0%.因此,各城市在制定 O_3 控制措施时,区域的联防联控尤为重要.

在年际变化上,淮河流域区域背景 O_3 贡献率逐渐升高,由 2014 年的 80.2%上升到 2024 年的 89.4%,增幅达 11.5%,其中开封、滨州、临沂、郑州和合肥的增幅达 30%以上.这表明区域背景对淮河流域近年 O_3 浓度的上升有重要影响.在月份变化上,3~5 月淮河流域区域背景 O_3 贡献较高(平均为 88.0%),1、11 和 12 月区域背景 O_3 贡献率最低,平均为 82.8%.与区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$季节变化规律不同,区域背景贡献在季节上呈现春季(88.0%)>夏季(85.7%)>秋季(85.6%)>冬季(83.9%)的特征.夏季虽然光化学反应强烈导致区域背景 $\rho(O_3\text{-}8h)$最高,但此时本地光化学生成贡献占比更大,使得区域背景的相对贡献反而降低;而春季光化学条件适中,区域传输的贡献相对凸显.在河南省发现 TCEQ 计算的区域背景 O_3 也在春季贡献最高[19].可能是春季风速较大,O_3 的区域传输更强烈,而冬季大气稳定,削弱了污染的传输.

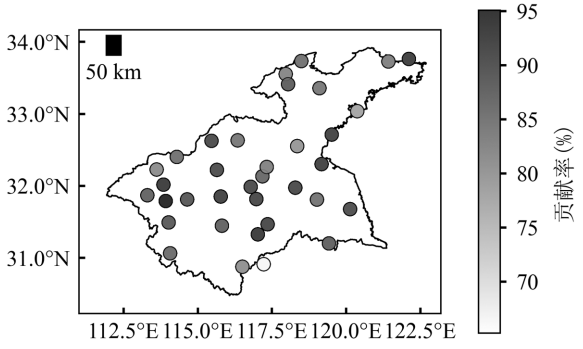


图 8 2014~2024 年淮河流域各城市区域背景 O_3 的贡献率

Fig.8 Contribution rates of regional background O_3 in cities of the Huaihe River Basin during 2014~2024

2.3 区域背景 O_3 影响因素

2.3.1 基于 SHAP 的区域背景 O_3 驱动因素 基于

XGBoost−SHAP 耦合模型,考察淮河流域区域背景 O_3 的影响因素及影响强度.考虑到 PCA 法进行的是随机取样和重复求平均,难以匹配对应站点气象数据.因此,以 TCEQ 法估算的 2014~2024 年各城市区域背景 O_3 浓度为响应变量,对应的气象因子为解释变量,建立 XGBoost 预测模型,采用网格搜索验证法进行超参数优化.当 nrounds、eta、max_depth、gamma、colsample_bytree、min_child_weight 和 subsample 分别为 100、0.1、9、0.2、0.8、3 和 0.8 时,模型达到较高性能,R^2 = 0.71,RMSE 为 18.1 μg/m^3.将 XGBoost 的结果传给 SHAP 模型,计算每个样本特征变量的 SHAP 值.

表 2　2014~2024 年淮河流域区域背景 O_3 影响因素及贡献

Table 2　Influencing factors and contributions of regional background O_3 in the Huai River Basin during 2014~2024

因子	|SHAP|平均值(μg/m^3)	贡献率(%)
ssrd	12.3	33.4
t2m	11.0	29.4
d2m	4.1	10.7
strd	3.7	10.4
tp	1.7	5.0
v10	1.6	4.6
sp	1.5	4.2
u10	0.8	2.3

