暴雨灾害
Torrential Rain and Disasters
中国科技核心期刊
中国科技论文统计源期刊

武汉和宜昌$PM_{2.5}$和O_3复合污染气象特征分析及其浓度预测模型研究

马德栗 鞠英芹 史瑞琴 湛甜

Study on the characteristics of $PM_{2.5}$ and O_3 compound air pollution and concentration prediction model in Wuhan and Yichang

MA Deli，JU Yingqin，SHI Ruiqin，ZHAN Tian

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12406/byzh.2024-165

您可能感兴趣的其他文章 Articles you may be interested in

深度学习模型对武汉地区雷达回波临近预报的检验评估

Examination and evaluation of deep learning models for radar echo nowcasting in Wuhan area

暴雨灾害. 2022, 41(4): 458-466 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2022.04.010

四川盆地降水对$PM_{2.5}$和PM_{10}的清除作用分析

Scavenging effect analysis of precipitation on $PM_{2.5}$ and PM_{10} in Sichuan Basin

暴雨灾害. 2024, 43(5): 607-616 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-146

深度学习方法在强降水临近预报技术中的应用及其改进思考

Thoughts on application and improvement of deep learning in severe precipitation nowcasting technology

暴雨灾害. 2022, 41(5): 506-514 https://doi.org/10.12406/byzh.2022-079

2016—2021年长江流域$PM_{2.5}$变化特征及主要影响因素分析

Analysis of $PM_{2.5}$ variation characteristics and main influencing factors in the Yangtze River Basin from 2016 to 2021

暴雨灾害. 2024, 43(3): 342-351 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-192

漯河一次持续性重污染过程成因及传输特征分析

Analysis of causes and transport characteristic of a continuous heavy pollution weather event in Luohe

暴雨灾害. 2020, 39(3): 259-268 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2020.03.006

北太平洋异常高压对京津冀地区$PM_{2.5}$污染影响分析

Impact of anomalous high pressure over the North Pacific on $PM_{2.5}$pollution in Beijing-Tianjin-Hebei Region

暴雨灾害. 2021, 40(6): 608-616 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.06.005

关注微信公众号，获得更多资讯信息

马德栗,鞠英芹,史瑞琴,等.2025.武汉和宜昌 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染气象特征分析及其浓度预测模型研究[J].暴雨灾害,44(3):410−420. MA Deli, JU Yingqin, SHI Ruiqin, et al. 2025. Study on the characteristics of $PM_{2.5}$ and O_3 compound air pollution and concentration prediction model in Wuhan and Yichang [J]. Torrential Rain and Disasters,44(3):410−420 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2024−165

武汉和宜昌 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染气象特征分析及其浓度预测模型研究

马德栗[1], 鞠英芹[2], 史瑞琴[1], 湛甜[1]

(1. 湖北省气候中心, 武汉 430074; 2. 湖北省气象工程技术中心, 武汉 430074)

摘　要: $PM_{2.5}$ 和 O_3 是影响我国城市和区域空气质量的主要因子, 探究其污染特征并对其浓度进行预测是预防大气复合污染的基础工作。首先, 利用 2015—2023 年长江中游宜昌和武汉两个主要城市国控站 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度监测数据, 分析 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染特征; 然后, 利用机器学习模型可解释工具 (Shapely Additive Explanation, SHAP), 揭示气温、相对湿度、降水量、日照、风速等气象因子对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度的影响及贡献; 再构建基于融合门控循环单元 (GRU) 等 9 种深度学习方法的 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测模型, 并进行效果检验。结果表明: (1) 2015—2023 年长江中游宜昌和武汉 O_3 浓度每年平均依次升高 3.89 $\mu g \cdot m^{-3}$ 和 2.73 $\mu g \cdot m^{-3}$, 夏、秋季升高更明显; $PM_{2.5}$ 浓度则呈显著下降趋势, 趋势率分别为−3.59 $\mu g \cdot m^{-3} \cdot a^{-1}$ 和−3.36 $\mu g \cdot m^{-3} \cdot a^{-1}$, 冬、春季下降更显著, 表明近年来 $PM_{2.5}$ 污染治理起到显著成效。(2) $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度月际间分别呈“U”和“M”型分布, 两者呈弱的负相关关系。2015—2023 年宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度“双高”天数分别为 60 d 和 39 d, 主要集中在 2—5 月和 10—12 月之间, 且呈年下降趋势 (2023 年略有升高)。(3) 对比分析 9 种深度学习预测模型表明, 门控循环单元 (GRU)、双向门控循环单元 (BIGRU)、基于注意力机制门控循环单元 (Attention-GRU) 及基于注意力机制双向门控循环单元 (Attention-BiGRU) 共 4 种模型在宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测中效果较好, 其中 GRU 运行时间最短, 可有效提高 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测和服务的及时性。(4) 构建的基于融合深度学习回归预测模型与 GRU 相比, 宜昌和武汉 O_3 浓度预测均方根误差 RMSE 分别减小 5% 和 8%, $PM_{2.5}$ 浓度预测 RMSE 分别减小 20% 和 16%。该模型对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染日预测 T_s 评分宜昌为 60.00%, 武汉为 69.23%, 可为长江中游宜昌和武汉两城市受气象条件影响的大气 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测及复合污染防治提供科学依据。

关键词: 深度学习; 气象特征; 复合污染; 预测模型

中图法分类号: P401　　**文献标志码**: A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2024−165

Study on the characteristics of $PM_{2.5}$ and O_3 compound air pollution and concentration prediction model in Wuhan and Yichang

MA Deli[1], JU Yingqin[2], SHI Ruiqin[1], ZHAN Tian[1]

(1. *Hubei Province Climate Center*, *Wuhan* 430074; 2. *Hubei Provincial Meteorological Engineering Center*, *Wuhan* 430074)

Abstract: $PM_{2.5}$ and O_3 were the main factors affecting urban and regional air quality in China. Exploring their pollution characteristics and predicting their concentrations are the basic work for the prevention and control of composite atmospheric pollution. The $PM_{2.5}$ and O_3 compound air pollution characteristics were analyzed using the concentration data of $PM_{2.5}$ and O_3 in Yichang and Wuhan from 2015 to 2023, which are two major cities in the middle reaches of the Yangtze River. The machine learning model explainable tool SHAP (shapely additive explanation) was used to reveal the contribution of meteorological factors such as temperature, humidity, precipitation, sunshine, wind speed, and other meteorological factors to the influence of $PM_{2.5}$ and O_3 concentrations. Based on nine deep learning methods including GRU (gated recurrent unit), a regression prediction model was constructed for $PM_{2.5}$ and O_3 concentrations, and their

收稿日期: 2024−09−04; **定稿日期**: 2024−10−12

资助项目: 中华人民共和国水利部三峡气候局地监测项目 (SK2021031); 中国长江三峡集团有限公司项目 (NO0704182); 武汉市气象科技联合项目 (2023020201010581)

第一作者: 马德栗, 主要从事气象灾害风险评估及环境气象服务研究。E-mail: 506556793@qq.com

通信作者: 鞠英芹, 主要从事气候监测评估和农业气象研究。E-mail: 407065070@qq.com

© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY−NC−ND 4.0

performance was evaluated. The results are as follows. (1) From 2015 to 2023, the O_3 concentrations in Yichang and Wuhan increased annually by 3.89 μg.m^{-3} and 2.73 μg.m^{-3} on average, with a more evident increase in summer and autumn. However, the $PM_{2.5}$ concentrations showed a significant decrease trend, with the trend rates of -3.59 μg.m^{-3}.a^{-1} and -3.36 μg.m^{-3}.a^{-1}, respectively. The decrease was more notable in winter and spring, indicating the significant effectiveness of pollution control in recent years. (2) The monthly changes of $PM_{2.5}$ and O_3 concentrations showed "U" and "M" features, with a weak negative correlation between $PM_{2.5}$ and O_3. From 2015 to 2023, the compound air pollution days with high concentrations of both $PM_{2.5}$ and O_3 in Yichang and Wuhan were 60 and 39 days, respectively, which mainly concentrated in February to May and October to December. An annually decreasing trend was found, except for a slight increase in 2023. (3) Comparative analysis of a total of nine deep learning prediction models showed that four models, including GRU (gated recurrent unit), BIGRU (bidirectional gated recurrent units), Attention-GRU (attention gated recurrent unit), and Attention-BiGRU (attention bidirectional gated recurrent units), performed better in predicting $PM_{2.5}$ and O_3 concentrations in Yichang and Wuhan. Particularly, the GRU model had the shortest running time, which could effectively improve PM2.5 and O_3 concentration prediction performance and services. (4) Compared with GRU, the root mean square error for O_3 concentration prediction of the regression prediction model was reduced by 5% and 8% in Yichang and Wuhan, with $PM_{2.5}$ concentration prediction reduced by 20% and 16%, respectively. Ts scores for daily predictions of $PM_{2.5}$ and O_3 were 60.00% in Yichang and 69.23% in Wuhan. The regression prediction model can provide a scientific basis for the prediction of $PM_{2.5}$ and O_3 concentration and the control of compound pollution in Yichang and Wuhan cities which were affected by meteorological conditions.

