侯晓松,程水源,肖 潇,等.典型钢铁工业城市 O_3 污染特征及减排策略研究 [J]. 中国环境科学, 2025,45(11):6480-6490.
Hou X S, Cheng S Y, Xiao X, et al. Research on the ozone pollution characteristics and emission reduction strategies in a typical steel industry city [J]. China Environmental Science, 2025,45(11):6480-6490.

典型钢铁工业城市 O_3 污染特征及减排策略研究

侯晓松[1],程水源[1*],肖 潇[1],李沅宁[2],刘晓莉[1] (1.北京工业大学环境科学与工程学院,区域大气复合污染防治北京市重点实验室,北京 100124；2.河北省秦皇岛市气象局,河北 秦皇岛 066000)

摘要：以典型钢铁工业城市邯郸市为对象,基于 2014~2023 年大气污染物和气象数据,系统分析了邯郸市 O_3 污染特征,通过应用随机森林模型,探讨了主要气象要素与邯郸市 O_3 浓度的相关性及其相对贡献,并采用 WRF-CAMx 模型结合 EKMA 曲线法研究了各区县 O_3 生成敏感性及其前体物减排策略.研究结果表明,邯郸市 O_3-8h 月均浓度呈明显季节性,表现为夏季>春季>秋季>冬季,浓度超标情况主要集中于 6~7 月,逐小时 O_3 平均浓度呈单峰型趋势,15:00~16:00 时段达到峰值.O_3 浓度与气象要素的相关性分析结果显示,相对湿度(RH)、太阳辐射(SR)和气温(T)与 O_3 浓度相关系数分别为-0.69、0.68 和 0.58,其相对贡献率分别为(24.90±2.41)%、(18.66±2.30)%和(25.56±2.02)%.当 T>30℃和 36%<RH<56%时,易出现 O_3 污染.O_3 主控区结果显示,邯郸市主城区及中西部地区为 VOCs 控制区,VOCs 与 NO_x 的最佳减排比例为 1.5:1;东部三区县为 NO_x 控制区,其余地区为 VOCs 与 NO_x 协同控制区,VOCs 与 NO_x 的最佳减排比例为 1:1.5.研究结果为工业城市 O_3 污染的减排调控提供了科学的数据支撑和政策建议.

关键词：邯郸市；O_3 污染；随机森林；气象要素；前体物减排
中图分类号：X51 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2025)11-6480-11

Research on the ozone pollution characteristics and emission reduction strategies in a typical steel industry city.

HOU Xiao-song[1], CHENG Shui-yuan[1*], XIAO Xiao[1], LI Yuan-ning[2], LIU Xiao-li[1] (1.Key Laboratory of Beijing on Regional Air Pollution Control, College of Environmental Science and Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China；2.Qinhuangdao Meteorological Service, Qinhuangdao 066000, China). *China Environmental Science*, 2025,45(11)：6480~6490

Abstract：This study focused on Handan, a representative steel industry city, where the characteristics of ozone pollution were systematically analyzed based on atmospheric pollutant and meteorological data from 2014 to 2023. The Random Forest model was utilized to investigate the correlation between key meteorological factors and O_3 concentrations, as well as their relative contributions. Furthermore, the WRF-CAMx model, combined with the EKMA curve method, was employed to examine O_3 formation sensitivity and corresponding precursor emission reduction strategies in different districts. The results indicated that the monthly average O_3-8h concentration exhibited distinct seasonal variations (summer > spring > autumn > winter), with the highest levels of exceedance occurring between June and July. Hourly O_3 concentrations followed a unimodal trend, which peaked between 15:00 and 16:00. Correlation analysis revealed that relative humidity (RH), solar radiation (SR), and temperature (T) were significantly correlated with O_3 concentrations, with correlation coefficients of −0.69, 0.68, and 0.58, respectively. Their relative contributions were determined to be (24.90±2.41)%, (18.66±2.30)%, and (25.56±2.02)%. It was found that O_3 pollution was more likely to occur when T > 30°C and 36% < RH < 56%. The O_3 control zone analysis showed that Handan's central and western areas were VOCs-controlled, with an optimal VOCs-to- NO_x emission reduction ratio of 1.5:1. The eastern districts were identified as NO_x-controlled, while other areas required coordinated control of both VOCs and NO_x, with an optimal reduction ratio of 1:1.5. These findings provided a scientific basis and policy recommendations for the emission reduction and control of O_3 pollution in industrial cities.