表 2 展示了不同特征变量|SHAP|平均值及其贡献率.对淮河流域区域背景 O_3 影响较大的气象因子有 ssrd、t2m、d2m 和 strd,平均贡献率分别为 33.4%、29.4%、10.7%和 10.4%.在 SHAP 值分布特征上(图 9),ssrd 与区域背景 O_3 浓度呈显著正相关.ssrd 的增强促进了自然源 NO_x 和 VOCs反应生成 O_3,同时太阳辐射增强可能加强了湍流作用,导致 O_3 的跨界输送更加强烈;t2m 与区域背景 O_3 为非线性关系,临界值为 15℃.当 t2m>15℃,t2m 对区域背景 O_3 为正向影响.地表温度升高增强了化学反应速率,导致区域背景 O_3 生成加剧.同时地表温度升高也提高了大气不稳定性,强化了污染物的传输;d2m 反应了空气湿度水平,当 d2m<10℃时,与区域背景 O_3 浓度为正相关,表明 d2m 会促进区域背景 O_3.当 d2m>10℃,会显著抑制区域背景 O_3.可能在高湿条件下,水汽充足,云量较多,紫外辐射被削弱,不利于区域背景 O_3 的生成;strd>5kW/m^2 时,会抑制区域背景 O_3 浓度.可能是地表向下热辐射过强,近地面空气快速冷却形成辐射逆温层,抑制了空气对流;tp 对区域背景 O_3 的影响不明显,随着 tp 的增强,对区域背景 O_3 为正向影响;u10 和 v10 对淮河流域区域背景 O_3 的影响不显著,相比之下 v10 的影响更大,表明淮河流域更受南北方向 O_3 传输的影响.随着南风增强,区域背景 O_3 浓度升高.而随着西风增强,区域背景 O_3 浓度降低;总体上 sp 与区域背景 O_3 为负相关,地表气压升高会降低区域背景 O_3 浓度.

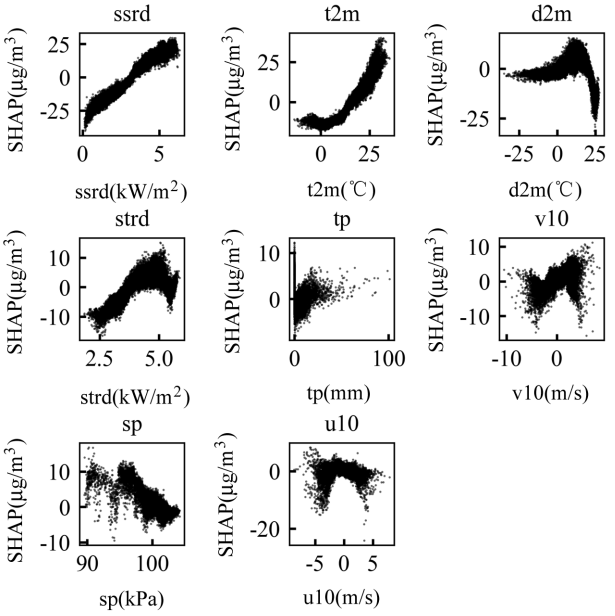


图 9　2014~2024 年淮河流域背景 O_3 影响因素 SHAP 特征分析

Fig.9　SHAP feature analysis of influencing factors on regional background O_3 in the Huaihe River Basin during 2014~2024

2.3.2　基于 SHAP 的各城市区域背景 O_3 驱动因素　利用 SHAP 算法量化了气象因子对淮河流域各城市区域背景 O_3 浓度的影响(图 10).可看出,虽然各因子贡献率存在城市差异,ssrd、t2m、d2m 和 strd 仍然是区域背景 O_3 变化的关键因子.ssrd 的贡献率为 31.0%~34.5%,ssrd 贡献率与城市所在经度呈中等正相关(r=0.46, P<0.01);t2m 贡献率的范围为 26.9%~31.5%,其中漯河最高、平顶山最低;对于 d2m 和 strd,各城市间变化不大,贡献率范围分别为 9.3%~11.7%和 8.7%~12.6%.strd 贡献率与城市纬度呈高度正相关(r=0.96,P<0.01),说明越往北城市区域背景 O_3 越受 strd 的影响;sp 的贡献率在城市间差异较大(2.6%~12.1%),在淄博、信阳、六安和平顶山的

贡献率均达 8%以上.综上,城市区域背景 O_3 浓度受当地气象条件的影响,因此进行 O_3 污染治理时需结合当地特点以精准防控.