Key words: deep learning; meteorological characteristics; compound pollution; prediction model

引　言

随着经济和城市的迅速发展, 我国很多地区出现 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度超标污染, 对区域气候变化 (黄顺祥等, 2018)、环境和人体健康 (夏云飞等, 2020; 石运昊等, 2024) 造成不利影响。$PM_{2.5}$ 是空气动力学当量直径小于 2.5 μm 的固态和液态颗粒物, 由一次气溶胶和二次气溶胶组成。近地层 O_3 是一种具有氧化性的二次污染物, 主要由氮氧化物和挥发性有机化合物在阳光照射下发生光化学反应产生。为控制 $PM_{2.5}$ 等颗粒物污染, 我国先后实施《大气污染防治行动计划》和《打赢蓝天保卫战三年行动计划》, 空气质量大幅改善, 以 $PM_{2.5}$ 为首要污染物的超标天数持续降低, 重污染的天数也明显减少, 但 O_3 在全国 (宋世鹏等, 2023) 及京津冀 (宋小涵等, 2023; 王晓红等, 2024)、长三角 (丁嘉豪等, 2024)、珠三角 (尉晴晴等, 2024) 等区域呈现快速上升和蔓延态势, 并在某些时段形成 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度"双高"的复合污染现象 (花丛等, 2022)。

大气中 $PM_{2.5}$ 和 O_3 能够相互影响, 但相互作用关系十分复杂 (王定定等, 2019)。气象条件在大气污染物的形成、积累、传输、清除等过程中均起着重要作用, 气温、相对湿度、平均风速、边界层高度、降水量等是影响 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度的重要因子 (张小曳等, 2020; 何锁等, 2023)。研究表明, 北方城市 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度之间存在同向协同或反向抑制的变化规律 (牛笑笑等, 2022; 裘彦挺等, 2022)。长三角地区 $PM_{2.5}$ 和 O_3 之间为正相关关系, 日复合污染多发生在高温、高湿和低风速的天气, 湖北省 $PM_{2.5}$ 和 O_3 的相关性在夏季主要以正相关为主, 冬季则以负相关为主 (陈楠等, 2022)。前体物高浓度排放叠加高湿静稳的天气状况等不利扩散的气象条件, 更易引发 $PM_{2.5}$ 和 O_3 的复合污染 (罗菊英等, 2020)。近些年随着计算机算力的大幅提高, 机器学习、深度学习等方法日益发展, 支持向量机 (苏筱倩等, 2019)、神经网络 (朱珈莹等, 2023; 孙磊等, 2024)、随机森林 (常恬君等, 2019; 卢维肖等, 2024)、多层感知机 (董红召等, 2023) 等算法已应用于大气污染物浓度预报研究。孙磊等 (2024) 通过构建时空协同的卷积记忆网络开展珠海市多站点逐小时 O_3 质量浓度预报; 潘梦瑶等 (2024) 将梯度提升学习模型应用于 O_3 浓度预测, 提升了日浓度的预测精度; 王凯等 (2024) 利用图卷积神经网络 (GCN) 及长短期记忆神经网络 (LSTM) 分别捕捉 O_3 浓度空间和时间变化特征, 构建基于时空关联的 O_3 小时浓度复合预测模型 GCN-LSTM, 并认为 48—72 h 预测准确度 GCN-LSTM 优于单一机器学习模型。董红召等 (2024) 提出一种融合类 Stacking 算法的 O_3 浓度预测方法, 可有效提升预测准确率。张雯等 (2024) 基于郑州、太原、成都 2022—2023 年秋冬季大气污染和气象数据, 建立了 $PM_{2.5}$ 和 $PM_{2.5}/PM_{10}$ 的 MLP 神经网络预测模型且预测精度较高。

湖北省地处长江中游, 境内有宜昌等旅游名城和人口过千万的特大型城市武汉, 两地均位于长江中游干流, 功能定位不同, 城市功能不尽相同。宜昌位于鄂西生态文化旅游圈, 力争建设长江经济带绿色发展示范城市, 武汉则作为湖北省省会城市, 锚定建设国家中心城市和长江经济带核心城市。与其他

省份相比，湖北省空气质量总体处于中等偏下水平(陈楠等，2022)，并位于华北重污染区和华南轻污染区过渡地带。随着湖北省大气污染防治行动逐步开展，空气质量的时空分布特征也随之改变，$PM_{2.5}$ 等颗粒物浓度下降，颗粒物污染显著改善 (成勤等，2024)，但近年来随着全球气候变暖加剧，高温日数增多，夏季 O_3 超标污染问题日益突出 (陈楠等，2022)。本文以长江中游宜昌和武汉两个典型城市为例，使用 2015—2023 年 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度监测数据，分析 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度的变化及其复合污染特征，建立基于深度学习的 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度回归预测模型，并检验预测效果，以期为污染防治提供技术支撑。

1 资料与方法

1.1 资料说明

本文使用的资料包括：(1) 来源于湖北省气象信息与技术保障中心的 2015 年 1 月 31 日—2023 年 12 月 31 日逐日气温、降水量、相对湿度、风速、日照时数等要素资料，该资料经过严格的质控与检验。(2) 污染物浓度资料：宜昌和武汉同期 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度监测数据，时间分辨率为 1 h，来源于湖北省生态环境监测总站。

根据《环境空气质量标准》(GB3095-2012) 和《环境空气质量指数 (AQI) 技术规定 (试行)》(HJ633-2012) 给出的方法，对宜昌和武汉同期 $PM_{2.5}$ 和 O_3 小时浓度监测数据进行预处理，形成研究所需的日、月、季、年数据集。对有关术语及数据预处理方法说明如下。

(1) O_3 日最大 8 h 平均浓度 (MDA8)：一个自然日 (00:00—24:00，下同) 内最大的连续 8 h 平均浓度的算术平均值。O_3 日浓度评价指标使用日最大 8 h 平均浓度。

(2) 日平均浓度：一个自然日 24 h 平均浓度的算术平均值。$PM_{2.5}$ 日浓度评价指标使用日平均浓度。

(3) 月平均浓度：一个日历月内各日平均浓度的算术平均值。

(4) 季平均浓度：一个日历季内各日平均浓度的算术平均值。四季划分按春季 3—5 月、夏季 6—8 月、秋季 9—11 月及冬季 12 月—次年 2 月。

(5) 年平均浓度：一个日历年内各日平均浓度的算术平均值。

O_3 日最大 8 h 平均浓度(MDA8)的一级指标为 100 μg.m^{-3}，二级为 160 μg.m^{-3}，超过一级指标为 O_3 日污染物浓度超标，$PM_{2.5}$ 的日平均浓度≥75 μg.m^{-3} 为 $PM_{2.5}$ 日污染物浓度超标。

1.2 研究方法

1.2.1 SHAP(Shapley Additive Explanation)解释模型

在环境科学和大气污染研究中，SHAP 被用来分析和解释 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度变化的驱动因素 (董佳奇等，2024；王超龙等，2024)。通过应用 SHAP，可以识别不同气象条件在模型预测中作用。对于 M 个特征 n 个样本的数据集 D，其中的单个样本表示为 $x=(x_1,x_2,\cdots x_m)$，则在该数据集上训练的原始模型为 $f(x)$，对原始模型事后解释的模型为 $g(x)$ 与原始模型 $f(x)$ 关系为

$$g(x)=\varphi_0+\sum_{i=1}^{M}\varphi_i x_i=f(x) \tag{1}$$

式中，φ_0 为全体样本预测值的均值；φ_i 为样本 x 第 i 个特征 SHAP 值，表征本次样本预测中，该特征对最终结果的贡献可正可负。

1.2.2 基于深度学习的 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度回归预测方法

通过筛选建立宜昌和武汉包括气象因子、$PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度数据集。利用 9 种深度学习方法，对数据集进行建模训练，并检验其预报效果。以 9 种深度学习方法预报集合为基础，进行多阶多项式回归，构建基于融合深度学习的回归预测模型 (以下简称 Reg，下同)，分析其与深度学习方法的优劣。预测 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度，并对复合污染进行标记，评估其预测效果，流程见图 1。