Key words：Handan city；O_3 pollution；random forest；meteorological factors；precursor emission reduction

近年来,臭氧(O_3)在大气氧化作用和全球气候变化中发挥着重要作用,已成为主要的大气污染物之一[1].高浓度的 O_3 已被广泛证实对人体健康、农作物、生态系统及材料造成损害[2-3].尽管一些发达经济城市通过改善空气质量成功降低了主要污染物浓度,但由于各城市经济发展水平的差异,且气象和地形条件复杂,O_3 浓度的主要驱动因素在不同区域之间存在显著差异[4-5].尤其是在以钢铁等重工业为代表的城市中,工业排放与区域气候的协同作用,使得 O_3 浓度呈现显著上升趋势,并表现出更强的敏感性和动态演化特征[4].该类城市环境中的挥发性

收稿日期：2025-04-09
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52330002)
* 责任作者, 教授, bjutpaper@outlook.com

有机化合物(VOCs)以光化学活性更高的芳烃和烯烃为主,其 O_3 生成潜力通常是饱和烷烃的数倍,因而在工业排放混合物中对 O_3 形成的贡献尤为突出[6-7].因此,前体物的排放与气象因素的复杂相互作用,给制定有效的 O_3 减排策略带来了严峻的挑战.

在 O_3 形成过程中,各相关参数之间常呈现复杂且非线性的相互关系[8-9].这种复杂性源于 O_3 生成过程对局部气象条件、前体物(VOCs 及 NO_x)排放以及污染物间光化学反应的高度敏感性.因此,选择适宜的方法对各气象参数对 O_3 浓度的贡献及前体物减排敏感性进行深入定量与定性分析,对指导减排措施具有重要意义.研究表明,中国夏季 O_3 浓度上升中约有三分之一可归因于气象条件的变化[10].将气象因子与大气污染物浓度时序进行解耦,有助于准确评估清洁空气行动的实际效果.目前,解耦方法主要包括 KZ 滤波技术[11-12],统计学方法[13-14],收敛交叉映射[15]以及机器学习方法[16].研究显示,机器学习模型在处理复杂非线性关系方面优于传统线性模型,如随机森林[17]、XGBoost[18]等.例如,王郁聪等[19]运用随机森林模型对 O_3 重污染过程中气象变量的贡献进行量化及重要性排序,为区域 O_3 污染防治提供了科学支持.Guo 等[20]利用随机森林方法分析了 2013~2020 年中国 12 个特大城市的空气污染特征,对国家清洁空气行动的实际影响进行了综合评估.与传统统计方法相比,机器学习模型能够自动识别数据中的复杂非线性关系,并在剔除气象影响方面表现出更优越的性能.

在化学机制层面, 对流层 O_3 的生成主要依赖于太阳辐射驱动下 NO_x 与 VOCs 的光化学反应[3,21].在阳光照射下,VOCs 与 OH 反应生成过氧自由基(RO_2),进而将一氧化氮(NO)氧化为二氧化氮(NO_2);随后,NO_2 经光解生成 O_3 与 NO[22].当大气中 VOCs 浓度较高时,O_3 生成过程主要受 NO_x 限制,反之则受 VOCs 限制.因此,明确 O_3 生成敏感性是制定前体物减排方案的重要前提.目前,O_3 生成敏感性分析方法主要包括指示剂法、源示踪法、VOCs/NO_x 比值法及经验动力学建模法(EKMA 法)等.指示剂法常用的指标包括 H_2O_2/NO_2,$H_2O_2/(O_3+NO_2)$,$HCHO/NO_2$ 及 H_2O_2/HNO_3 等[23-24],此方法高度简化了 O_3 与其前体物的相互关系,仅适用于初步估计 O_3 生成敏感性.VOCs/NO_x 比值法[22,25]同样存在简化问题,无法确定最佳前体物减排比例.而 EKMA 法基于空气质量模型,通过模拟不同排放情景下 O_3 浓度的变化,直观揭示 O_3 生成与前体物间的敏感性,为差异化管控策略提供量化依据[26-27].例如,Li 等[27]利用 EKMA 曲线法分析焦作市各月 O_3 生成敏感区,提出了动态调整 VOCs 与 NO_x 减排比例的策略;Zhao 等[28]结合 WRF-CAMx 模型,通过 EKMA 曲线法揭示了山东省 $PM_{2.5}$ 和 O_3 对 VOCs 与 NO_x 减排的非线性响应,确定春秋季最佳 VOCs:NO_x 减排比为 3:1、夏季为 1:2,为科学制定协同减排方案提供了依据;蒋凯等[4]在邢台市不同控制区应用 EKMA 曲线法,获得了 VOCs 与 NO_x 的最佳减排比例,有效指导了当地 O_3 污染控制.