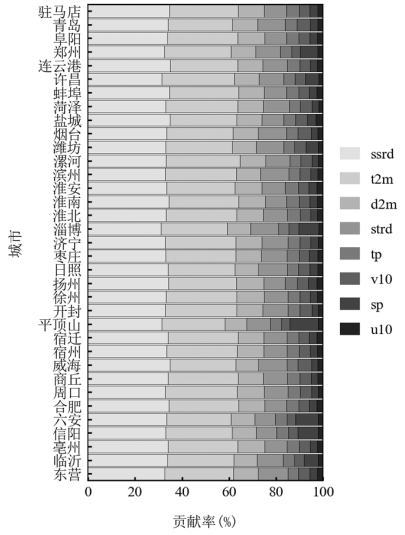


图 10 淮河流域各城市不同特征变量的|SHAP|值贡献率

Fig.10 Contribution rates of |SHAP| values for different feature variables across cities in the Huaihe River Basin

2.3.3 基于 SHAP 的各城市不同季节区域背景 O_3 驱动因素 图 11 展示了不同季节气象因子对淮河流域区域背景 O_3 浓度的影响.各气象因子贡献率有明显的季节变化.在春季,前 4 个影响因子贡献率依次为 ssrd(43.8%)、t2m(19.5%)、strd(10.0%)和 d2m(9.2%).春季气温逐渐回升,辐射增强加速光化学反应,促进区域背景 O_3 浓度,ssrd 成为主导因子;在夏季,t2m 成为主导因子(35.6%),随后依次为 ssrd(26.0%)、d2m(15.6%)和 strd(7.2%).刘静达等[46]的研究表明,O_3−8h 与 RH 呈非线性关系.本研究中,夏季 d2m 与其 SHAP 值呈高度负相关($r = -0.88$,$P < 0.01$).d2m 较低时,其 SHAP 值变化不大,随后显著降低.d2m 对区域背景 O_3 浓度为负贡献的概率为 63.8%,表明 d2m 升高抑制了夏季区域背景 O_3;秋季温度开始下降,但日照依然充足.区域背景 O_3 的主导因子与春季相同,但 ssrd 的贡献率降低到 33.5%,t2m 贡献率提高到 24.9%;冬季气温降低,区域背景 O_3 的影响因子发生变化,t2m 和 ssrd 成为主控因子,累计贡献率为 67.6%.strd 和 d2m 的影响分别为 13.7%和 8.0%.

2.3.4 基于 SHAP 的各城市不同污染等级下区域背景 O_3 驱动因素 为考察不同污染下区域背景 O_3 的影响因素,对 2014~2024 年每个城市的区域背景 O_3 浓度进行划分,即 0~25%、25%~50%、50%~75%和 75%~100%,分别标记为 Q1、Q2、Q3 和 Q4.利用 SHAP 算法量化气象因子对淮河流域各城市不同污染下区域背景 O_3 浓度的影响(图 12).

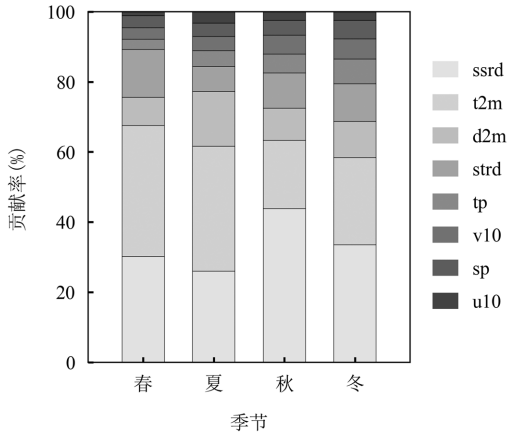


图 11 淮河流域不同特征变量的|SHAP|值贡献率季节变化

Fig.11 Seasonal variations of |SHAP| value contribution rates across different feature variables in the Huaihe River Basin