1.2.3 检验指标

T_P 表示预报发生且实况发生的日数 (命中)；F_N 预报未发生而实况发生的日数 (漏报)；F_P 表示预

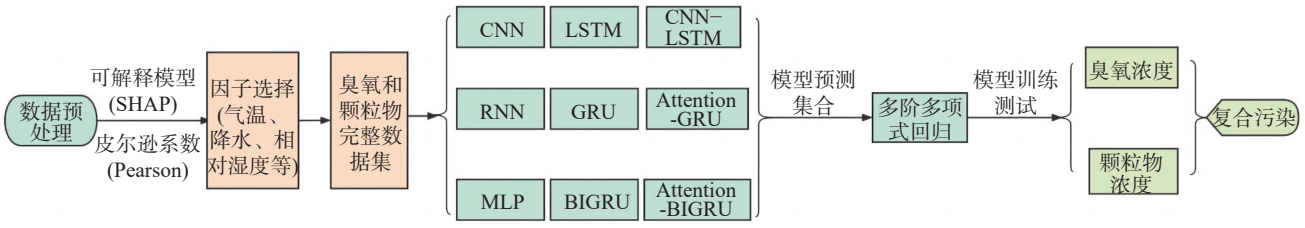


图 1 基于融合深度学习的回归预测模型流程

Fig. 1 Process of regression prediction model based on deep learning

报发生而实况未发生的日数 (空报); T_N 表示预报不发生实况未发生的日数, 其计算公式如下

$$P_c = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \tag{2}$$

$$T_s = \frac{T_P}{T_P + F_P + F_N} \tag{3}$$

$$P_{FA} = \frac{F_P}{T_P + F_P} \tag{4}$$

$$P_O = \frac{F_N}{T_P + F_N} \tag{5}$$

其中, P_c 表示预测准确率, T_s 表示超标日数预测准确率, P_{FA} 表示空报率, P_O 表示漏报率。

2 结果与分析

2.1 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度变化特征

2015—2023 年宜昌和武汉 O_3 年平均浓度上升趋势率分别为 3.89 μg·m^{-3}·a^{-1} 和 2.73 μg·m^{-3}·a^{-1}, 通过了 α=0.05 显著性检验, 最大值分别为 98.40 μg·m^{-3} (2022 年) 和 102.44 g.m^{-3} (2023 年)。2015—2017 年宜昌和武汉 O_3 月均浓度最大值集中分布在 8—10 月, 2019 年 7—9 月是 2015—2023 年 O_3 浓度最高、持续时间最长的时期。除此之外, 武汉在 2022 年 8—9 月和 2023 年 7—8 月还存在两段 O_3 浓度集中高值时段。2020—2021 年受疫情影响两地 O_3 污染情况好转, 但与 2016—2017 年相比较, O_3 高值出现时间有所提前 (图 2)。

宜昌和武汉 O_3 月浓度呈“M”型分布, 8 月最高, 6 月次高。由于夏季高温和长时间日照等因素影响, 光化学反应速率较高, 同时夏季大气湍流强, 垂直输送过程明显, 导致 O_3 浓度处于峰值。6—7 月处于梅雨期, 频繁的降水过程会影响日照和气温, 进而导致 O_3 浓度略偏低 (岳岩裕等, 2021)。

武汉四季 O_3 浓度呈现明显的上升趋势, 且浓度大于宜昌, 但宜昌 O_3 上升趋势大于武汉。宜昌夏季 O_3 浓度每年上升 4.32 μg·m^{-3}, 最高值出现在 2019 年, 为 128.56 μg·m^{-3}, 其次为春、秋两季, 最高值均出现在 2022 年, O_3 浓度增高主要夏秋两季浓度升高引起。武汉 O_3 浓度秋季上升趋势最高, 达到 3.83 μg·m^{-3}·a^{-1}, 高于其他季节, 并在 2022 年达到最高, 为 113.09 μg·m^{-3}。马静等 (2022) 认为 2019 年武汉第七届世界军人运动会后, 受 O_3 前体物挥发性有机物 (VOCs) 持续排放影响, 导致武汉 O_3 浓度升高。

宜昌和武汉年平均 $PM_{2.5}$ 浓度显著下降, 趋势率分别为−3.50 μg·m^{-3}·a^{-1} 和−3.30 μg·m^{-3}·a^{-1}, 通过了 α=0.05 显著性检验。2015—2019 年冬春季颗粒污染物严重, 受新冠疫情影响, 2020 年宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 污染全面好转 (Yuan et al., 2020; Zheng et al., 2021), 特别是武汉全年 $PM_{2.5}$ 浓度均处于较低水平 (图 3)。逯世泽等 (2021) 研究结果显示, 2020 年第一季度全国 337 个城市的 $PM_{2.5}$ 浓度较 2019 年下降 15.6%, 较同期明显降低。

2015—2023 年宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 月平均浓度呈“U”型变化特征, 其中 7 月最低、12 月最高。12 月、1—3 月宜昌 $PM_{2.5}$ 月平均浓度高于武汉, 特别是 1 月宜昌平均浓度 114.25 μg·m^{-3}, 高于武汉 15.06 μg·m^{-3}。宜昌和武汉四季 $PM_{2.5}$ 浓度均呈现显著下降趋势, 通过了 α=0.05 显著性检验, 其中冬季下降趋势更为明显, 两地下降趋势相同, 均为−5.38 μg·m^{-3}·a^{-1}。2023 年宜昌和武汉颗粒污染物浓度较 2015 年分别下降 39% 和 48%, 颗粒物污染持续改善, 但仍需加强对冬季颗粒物的管控。

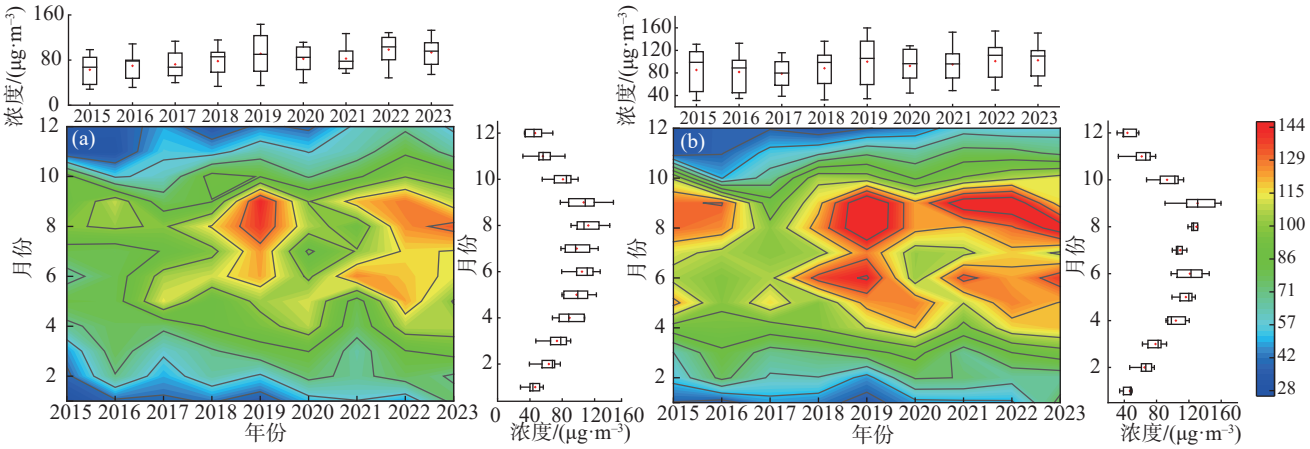


图 2 2015—2023 年宜昌 (a) 和武汉 (b) O_3 浓度 (单位: μg·m^{-3}) 的年–月变化热力图以及年、月平均变化箱型图

Fig. 2 Annual-monthly variation heatmap, annual average variation and monthly average variation box plot of O_3 concentration (unit: μg·m^{-3}) at (a) Yichang and (b) Wuhan from 2015 to 2023