现有研究多侧重于分析特定 O_3 污染过程或利用单一模型探讨气象因素的短期影响.然而,针对钢铁等重工业城市独特的排放背景,尚缺乏一个能够系统整合长时序污染演变特征、关键气象因子量化归因以及 O_3 生成敏感性时空分异的综合研究框架.这一局限性阻碍了从“污染归因分析”到“精准决策”的有效衔接,进而限制了对此类城市制定精细化减排策略.为此,本研究以典型钢铁工业城市邯郸市为例,基于 2014-2023 年长序列观测数据,系统分析其 O_3 污染时空演变特征;应用随机森林模型,定量解析并识别驱动 O_3 浓度变化的关键气象因子及其相对贡献;并结合 WRF-CAMx 模型与 EKMA 曲线法,深入探究各区县 O_3 生成的敏感性.最终,本研究提出了基于区域分区的 VOCs/NO_x 协同控制优化方案,旨在为同类型工业城市的 O_3 污染防治提供科学依据与决策支持.

1　材料与方法

1.1　数据来源

环境空气质量数据来自中国空气质量在线监测分析平台(https://www.aqistudy.cn/),数据包含 O_3、CO、NO_2、PM_{10}、$PM_{2.5}$、SO_2 六种常规污染物浓度.气象要素数据来源于欧洲中期天气预报中心(ECMWF)第五代大气再分析数据集,包括地面气压(P,kPa)、地面太阳短波辐射(SR,J/m^2)、气温(T,℃)、总降雨量(TP,mm)、纬向风速(U,m/s)、经向风速(V,m/s)和相对湿度(RH,%).区域污染源排放清单数据采用课题组自下而上构建的 2021 年京津冀高分

辨率大气污染源排放清单[29].而京津冀区域外则采用清华大学研发的 MEIC 清单[30].

1.2 随机森林法

随机森林[31]是一种综合决策树机器学习方法,可有效解决非线性问题[32].该方法通过对训练数据集进行有放回的随机抽样,使得每棵决策树均在不同数据子集上进行训练,从而增强模型的多样性.在每个节点进行分裂时,随机森林会从全部特征中随机抽取部分特征,并仅在这些特征中寻找最佳分裂点,以降低各决策树间的相关性并减少过拟合风险.最终,通过对各决策树预测结果进行平均(回归)或投票(分类)融合,从而大幅提高模型的泛化能力[33].本研究基于随机森林模型[31,34]定性识别了邯郸市 2014 至 2023 年 7 月期间七个主要气象要素对 O_3 浓度的相关性及相对贡献,并采用归一化方法对各气象要素的相对贡献进行定量评估.其中,七个主要气象要素(P、SR、T、TP、U、V 和 RH)作为输入特征,O_3 浓度为预测值,基于 Matlab 建立随机森林系统进行分析.模型拟合度 R^2 被用于评估预测精度,R^2 越接近于 1,表明模型预测效果越好.为降低抽样过程不确定性对预测结果的影响,本研究采用 10 次模拟结果的平均值作为最终结果[30,35].

随机森林模型中的关键参数设置对模型性能具有显著影响,主要参数包括决策树数目、树的最大深度以及最小叶子数等.为确保模型具有较优预测能力,本研究重点讨论了决策树数目和最小叶子数的取值问题.增加决策树数目有助于使模型的泛化误差逐步收敛并趋于零,尽管该参数取值越大,模型性能越好,但同时会显著增加计算成本[36].初始决策树数目设置为 1000,其他参数采用默认值,实验结果表明,随着决策树数目的增加,OBB 误差显著下降,当决策树数目达到 300 时,误差已趋于稳定;为确保模型稳定性与较优性能,本研究最终将决策树数目设置为 400.另一方面,最小叶子数直接影响模型的平滑性,参数取值较小时拟合精度较高,但过低可能导致过拟合.经文献调研,最小叶子数通常设定在 1 至 10 之间[30,37-39];本研究初始取值为 10,并遍历 1 至 10 的可能取值,实验结果显示当最小叶子数取 1 时,模型的 R^2 值最接近 1,同时平均绝对误差(MAE)和平均偏差误差(MBE)均达到最小,因此最终将最小叶子数设置为 1.具体参数设置见表 1[40].

表 1 随机森林模型参数

Table 1 Random forest model parameters

模型参数	取值设置
总样本量	301
训练集/测试集	9/1
决策树数目	400
最小叶子数	1
方法	回归

1.3 模拟方案

采用 WRF-CAMx 耦合数值模拟系统开展 O_3 敏感性分析及其前体物减排方案研究[41],其中气象场由 WRF-v4.4 提供,初始场和边界条件由美国国家环境预报中心(NCEP)公布的分辨率为 1°×1°、时间间隔为 6 小时的全球对流层 FNL 数据集.空气质量模拟则由 CAMx-v7.1 实现,气象化学机制采用美国环保署(EPA)开发的碳键机理模式 CB06.模拟区域水平方向设置为双层嵌套网格,外层网格(D01)分辨率 9km×9km,内层网格(D02)分辨率 3km×3km,具体区域分布见图 1.