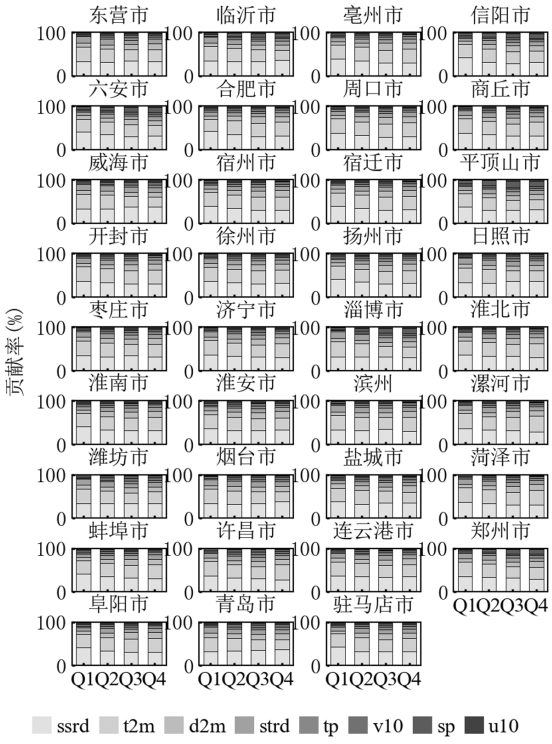


图 12 淮河流域各城市不同臭氧浓度下特征变量的|SHAP|值贡献率

Fig.12 Contribution rates of |SHAP| values for feature variables under different ozone concentrations in cities of the Huaihe River Basin

从整个区域看,随着 O_3 浓度由 Q1 等级升至 Q4,ssrd 的贡献率由 37.1%下降到 32.0%,t2m 由

32.3%下降到 29.0%,d2m 由 8.3%上升到 12.7%,strd 由 10.8%下降到 9.3%.淮河流域区域背景 O_3 的影响因素有区域分异特征.在绝大多数淮河流域内陆城市,随着 O_3 浓度的增加,ssrd 的贡献率逐渐降低、d2m 逐渐升高.而在部分沿海城市例如青岛、日照、威海和烟台等,随着 O_3 浓度的增加,ssrd 的贡献率增加、t2m 的贡献率下降.这种差异可能与海陆热力性质差异导致的局地环流和边界层过程有关.

3　结论

3.1　2014~2024 年淮河流域 $\rho(O_3\text{-}8h)$以 2.87μg/(m^3·a)的速度增长,浓度高值集中在淮河流域中西部区域.$\rho(O_3\text{-}8h)$月变化呈倒“V”型分布,在 6 月达到浓度峰值,在季节上为夏季>春季>秋季>冬季.

3.2　PCA 法和 TCEQ 法估算的淮河流域区域背景 O_3 具有高度相关性(R^2=0.89,P<0.01),但 PCA 法的结果比 TCEQ 略高(平均为 13.0μg/m^3),两种方法估算结果的差异在暖季显著低于冷季.

3.3　区域背景对淮河流域 2014~2024 年 O_3 的平均贡献率为 85.8%,对许昌和漯河的贡献率超过 90%,对 4 个区域核心城市郑州、合肥、青岛和徐州的贡献率为 71.1%~86.0%.区域背景 O_3 贡献率在 2014~2024 年平均升高 11.5%,其中郑州和合肥的增幅达 30%以上.区域传输的加剧是淮河流域地表 O_3 浓度升高的重要原因之一.

3.4　淮河流域区域背景 O_3 受多种气象因子的非线性影响,其中 ssrd、t2m、d2m 和 strd 为关键因子,平均贡献率分 别为 33.4%、29.4%、10.7%和 10.4%.总体上,高湿度、强地表向下热辐射、高气压、强西风和强北风抑制区域背景 O_3 浓度.区域背景 O_3 的主控气象因子有季节差异,春季和秋季为 ssrd,夏季为 t2m,冬季为 t2m 和 ssrd.气象因子影响也呈区域分异:内陆城市随区域背景 O_3 升高 ssrd 贡献降低,沿海城市则相反.

参考文献:

[1] Li K, Jacob D J, Shen L, et al. Increases in surface ozone pollution in China from 2013 to 2019: Anthropogenic and meteorological influences [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2020,20(19): 11423−11433.

[2] 安　聪,纪元元,储王辉,等.2017~2022 年环渤海地区代表性城市臭氧时空分布特征及气象条件的影响 [J]. 环境科学, 2024,45(8): 4398−4410.
An C, Ji Y Y, Chu W H, et al. Spatiotemporal distribution characteristics of ground−level−ozone and its relationship with meteorological conditions in a representative city in the Bohai rim from 2017 to 2022 [J]. Environmental Science, 2024,45(8):4398−4410.

[3] Liu H, Liu S, Xue B R, et al. Ground−level ozone pollution and its health impacts in China [J]. Atmospheric Environment, 2017,173:223−230.

[4] Qiu Y Q, Li X, Chai W X, et al. Insights into ozone pollution control in urban areas by decoupling meteorological factors based on machine learning [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2025,25(3):1749−1763.