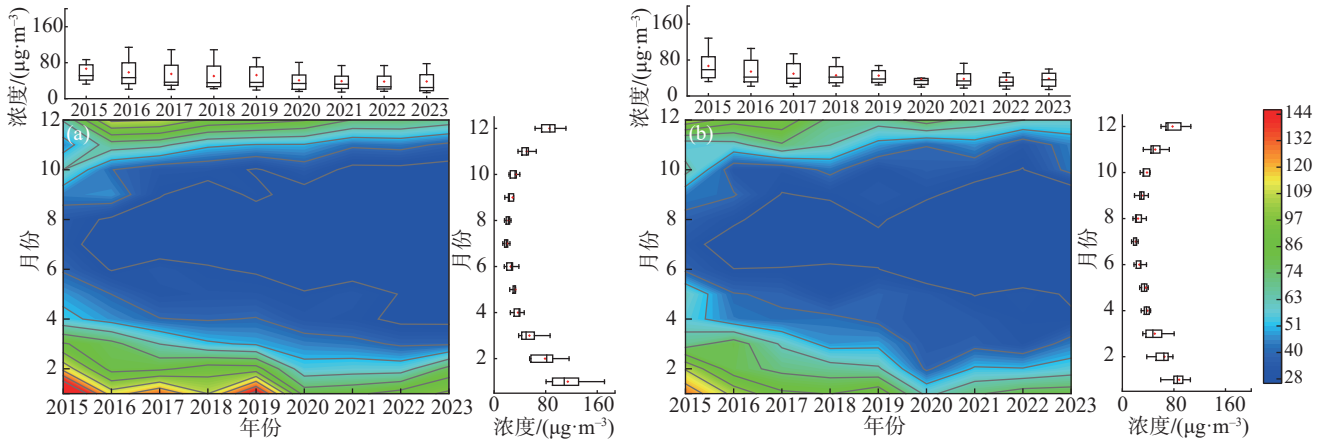


图 3 同图 2, 但为 $PM_{2.5}$ 浓度 (单位: μg·m^{-3}) 图

Fig. 3 Same as fig. 2, but for $PM_{2.5}$ concentration (unit: μg·m^{-3})

2.2 “双高”复合污染特征

“双高”日是指在该日同时出现 $PM_{2.5}$ 和 O_3 超标的情况, 图 4 统计了宜昌和武汉各月份出现“双高”天数。宜昌双高天数共 39 d, 集中在 2—4 月和 10—12 月, “双高”天数从 2015、2016 年的 8—9 d 左右下降至 2021 年的 1—2 d (图 4a)。武汉市“双高”天数共 60 d, 远高于宜昌, 主要集中于 2—5 月和 10—12 月, 呈下降趋势, 2023 年两地均有反弹。这与广州 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染“双高”特征相似, 2019 年以后“双高”日数大幅减少 (刘南希等, 2023)。

2.3 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度与气象要素的关系

O_3 与气温、相对湿度、日照时数、风速、太阳辐射、气压等气象要素关系密切, 气温升高将促进 O_3 生成的光化学过程, 但气温过高将降低活性, 抑制光化学过程 (麦建华等, 2022; 黄俊等, 2023)。陈楠等 (2022) 发现水汽不仅可以影响光化学反应强度, 也可以在一定条件下通过反应消耗 O_3, 同时较高的相对湿度有利于湿沉降, 不利于近地面 O_3 浓度累积。本文所研究的宜昌位于三峡库区, 武汉为“百湖之市”, 河湖密布, 同时两市均位于长江中游干流区, 雨热同季、水汽充足, 故主要分析气温和相对湿度与 O_3 浓度的关系。

分析宜昌和武汉 O_3 日浓度与平均温度和相对湿度的散点关系 (图 5) 发现, 宜昌日平均气温在 25℃~30℃ 之间, 并且相对湿度在 50%~80% 之间时极易出现 O_3 超标, 武汉日平均气温在 20℃~32℃ 之间, 并且相对湿度在 55%~85% 之间时集中出现 O_3 浓度超标, 这与刘南希等 (2023) 认为高温高湿气象条件下广州易出现 O_3 浓度超标相吻合。

宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 日浓度与日平均气温和相对湿度之间没有较为明显的关系 (图 6)。$PM_{2.5}$ 浓度超标主要集中日平均温度低于 15℃, 相对湿度超过 50%, 这些特点反映了同处与长江中游的宜昌和武汉冬春季节温度偏低, 相对湿度较高, 促进颗粒物吸湿增长, 导致近地面 $PM_{2.5}$ 浓度增长, 特别是处于三峡库区的宜昌, 库区大面积的水体具有增温增湿的效应, 导致冬季宜昌 $PM_{2.5}$ 浓度高于武汉。

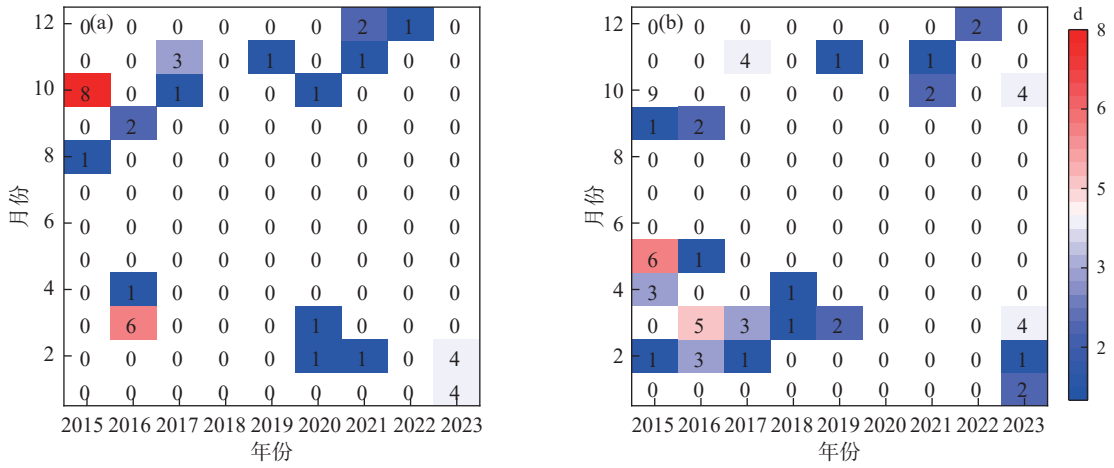


图 4 2015—2023 年宜昌 (a) 和武汉 (b) 复合污染天数逐月变化

Fig. 4 Monthly variation of compound pollution days at (a) Yichang and (b) Wuhan from 2015 to 2023

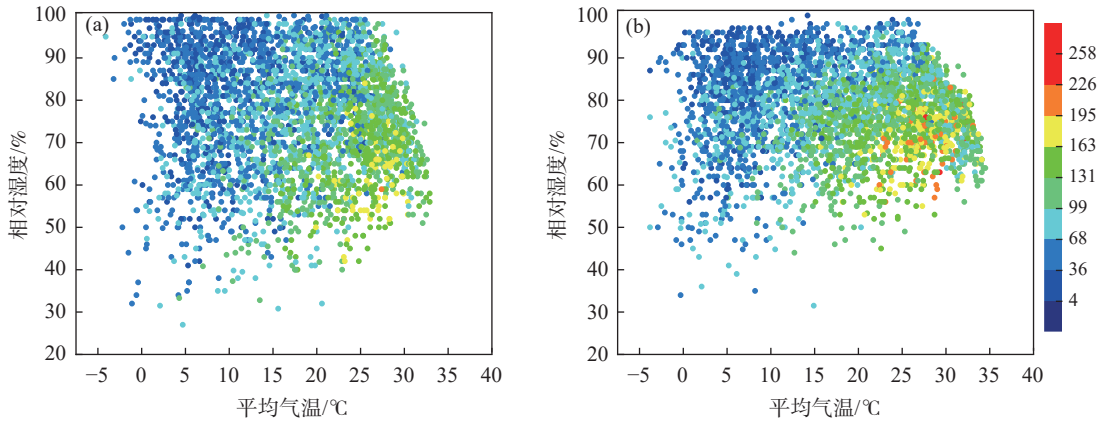


图 5 2015—2023 年宜昌 (a) 和武汉 (b) O_3 浓度 (单位: μg·m^{-3}) 与平均气温、相对湿度的散点图

Fig. 5 Scatter plots of daily O_3 concentration (unit: μg·m^{-3}) with average temperature and relative humidity at (a) Yichang and (b) Wuhan from 2015 to 2023

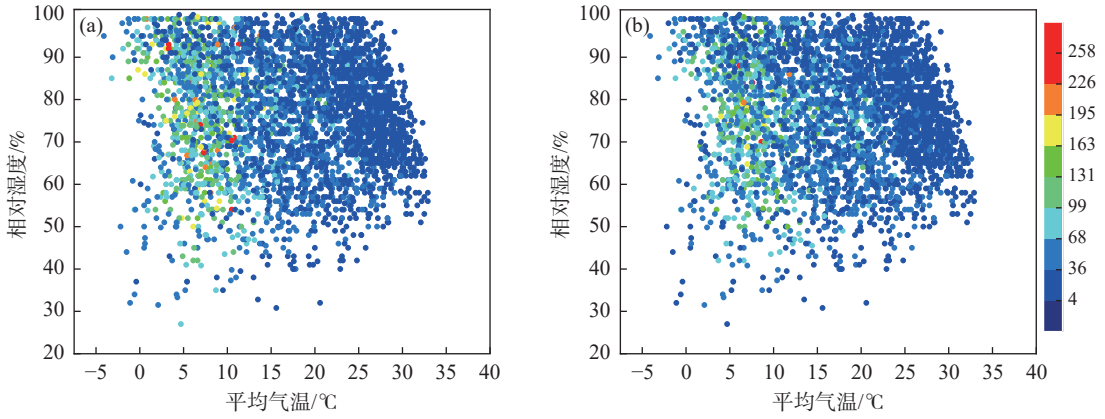


图 6 同图 5, 但为 $PM_{2.5}$ 浓度 (单位: μg·m^{-3}) 图

Fig. 6 Same as fig. 5, but for PM2.5 concentration (unit: μg·m^{-3})