[5] Wang F T, Zhang K, Xue J, et al. Understanding regional background ozone by multiple methods: A case study in the Shandong region, China, 2018~2020 [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2022,127(22),doi:10.1029/2022JD036809.

[6] Berlin S R, Langford A O, Estes M, et al. Magnitude, decadal changes, and impact of regional background ozone transported into the Greater Houston, Texas, Area [J]. Environmental Science & Technology, 2013,47(24):13985−13992.

[7] 吴　琳,薛丽坤,王文兴.基于观测的臭氧污染研究方法 [J]. 地球环境学报, 2017,8(6):479−491.
Wu L, Xue L K, Wang W X, et al. Review on the observation−based methods for ozone air pollution research [J]. Journal of Earth Environment, 2017,8(6):479–491.

[8] Skipper T N, Hu Y, Odman M T, et al. Estimating US background ozone using data fusion [J]. Environmental Science & Technology, 2021,55(8):4504−4512.

[9] Qu K, Yan Y, Wang X, et al. The effect of cross−regional transport on ozone and particulate matter pollution in China: A review of methodology and current knowledge [J]. Science of the Total Environment, 2024,947,doi:10.1016/j.scitotenv.2024.174196.

[10] Xue L K, Wang T, Louie P K K, et al. Increasing external effects negate local efforts to control ozone air pollution: A case study of Hong Kong and implications for other Chinese cities [J]. Environmental Science & Technology, 2014,48(18):10769−10775.

[11] 闫　慧,张　维,侯　墨,等.我国地级及以上城市臭氧污染来源及控制区划分 [J]. 环境科学, 2020,41(12):5215−5224.
Yan H, Zhang W, Hou M, et al. Sources and control area division of ozone pollution in cities at prefecture level and above in China [J]. Environmental Science, 2020,41(12):5215−5224.

[12] 黄　晴,黄银芝,张　珊,等.基于边界观测的长三角某工业区 O_3 来源特征 [J]. 环境科学, 2021,42(10):4621−4631.
Huang Q, Huang Y Z, Zhang S, et al. O_3 source characteristics of an industrial area in the Yangtze River Delta based on boundary observations [J]. Environmental Science, 2021,42(10):4621−4631.

[13] 李云凤,汤济霖,纪元元,等.近年北京市环境空气臭氧及其背景浓度的对比分析 [J]. 环境科学, 2025,46(3):1275−1284.
Li Y F, Tang J F, Ji Y Y, et al. Comparative analysis of ambient ozone and its background concentration in Beijing in recent years [J]. Environmental Science, 2025,46(3):1275−1284.

[14] 冀建树,俞　杰,许丹丹,等.2022 年暖季宁波市臭氧区域特征及其背景浓度估算 [J]. 中国环境监测, 2024,40(5):53−66.
Ji J S, Yu J, Xu D D, et al. Regional characteristics and background concentration estimation of ozone in Ningbo city during the warm season of 2022 [J]. Environmental Monitoring in China, 2024,40(5):53−66.

[15] 姚　青,马志强,郝天依,等.京津冀区域臭氧时空分布特征及其背景浓度估算 [J]. 中国环境科学, 2021,41(11):4999−5008.
Yao Q, Ma Z Q, Hao T Y, et al. Temporal and spatial distribution characteristics and background concentration estimation of ozone in Beijing−Tianjin−Hebei region [J]. China Environmental Science, 2021, 41(11):4999−5008.

[16] Langford A O, Senff C J, Banta R M, et al. Regional and local background ozone in Houston during Texas Air Quality Study 2006 [J]. Journal of Geophysical Research−Atmospheres, 2009,114,doi:10.1029/2008JD011687.

[17] Suciu L G, Griffin R J, Masiello C A. Regional background O_3 and NO_x in the Houston−Galveston−Brazoria (TX) region: a decadal−scale perspective [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2017,17(11): 6565−6581.

[18] 梁　昱,刘禹含,王红丽,等.基于主成分分析的上海春季近地面臭氧污染区域性特征研究 [J]. 环境科学学报, 2018,38(10):3807−3815.

Liang Y, Liu Y H, Wang H L, et al. Regional characteristics of ground-level ozone in Shanghai based on PCA analysis [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2018,38(10):3807-3815.