2.4 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测

2.4.1 预测因子选取

利用 2015—2023 年气温、降水量、相对湿度、日照时数、风速等作为特征因子, $PM_{2.5}$ 和 O_3 质量浓度为因变量分析 SHAP 值。温度、湿度和日照是影响 O_3 质量浓度的主要因素, 其中最高气温、平均气温、相对湿度、日照时数 SHAP 值较高 (表 1)。宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 浓度与最高气温、平均气温、最低气温呈正相关, 相关系数均超过 0.50, 与降水量、相对湿度总体呈负相关关系; 从影响 $PM_{2.5}$ 质量浓度的 SHAP 值综合分析, 气温、降水量和湿度为主要因子, 平均气温、最低气温、降水量和相对湿度贡献较大。

2.4.2 预测模型效果检验

分别选取日最高气温、日平均气温、日平均相对湿度、日照时数等作为预测 O_3 浓度特征量, 日平均气温、日最低气温、日降水量和日平均相对湿度等作为预测 $PM_{2.5}$ 浓度特征量。构建长短期记忆网络 (LSTM)、门控循环单元 (GRU)、双向门控循环单元 (BIGRU)、卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN)、多层感知器 (MLP)、组合学习模型 (CNN-LSTM) 和基于注意力机制门控循环单元 (Attention-GRU)、基于注意力机制双向门控循环单元 (Attention-BiGRU) 的 9 种深度学习模型集合。采用 80% 和 20% 分割训练集及验证集, 5 折交叉验证的方式进行训练, 训练次数和样本数分别设置为 1 000 和 30, 损失函数和学习率分别设置均方误差和 0.000 1。设置模式早停, 当模式性能在连续 100 次训练中没有进一步提升, 则停止训练。

从均方根误差 (RMSE)、拟合优度 (R^2) 分析 9 种深度学习模型预测 O_3 效果 (图 7)。GRU、BIGRU、Attention-GRU、Attention-BiGRU、CNN-LSTM 等 5 种模型在宜昌 O_3 预测效果较好, RMSE 在 28.00 μg·m^{-3} 左右, R^2 在 0.50~0.52 之间, 其中 CNN-LSTM 运行时间最短, 为 68.96 s, Attention-BiGRU 最长, 为 112.64 s。GRU、BIGRU、Attention-GRU、Attention-BiGRU 共 4 种方法在武汉 O_3 预测表现较好, RMSE 在 30 μg·m^{-3} 左右, R^2 在 0.50~0.52 之间, 其中 GRU 运行时间最短, 为 87.17 s, Attention-BiGRU 运行时间最长, 为 116.04 s。

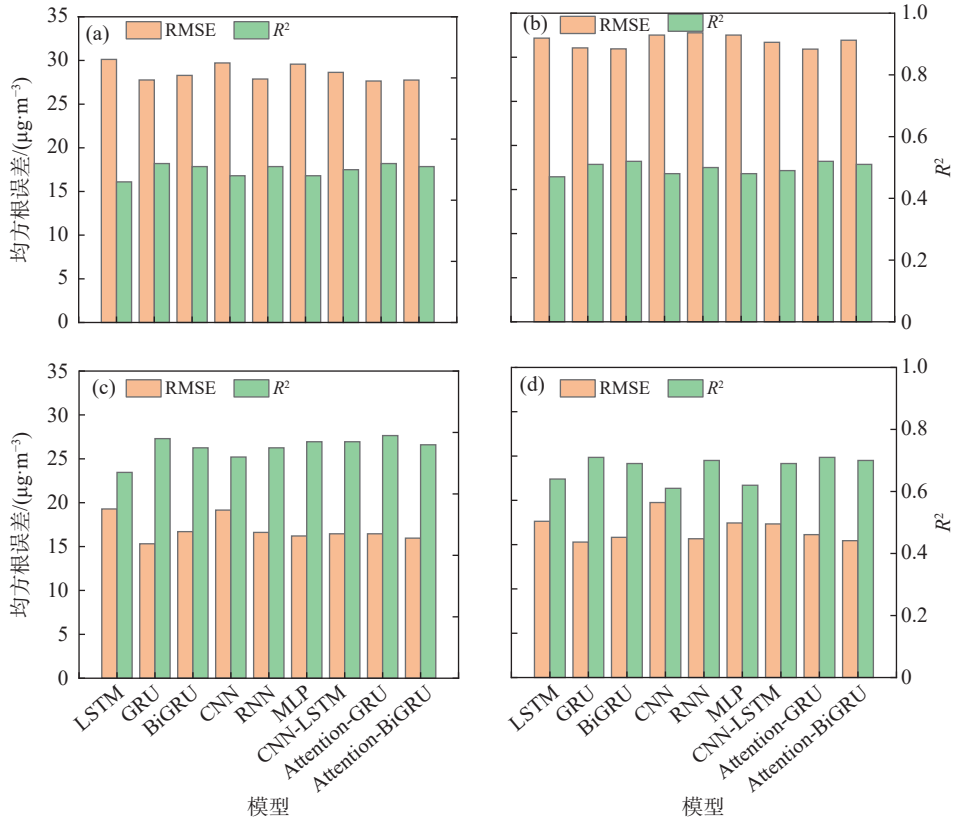


图 7 宜昌 (a、c) 与武汉 (b、d) 9 种模型 O_3 (a、b) 和 $PM_{2.5}$ (c、d) 浓度预测与实况的均方根误差和拟合优度 R^2

Fig. 7 Comparison of root mean square error and goodness of fit between O_3 (a, b) and $PM_{2.5}$ (c, d) concentration predictions and actual measurements using nine models from Yichang (a, c) and Wuhan (b, d)

表 1 2015—2023 年宜昌和武汉 O_3 日浓度与气象因子 SHAP 均值

Table 1 Daily O_3 concentration and meteorological factor SHAP values at Yichang and Wuhan from 2015 to 2023

城市	降水/mm	平均风速/(m·s^{-1})	最低气温/℃	日照时数/h	相对湿度/%	平均气温/℃	最高气温/℃
宜昌	2	4	6	8	10	16	24
武汉	1	5	6	9	11	19	28

9 种深度学习模型对宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 浓度预测效果优于 O_3，宜昌 $PM_{2.5}$ 浓度预测效果优于武汉，RMSE 整体比武汉低 3~6 μg·m^{-3}，R^2 提升 0.1 左右。GRU、BIGRU、Attention-GRU、Attention-BiGRU 等 4 种方法在宜昌 $PM_{2.5}$ 日浓度预测效果优于其他模型，RMSE 集中在 16 μg·m^{-3} 左右，R^2 在 0.76~0.79 之间。GRU 运行时间最短，仅 68.92 s，Attention-GRU 运行时间最长，达 153.38 s。GRU、BIGRU、Attention-GRU、Attention-BiGRU 等 4 种方法在武汉 $PM_{2.5}$ 日浓度预测效果同样优于其他模型，RMSE 集中于 18 μg·m^{-3} 左右，R^2 在 0.70~0.72 之间。GRU 运行时间最短，仅 60.44 s，Attention-GRU 最长，达 157.84 s。

2.4.3 融合深度学习的回归模型

为进一步提高预测准确性，将 9 种集成算法预测值作为特征量，采用 1—4 阶多元多项式回归拟合，以提高预测的准确度。2.4.2 节分析表明，GRU 深度学习模型在 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测效果最优，故将融合深度学习的回归预测模型与 GRU 深度学习模型进行比较，检验其预测效果。宜昌和武汉 O_3 日浓度 2 阶回归拟合效果较好，分别制作宜昌和武汉 9 种深度学习模型和融合深度学习的回归预测模型泰勒图 (图 8a、b) 表明，9 种深度学习模型的拟合优度 R^2 分别集中于 0.46~0.52 之间和 0.40~0.52 之间，标准差分别集中于 24.12~28.68 μg·m^{-3} 之间和 29.98~34.42 μg·m^{-3} 之间；融合深度学习的回归预测模型拟合优度 R^2 分别为 0.72 和 0.66，较 GRU 深度学习模型分别提高 0.20 (宜昌) 和 0.14 (武汉)；标准差分别 29.75 μg·m^{-3} 和 42.12 μg·m^{-3}，与观测值的标准差较接近；RMSE 分别为 26.30 μg·m^{-3} 和 25.81 μg·m^{-3}，较 GRU 分别降低 5% (宜昌) 和 8% (武汉)。

宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 日浓度 3 阶回归拟合效果较

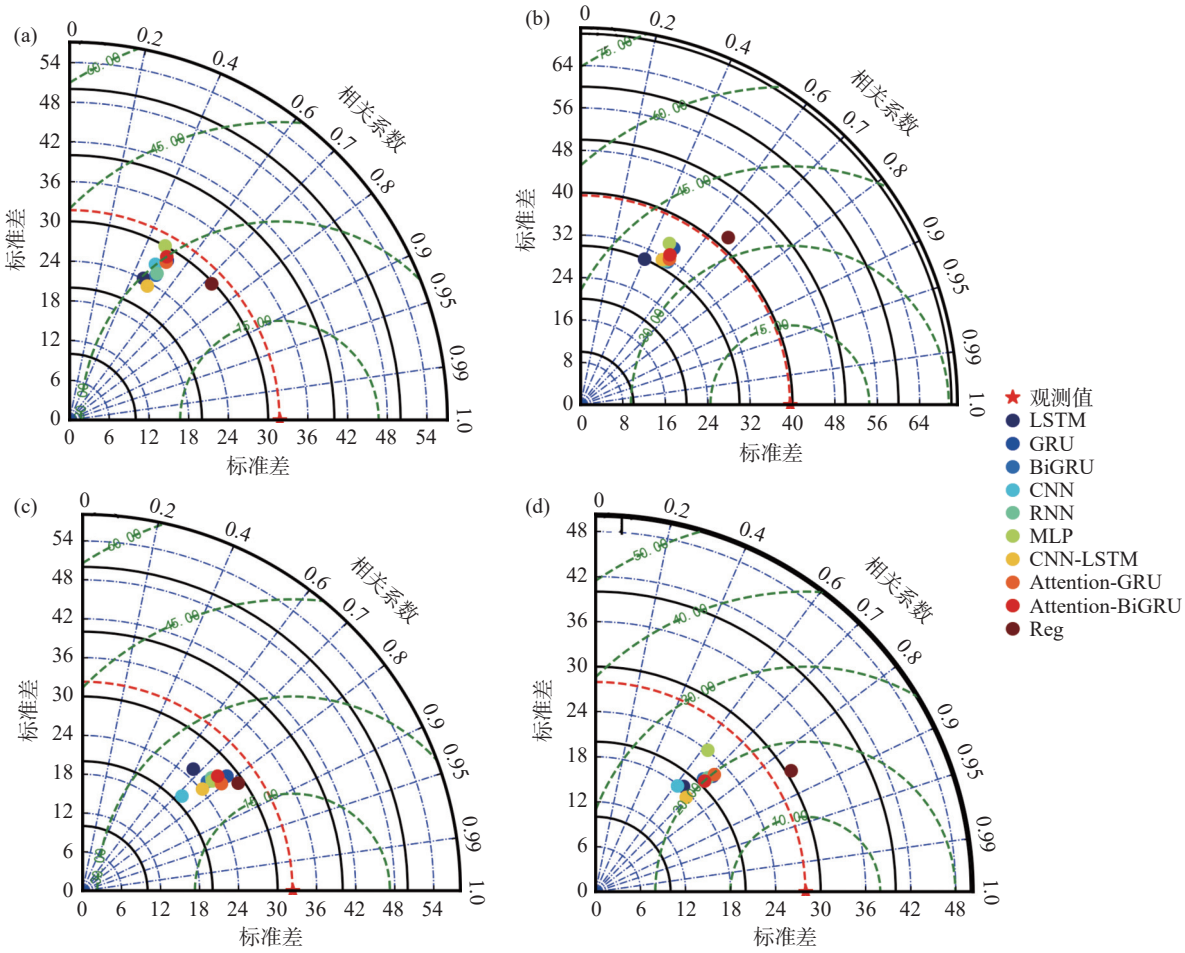


图 8 宜昌 (a、c) 与武汉 (b、d) 九种深度学习模型和融合深度学习的回归预测模型 Reg 预测的 O_3 (a、b) 和 $PM_{2.5}$ (c、d) 泰勒图

Fig. 8 Taylor diagrams showing the validation results of nine deep learning models and a regression prediction model based on fusion deep learning (Reg) for (a, b) O_3 and (c, d) $PM_{2.5}$ concentration predictions in (a, c) Yichang and (b, d) Wuhan

好。9 种深度学习模型和融合深度学习的回归预测模型泰勒图 (图 8c、d) 表明, 9 种深度学习模型的拟合优度 R^2 分别分布于 0.67~0.79 之间和 0.61~0.72 之间, 标准差分别集中于 21.12~28.40 μg·m^{-3} 之间和 18.28~24.09 μg·m^{-3} 之间; 融合深度学习的回归预测模型拟合优度 R^2 分别为 0.82 和 0.85, 较 GRU 分别提高 0.03 (宜昌) 和 0.13 (武汉); 标准差分别 29.05 μg·m^{-3} 和 30.63 μg·m^{-3}, 与观测值的标准差较接近; RMSE 分别为 12.16 μg·m^{-3} 和 12.9 μg·m^{-3}, 较 GRU 深度学习模型分别减少 20% (宜昌) 和 16% (武汉)。综上所述, 融合深度学习的回归预测模型在 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测评价指标最优, 预测能力较强。

2.5 “双高”日数预报检验

利用 2023 年宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 和 O_3 日观测数据检验预测效果。分析 2023 年宜昌 (表 2) 和武汉 O_3 超标日预测性能, 融合深度学习的回归预测模型对宜昌 O_3 超标日预测准确率 (P_c)、T_s 评分、漏报率 (P_o)、空报率 (P_{FA}) 依次为 80.82%、62.77%、23.38%、

表 2 基于融合深度学习回归预测模型的 2023 年宜昌 O_3 各月污染超标日预测结果

Table 2 Forecast results of O_3 pollution exceeding the standard in each month of Yichang in 2023 useing regression prediction model based on fusion deep learning

月份	准确率/%	T_s评分/%	空报率/%	漏报率/%
1	83.87	28.57	33.33	66.67
2	92.86	66.67	20.00	20.00
3	70.97	47.06	33.33	38.46
4	63.33	54.17	27.78	31.58
5	70.97	52.63	28.57	33.33
6	70.00	55.00	31.25	26.67
7	70.97	67.86	24.00	13.64
8	90.32	90.00	6.90	3.57
9	93.33	88.89	11.11	0.00
10	77.42	50.00	30.00	36.36
11	86.67	20.00	50.00	75.00
12	-	-	-	-

注: “-”代表2023年12月未出现O_3污染超标日。

22.37%。武汉 O_3 超标日准确率 (P_c)、T_s 评分、漏报率 (P_o)、空报率 (P_{FA}) 依次为 84.38%、71.78%、16.18%、16.67%。在预测 $PM_{2.5}$ 超标日方面，宜昌和武汉预测准确率 (P_c) 分别为 95.07% 和 95.34%，T_s 评分分别为 71.43% 和 70.69%，漏报率 (P_o) 分别为 18.18% 和 19.61%，空报率 (P_{FA}) 分别为 15.09% 和 14.58%。

2023 年 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染天数即“双高”日数宜昌为 8 d，武汉为 11 d，主要集中在冬春季。融合深度学习方法的回归预测模型对“双高”日数预测结果为：宜昌正确 6 d，错报 2d，漏报 2 d，T_s评分为 60.00%；武汉正确 9 d，错报 2 d，漏报 2 d，T_s评分为 69.23%。

3 结论与讨论

本文利用 2015—2023 年宜昌和武汉两个城市国控站 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度监测数据，分析两地 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度月、季、年演变特征，揭示了“双高”污染规律。采用 SHAP 解释 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度与气温、相对湿度、降水量、日照、风速等气象因子的关系及对污染的贡献，构建融合深度学习方法的 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测模型，并验证模型效果。得到如下主要结论：

(1) 2015—2023 年宜昌和武汉 O_3 浓度呈升高趋势，每年分别上升 3.89 $\mu g \cdot m^{-3}$ 和 2.73 $\mu g \cdot m^{-3}$。O_3 月均浓度呈“M”型分布。两地夏季 O_3 浓度最高，但宜昌夏季 O_3 浓度增长最快，武汉秋季 O_3 浓度上升趋势最大。2015—2019 年宜昌和武汉 O_3 浓度最大值出现时间提前，2020—2021 年受疫情影响两地 O_3 污染情况好转，最高值降低。宜昌和武汉 $PM_{2.5}$ 浓度显著下降，趋势率分别为 $-3.59\ \mu g \cdot m^{-3} \cdot a^{-1}$ 和 $-3.36\ \mu g \cdot m^{-3} \cdot a^{-1}$，与 O_3 呈弱的负相关关系。受新冠疫情封城、限行等影响，污染物排放明显减少，2020 年宜昌和武汉颗粒物污染全面好转。$PM_{2.5}$ 月均浓度呈“U”变化特征，宜昌冬季 $PM_{2.5}$ 浓度高于武汉，其他月份则相反，冬季两地 $PM_{2.5}$ 浓度每年均下降 5 $\mu g \cdot m^{-3}$，$PM_{2.5}$ 颗粒污染物浓度较最高值分别下降 39% 和 48%。

(2) 宜昌和武汉 O_3 超标常出现在高温高湿天气，$PM_{2.5}$ 超标日大多具有日平均气温低于 15℃，且日平均相对湿度高于 50% 的特点，反映了长江中游的冬春季节特点：气温偏低，相对湿度大，易于颗粒物吸湿增长。2015—2023 年“双高”日数宜昌为 39 d，武汉为 60 d，“双高”日数呈下降趋势，仅 2023 年略有反弹。

(3) 构建的基于深度学习的 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度回归预测模型，与 GRU 深度学习模型相比，宜昌和武汉 O_3 浓度预测均方根误差 (RMSE) 分别降低 5% 和 8%，$PM_{2.5}$ 浓度预测均方根误差分别降低 20% 和 16%。模型对宜昌和武汉 O_3 超标日准确率分别为 80.82% 和 84.38%，$PM_{2.5}$ 超标日预测准确率分别为 95.07% 和 95.43%。$PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度“双高”日数预测宜昌正确 6 d，T_s 评分 60%；武汉正确 9 d，T_s 评分 69.23%。

在全社会共同持续治理下，长江流域大气环境得到极大改善，特别是 $PM_{2.5}$ 等颗粒物浓度逐年下降，但 O_3 超标及由此所引起的 $PM_{2.5}$ 和 O_3“双高”现象则有所上升。基于深度学习的回归预测模型可定量预测 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度，适用于长江流域中游城市环境预测服务，可为地方政府提前应对环境污染提供科学依据。下一步，将融合气象模式格点化数据开展多时间尺度、高分辨率格点化预报研究。

参考文献 (References)：

陈楠,陈立,王莉莉,等.2022. 2015—2020 年湖北省 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染特征演变分析[J].环境科学研究,35(3):660−672. Chen N, Chen L, Wang L L, et al. 2022. Characteristic and trend analysis of PM2.5 and ozone in air compound pollution in Hubei province during 2015-2020 [J]. Research of Environmental Sciences,35(3):660−672 (in Chinese). doi:10.13198/j.issn.1001−6929.2022.01.08

成勤,王清龙,岳岩裕,等.2024. 2016—2021 年长江流域 $PM_{2.5}$ 变化特征及主要影响因素分析[J].暴雨灾害,43(6):342−351. Cheng Q, Wang Q L, Yue Y Y, et al. 2024. Analysis of $PM_{2.5}$ in the Yangtze river basin from variation characteristics and main influencing factors [J]. Torrential Rain and Disasters,43(6):342−351 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023−192

常恬君,过仲阳,徐丽丽.2019.基于 Prophet-随机森林优化模型的空气质量指数规模预测[J].环境污染与防治,41(7):758−761. Chang T J, Guo Z Y, Xu L L. 2019. Scale prediction of AQI based prophet-random forest optimization model [J]. Environmental Pollution & Control,41(7):758−761 (in Chinese). doi:10.15985/j.cnki.1001−3865.2019.07.004

丁嘉豪,谢晓栋,龚康佳,等.2024. 2014—2020 年长三角地区典型城市夏季高温热浪期间 O_3 变化特征研究[J/OL]. 中国环境科学. Ding J H, Xie X D, Gong K J,et al. 2024. Characteristics of ozone changes during summer heat waves in typical cities in the Yangtze river delta region from 2014 to 2020 [J/OL]. China Environmental Science. doi:10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20240611.001

董红召, 郭红梅, 应方.2024.融合类 Stacking 算法的杭州 O_3 浓度预测[J]. 环境科学,45(9):5188−5195. Dong H Z, Guo H M, Ying F. 2024. Predicting ozone concentration in Hangzhou with the fusion class stacking algorithm [J]. Environmental Science,45(9):5188−5195 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202310221

董佳奇,胡冬梅,闫雨龙,等.2024.基于机器学习的碳排放预测及 SHAP 特征分析[J].科技与创新,(2):148−150. Dong J Q, Hu D M, Yan Y L, et al. 2024. Carbon emission prediction and SHAP feature analysis based on machine learning [J]. Science and Technology & Innovation,(2):148−150 (in Chinese). doi:10.15913/j.cnki.kjycx.2024.02.044

花丛,江琪,迟茜元.2022.我国中东部地区 2015—2020 年夏半年 $PM_{2.5}$

和 O_3 复合污染气象特征分析[J].环境科学研究,35(3):650−658. Hua C, Jiang Q, Chi X Y. 2022. Meteorological characteristics of $PM_{2.5}$-O_3 air combined pollution in central and eastern China in the summer half years of 2015-2020 [J]. Research of Environmental Sciences,35(3):650−658 (in Chinese). doi:10.13198/j.issn.1001−6229.2021.10.17

黄顺祥.2018.大气污染与防治的过去、现在及未来[J].科学通报,63(10):895−919. Huang S X. 2018. Air pollution and control: past, present and future [J]. Chinese Science Bull,63(10):895−919 (in Chinese). doi:10.1360/N972017−01271

黄俊,廖碧婷,王春林,等.2023.广州逐时臭氧污染气象条件指数研究及应用[J].环境科学学报,43(1):63−75. Huang J, Liao B T, Wang C L, et al. 2023. Development and applicationof meteorological condition index (MCI) for hourly ozone pollution in Guangzhou [J]. Acta Scientiae Circumstantiae,43(1):63−75 (in Chinese). doi:10.13671/j.hjkxxb.2022.0445

何琐,林惠娟,曹舒娅,等.2023.城市 O_3 污染特征与高影响气象因子: 以苏州为例[J].环境科学,44(1):85−93. He S, Lin H J, Cao S Y, et al. 2023. Characteristics of ozone pollution and high impact meteorological factors in urban cities: A case of Suzhou [J]. Environmental Science,44(1):85−93 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202202191

刘南希,何成,刘晨曦,等.2023. 2015—2021 年广州市臭氧和 $PM_{2.5}$ 复合污染特征及天气分型研究[J].环境科学学报,43(1):42−53. Liu N X, He C, Liu C X, et al. 2023. Study on characteristics and weather classification of ozone and $PM_{2.5}$ complex pollution in Guangzhou from 2015 to 2021 [J]. Acta Scientiae Circumstantiae,43(1):42−53 (in Chinese). doi:10.13671/j.hjkxxb.2022.0417

逯世泽,史旭荣,薛文博,等.2021.新冠疫情肺炎期间气象条件和排放变化对 $PM_{2.5}$ 的影响[J].环境科学,42(7):3009−3106. Lu S Z, Shi X R, Xue W B, et al. 2021. Impacts of meteorology and emission variations on $PM_{2.5}$ concentration throughout the country during the 2020 epidemic period [J]. Environmental Science,42(7):3009−3106 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202011016

卢维肖,周易,杨元建,等.2024.基于 WRF 和随机森林的 O_3 短期预报模型研究—以青岛为例[J].环境生态学,6(3):84−106. Lu W X, Zhou Y, Yang Y J, et al. 2024. Research on short-term ozone forecasting model based on WRF and random forest-a case study of Qingdao [J]. Environmental Ecology,6(3):84−106 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.2096−6830.2024.3.hjstx202403013

罗菊英,张仪,刘希文.2020.结合源解析的大气污染相关气象要素特征分析[J].环境科学与技术,43(5):65−73. Luo J Y, Zhang Y, Liu X W. 2020. Analysis of characteristics meteorological elements related to air pollution based on source analysis [J]. Environmental Science & Technology,43(5):65−73 (in Chinese). doi:10.19672/j.cnki.1003−6504.2020.05.011

马静,燕莹莹,孔少飞,等.2022.武汉军运会前后臭氧及其前体物的特征和来源[J].中国环境科学,42(7):3023−3032. Ma J, Yan Y Y, Kong S F, et al. 2022. Characteristics and sources of ozone and its precursors before and after the Wuhan military games [J]. China Environmental Science,42(7):3023−3032 (in Chinese). doi:10.19674/j.cnki.issn1000−6923.20220314.020