[19] 刘晓咏,颜 俊,刘 航,等.2019~2021 年河南省区域背景臭氧浓度估算 [J]. 环境科学, 2024,45(8):4411-4418.
Liu X Y, Yan J, Liu H, et al. Estimation of regional background ozone in Henan Province from 2019 to 2021 [J]. Environmental Science, 2024,45(8):4411-4418.

[20] Liu X Y, Gao H, Zhang X M, et al. Driving forces of meteorology and emission changes on surface ozone in the Huaihe River Basin, China [J]. Water Air and Soil Pollution, 2023,234(6),doi:10.1007/s11270-023-06345-1.

[21] 罗 乐,董张森,徐起翔,等.河南省区域背景 O_3 浓度特征与驱动因素素 [J]. 中国环境科学, 2025,45(7):3573-3581.
Luo L, Dong Z S, Xu Q X, et al. Characteristics and drivers of regional background ozone concentrations in Henan Province [J]. China Environmental Science, 2025,45(7):3573-3581.

[22] 牛继强,张一丹,刘晓咏.2015~2020 年信阳市臭氧污染特征及潜在源解析 [J]. 信阳师范大学学报(自然科学版), 2025,38(1):1-7.
Niu J Q, Zhang Y D, Liu X Y. Characteristics and potential source areas of ozone pollutionin Xinyangfrom 2015 to 2020 [J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2025,38(1):1-7.

[23] 王超龙,薛 莲,张宜升,等.基于可解释性机器学习的滨海城市臭氧驱动因素 [J]. 环境科学, 2025,46(5):2642-2653.
Wang C L, Xue L, Zhang Y S, et al. Urban ozone driving factors based on explainable machine learning [J]. Environmental Science, 2025, 46(5):2642-2653.

[24] Xue T, Zheng Y, Geng G, et al. Estimating spatiotemporal variation in ambient ozone exposure during 2013~2017 using a data-fusion model [J]. Environmental Science & Technology, 2020,54(23):14877-14888.

[25] Xiao Q, Geng G, Xue T, et al. Tracking $PM_{2.5}$ and O_3 pollution and the related health burden in China 2013~2020 [J]. Environmental Science & Technology, 2021,56(11):6922-6932.

[26] Nielson-Gammon J, Tobin J, Mcneel A, et al. A conceptual model for eight-hour ozone exceedances in Houston, Texas Part I: background ozone levels in Eastern Texas [M]. College Station: Texas A&M University, 2005,79.

[27] Bui T H, Luong N D, Trung B Q, et al. Characteristics of water-soluble inorganic ions and carbonaceous compounds in $PM_{2.5}$ in the urban area of Hanoi, Vietnam [J]. Environmental Earth Sciences, 2025, 84(2),doi:10.1007/s12665-024-12077-0.

[28] Horník S, Pokorná P, Vodicka P, et al. Positive matrix factorization of seasonally resolved organic aerosol at three different central European background sites based on nuclear magnetic resonance Aerosolomics data [J]. Science of the Total Environment, 2024,916,doi:10.1016/j.scitotenv.2024.170303.

[29] Liao J W, Goodrich J, Walker D I, et al. Metabolic pathways altered by air pollutant exposure in association with lipid profiles in young adults [J]. Environmental Pollution, 2023,327,doi:10.1016/j.envpol.2023.121522.

[30] 万雨勤,仝纪龙,刘永乐,等.基于 XGBoost 算法量化气象要素对兰州市主城区夏季臭氧浓度的影响 [J]. 环境科学, 2025,doi:10.13227/j.hjkx.202412038.
Wan Y Q, Tong J L, Liu Y L, et al. Quantifying the influence of meteorological factors on summer ozone concentration in the main urban area of Lanzhou city based on the XGBoost algorithm [J]. Environmental Science, 2025,doi:10.13227/j.hjkx.202412038.

[31] 周恒左,廖 鹏,杨 宏,等.数值模式及机器学习对兰州市近地面臭氧模拟适用性 [J]. 中国环境科学, 2024,44(1):15-27.
Zhou H Z, Liao P, Yang H, et al. The applicability of numerical model and machine learning for near-surface ozone simulation in Lanzhou City [J]. China Environmental Science, 2024,44(1):15-27.