麦健华,邓涛,于玲玲,等.2022.中山市 2015—2019 年臭氧超标特征及其与气象条件的关系[J].热带气象学报,38(6):833−844. Mai J H, Deng T, Yu L L, et al. 2022. Characteristics of standard-exceeding ozone and the relationship with meteorological conditions in Zhongshan from 2015 to 2019 [J]. Journal of Tropical Meteorology,38(6):833−844 (in Chinese). doi:10.16032/j.issn.1004−4965.2022.082

牛笑笑,钟艳梅,杨璐,等.2023. 2015—2020 年中国城市 $PM_{2.5}$-O_3 复合污染时空演变特征[J].环境科学,44(4):1130−1140. Niu X X, Zhong Y M, Yang L, et al. 2023. Spatiotemporal evolution characteristics of $PM_{2.5}$-O_3 compound pollution in Chinese cities from 2015 to 2020 [J]. Environmental Science,44(4):1130−1140 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202205018

潘梦瑶, 任瑛, 王思源, 等.2024.基于梯度提升算法和 SHAP 的石家庄 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度预测及影响因素分析[J].环境科学学报,44(7):402−409. Pan M Y, Ren Y, Wang S Y, et al. 2024. Prediction of $PM_{2.5}$ and ozone concentration in Shijiazhuang and analysis of influencing factors based on gradient boosting algorithm and SHAP [J]. Acta Scientiae Circumstantiae,44(7):402−409 (in Chinese). doi:10.13671/j.hjkxxb.2024.0142

裘彦挺,吴志军,尚冬杰,等.2022.我国城市大气 $PM_{2.5}$ 与 O_3 浓度相关性的时空特征分析[J].科学通报,67(18):2008−2017. Qiu Y T, Wu Z J, Shang D J, et al. 2022. The temporal and spatial distribution of the correlation between $PM_{2.5}$ and O_3 contractions in the urban atmosphere of China [J]. Chinese Science Bulletin,67(18):2008−2017 (in Chinese). doi:10.1360/TB−2021−0765

石运昊,虎勇,张银娥,等.2024.宁夏地区 O_3 长期暴露对心血管疾病死亡的影响[J/OL]. 环境与健康杂志. Shi Y H, Hu Y, Zhang Y E, et al. 2024. Effect of long-term ozone exposure on mortality from cardiovascular diseases in Ningxia [J/OL]. Journal of Environment and Health. doi:12.1095.r.20240619.1035.002

宋世鹏,范萌,陶金花,等.2023.基于集成学习方法的中国近地面臭氧浓度时空分布[J].遥感学报,27(8):1792−1806. Song S P, Fan M, Tao J H, et al. 2023. Estimating ground-level ozone concentration in China using ensemble learning methods [J]. National Remote Sensing Bulletin,27(8):1792−1806 (in Chinese). doi:10.11834/jrs.20231845

宋小涵,燕丽,刘伟,等.2023. 2015—2021 年京津冀及周边地区 $PM_{2.5}$ 和 O_3 复合污染时空特征分析[J].环境科学,44(4):1841−1851. Song X H, Yan L, Liu W, et al. 2023. Spatiotemporal distribution characteristics of co-pollution of $PM_{2.5}$ and ozone over BTH with surrounding area from 2015 to 2021 [J]. Environmental Science,44(4):1841−1851 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202205089

苏筱倩,安俊琳,张玉欣,等.2019.支持向量机回归在 O_3 预报中的应用[J].环境科学,40(4):1697−1704. Su Xi Q, An J L, Zhang Y X, et al. 2019. Application of support vector machine regression in ozone forecast [J]. Environmental Science,40(4):1697−1704 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.201809134

孙磊,蓝玉峰,梁秀姬,等.2024.基于图卷积记忆网络对珠海臭氧时空预测[J].中山大学学报 (自然科学版)(中英文),63(3):48−59. Sun L, Lan Y F, Liang X J, et al. 2024. The spatio-temporal prediction of ozone in Zhuhai based on graph conventional memory network [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni,63(3):48−59 (in Chinese). doi:10.13471/j.cnki.acta.snus.ZR20230043

王超龙,薛莲,张宜升,等. 2025. 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,46(5):2642−2653. Wang C L, Xue L, Zhang Y S. et al. 2024. Urbanozone driving factors based on explainable machine learning [J]. Environmental Science,46(5):2642−2653 (in Chinese). doi: 10.13227/j.hjkx.202404320

王定定,赵江伟,邓凌峰,等.2019.阿克达拉大气本底站臭氧浓度变化特征分析[J].沙漠与绿洲气象,13(2):97−101. Wang D D, Zhao J W, Deng L F, et al. 2019. The variational characteristics and influencing factors of ozone concentration at Akedala in Xinjiang [J]. Desert and Oasis Meteorology,13(2):97−101 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002−0799.2019.02.014

王凯,胡冬梅,闫雨龙,等.2023.基于深度学习的城市 O_3 小时浓度预测模型[J].环境化学,42(8):2609−2618. Wang K, Hu D M, Yan Y L, et al. 2023. Prediction model of urban ozone hourly concentration based on deep learning [J]. Environmental Chemistry,42(8):2609−2618. (in Chinese) doi:10.5724/j.issn.0254−6108.2022030704

王晓红,马明浩,辛守英,等.2024. 2019—2022 年京津冀 O_3 污染特征及影响因素分析[J].环境污染与防治,46(6):777−788. Wang X H, Ma M H, Xin S Y, et al. 2024. Analysis of ozone pollution characteristics and influencing factors in Beijing-Tianjin-Hebei Region from 2019 to 2022 [J]. Environmental Pollution and Prevention and Control, 46(6):777−788 (in Chinese). doi:10.15985/j.cnki.1001−3865.202401066

尉晴晴,杨威强,裴成磊,等.2024.珠三角夏秋转换季 O_3 污染成因及前体物减排策略分析[J].环境科学,45(10):5697−5705. Yu Q Q, Yang W Q, Pei C L, et al. 2024. Analysis of ozone pollution and precursor control strategies in the pearl river delta during summer and autumn transition season [J]. Environmental Science,45(10):5697−5705(in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202310051

夏云飞,陈春静,唐彦钊,等.2020.南京市大气 O_3 与人群循环系统疾病死亡的时间序列分析[J].环境与健康杂志,37(1):42−46. Xia Y F, Chen C J, Tang Y Z, et al. 2020. Association between ambient ozone and circulatory disease mortality in Nanjing: a time-series analysis [J]. Journal of Environ Health,37(1):42−46 (in Chinese). doi:10.1624/j.cnki.1001−5914.2020.01.010

岳岩裕,吴翠红,许可,等.2021.武汉城市圈臭氧污染特征及气象因子影响分析[J].气象与环境科学,44(3):16−23. Yue Y Y, Wu C H, Xu K, et al. 2021. Analysis of ozone pollutioncharacteristics and meteorological impact factors in Wuhan metropolitan area [J]. Meteorological and Environmental Sciences,44(3):16−23 (in Chinese). doi:10.16765/j.cnki.1673−7148.2021.03.003

张小曳,徐祥德,丁一汇,等.2020. 2013—2017 年气象条件变化对中国重点地区 $PM_{2.5}$ 质量浓度下降的影响[J].中国科学: 地球科学,50(4):483−500. Zhang X Y, Xu X D, Ding Y Y, et al. 2020. The impact of meteorological changes from 2013 to 2017 on PM2.5 mass reduction in key regions in China [J]. Science China Earth Sciences,50(4):483−500 (in Chinese). doi:10.1360/N072018−00303

张雯,孙湘群,贾彬,等.2024.湿度对 $PM_{2.5}/PM_{10}$ 比值影响及 MLP 神经网络大气污染预测[J].河南科学,42(9):1273−1280. Zhang W, Sun X Q, Jia B, et al. 2024. The effect of humidity on $PM_{2.5}/PM_{10}$ and MLP neural network prediction regarding air pollution [J]. Henan Science, 42(9):1273−1280(in Chinese).

朱珈莹,安俊琳,冯悦政,等.2023.基于轻量级梯度提升机的南京大气 O_3 浓度预测[J].环境科学,44(7):3685−3694. Zhu J Y, An J L, Feng Y Z, et al. 2023. Atmospheric ozone concentration prediction in Nanjing based on Light GBM [J]. Environmental Science,44(7):3685−3694 (in Chinese). doi:10.13227/j.hjkx.202208095

Yuan Q Q, Hu D, et al. 2020. Spatiotemporal variations and reduction of air pollutants during the COVID-19 pandemic in a megacity of Yangtze River Delta in China. Total Environment. 751, 141820. doi:10.1016/j.scitotenv.2020.141820

Zheng B, Zhang Q, Geng G, et al. 2021. Changes in China's anthropogenic emissions and air quality during the COVID-19 pandemic in 2020. Earth System. Data 13, 2895e2907. doi:10.5194/essd−13−2895−2021

(责任编辑 闵爱荣)