[32] 赵 楠,卢毅敏.基于 XGBoost 算法的近地面臭氧浓度遥感估算 [J]. 环境科学学报, 2022,42(5):95-108.
Zhao N, Lu Y M. Remote-sensing estimation of near-surface ozone concentration based on XGBoost [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2022,42(5):95-108.

[33] Yang Y L, Shi M C, Liu B J, et al. Contribution of ecological restoration projects to long-term changes in $PM_{2.5}$ [J]. Ecological Indicators, 2024,159,doi:10.1016/j.ecolind.2024.111630.

[34] Liu F F, Liu Y, Li X J, et al. The analysis of ozone pollution in urban agglomerations of the Sichuan basin based on the scale decomposition-synthesis method [J]. Environmental Research, 2025, 271,doi:10.1016/j.envres.2025.121121.

[35] Yin H, Lu X, Sun Y W, et al. Unprecedented decline in summertime surface ozone over eastern China in 2020 comparably attributable to anthropogenic emission reductions and meteorology [J]. Environmental Research Letters, 2021,16(12),doi:10.1088/1748-9326/ac3e22.

[36] 周 红,王 鸣,柴文轩,等.基于随机森林的北京城区臭氧敏感性分析 [J]. 环境科学, 2024,45(5):2497-2506.
Zhou H, Wang M, Chai W X, et al. Ozone sensitivity analysis in urban Beijing based on random forest [J]. Environmental Science, 2024,45(5):2497-2506.

[37] Zhao C X, Lin Z J, Yang L F, et al. A study on the impact of meteorological and emission factors on $PM_{2.5}$ concentrations based on machine learning [J]. Journal of Environmental Management, 2025,376,doi:10.1016/j.jenvman.2025.124347.

[38] Lyu Y, Xu H N, Wu H N, et al. Spatiotemporal variations of $PM_{2.5}$ and ozone in urban agglomerations of China and meteorological drivers for ozone using explainable machine learning [J]. Environmental Pollution, 2025,365,doi:10.1016/j.envpol.2024.125380.

[39] 胡艳楠,李文星,张 智,等.2013~2020 年京津冀地区臭氧浓度变化及其与气象因子关系分析 [J]. 气象与环境学报, 2024,40(4):90-99.
Hu Y N, Li W X, Zhang Z, et al. Analysis of ozone concentration variations and their relationships with meteorological factors in the Beijing-Tianjin-Hebei region from 2013 to 2020 [J]. Journal of Meteorology and Environment, 2024,40(4):90-99.

[40] Yao T E, Ye H X, Wang Y Q, et al. Kolmogorov-Zurbenko filter coupled with machine learning to reveal multiple drivers of surface ozone pollution in China from 2015 to 2022 [J]. Science of the Total Environment, 2024,949,doi:10.1016/j.scitotenv.2024.175093.

[41] Yin C Q, Solmon F, Deng X J, et al. Geographical distribution of ozone seasonality over China [J]. Science of the Total Environment, 2019,689:625-633,doi:10.1016/j.scitotenv.2019.06.460.

[42] Ma Z Q, Xu J, Quan W J, et al. Significant increase of surface ozone at a rural site, north of eastern China [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016,16(6):3969-3977.

[43] Lee H M, Park R J. Factors determining the seasonal variation of ozone air quality in South Korea: Regional background versus domestic emission contributions [J]. Environmental Pollution, 2022, 308,doi:10.1016/j.envpol.2022.119645.

[44] Lappalainen H K, Sevanto S, Back J, et al. Day-time concentrations of biogenic volatile organic compounds in a boreal forest canopy and their relation to environmental and biological factors [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2009,9(15):5447-5459.

[45] Su F C, Xu Q X, Yin S S, et al. Contributions of local emissions and regional background to summertime ozone in central China [J]. Journal of Environmental Management, 2023,338,doi:10.1016/j.jenvman.2023.117778.

[46] 刘静达,何 超,赵舒曼,等.七大区域不同温湿条件下臭氧浓度变化 [J]. 环境科学, 2023,44(10):5392-5399.
Liu J D, He C, Zhao S M, et al. Variation of ozone concentration in seven regions under different temperature and humidity conditions [J]. Environmental Science, 2023,44(10):5392-5399.

作者简介： 刘晓咏(1992-),男,河南信阳人,副教授,博士,主要从事区域大气污染控制研究.发表论文 20 余篇.xyliu_liuxy@163.com.