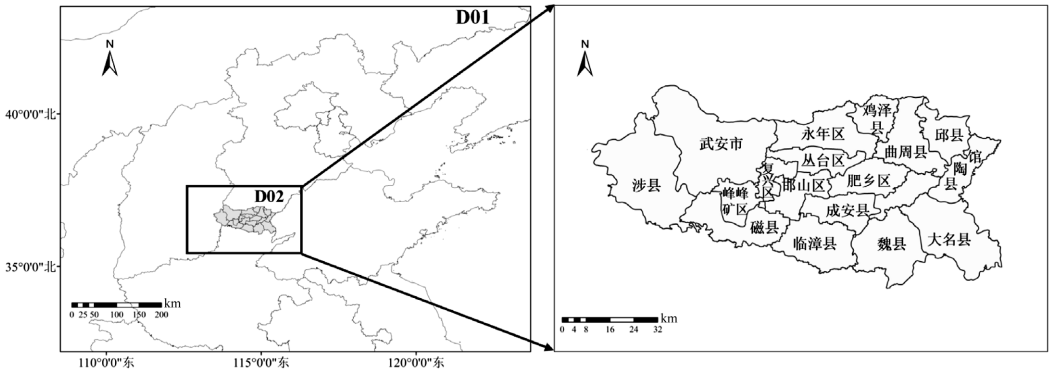


图 1 WRF-CAMx 模拟区域

Fig.1 WRF-CAMx simulation area

本研究采用情景分析法结合 EKMA 方法探讨邯郸市各区县 O_3 敏感性及前体物减排方案.共设计 25 组情景,包括基准情景 S0 及减排情景 S1 至 S24,其中针对 VOCs 与 NO_x 分别设置不同的减排比例.考虑到前体物减排成本和减排潜力等实际因素,各前体物最高减排比例限定为 60%,具体情景中各前体物的减排比例安排详见表 2[42].在情景模拟过程中,仅削减人为源前体物排放量,植被源前体物排放量保持不变;各情景下的数值模拟均在相同气象条件下进行,以确保结果的可比性.

为评估不同减排情景对 O_3 浓度的影响,选取 S_2 和 S_{10} 的模拟结果与 S_0 进行计算比较,将 O_3 浓度变化分别记为ΔO_{VOCs}和ΔO_{NOx},为负则表明该减排情景可使 O_3 浓度下降.判定依据[43-44]为:若$\Delta O_{VOCs} \leqslant -2\mu g/m^3$ 且$\Delta O_{VOCs}-\Delta O_{NO_x} \leqslant -2\mu g/m^3$ 时,该区域 O_3 控制区类型属于 VOCs 控制区;若$\Delta O_{NO_x} \leqslant -2\mu g/m^3$ 且$\Delta O_{NO_x}-\Delta O_{VOCs} \leqslant -2\mu g/m^3$ 时,该区域 O_3 控制区类型属于 NO_x 控制区;若$\Delta O_{VOCs} \leqslant -2\mu g/m^3$ 且$\Delta O_{NOx} \leqslant -2\mu g/m^3$,同时$\Delta O_{VOCs}$ 与ΔO_{NOx} 之差在 $2\mu g/m^3$ 以内时,该区域 O_3 控制区类型属于 VOCs 和 NO_x 同控制区;若$-2\mu g/m^3 < \Delta O_{VOCs} < 2\mu g/m^3$ 且$-2\mu g/m^3 < \Delta O_{NO_x} < 2\mu g/m^3$ 时,该区域 O_3 控制区类型属于非控制区,即减排 VOCs 和 NO_x 均对控制当地 O_3 浓度的作用不大.

表 2　减排情景模拟方案

Table 2　Emission reduction scenario simulation plan

情景	VOCs 削减比例(%)	NO_x 削减比例(%)	情景	VOCs 削减比例(%)	NO_x 削减比例(%)
S0	0	0	S13	30	45
S1	0	15	S14	30	60
S2	0	30	S15	45	0
S3	0	45	S16	45	15
S4	0	60	S17	45	30
S5	15	0	S18	45	45
S6	15	15	S19	45	60
S7	15	30	S20	60	0
S8	15	45	S21	60	15
S9	15	60	S22	60	30
S10	30	0	S23	60	45
S11	30	15	S24	60	60
S12	30	30			

2　结果与讨论

2.1　O_3 污染特征

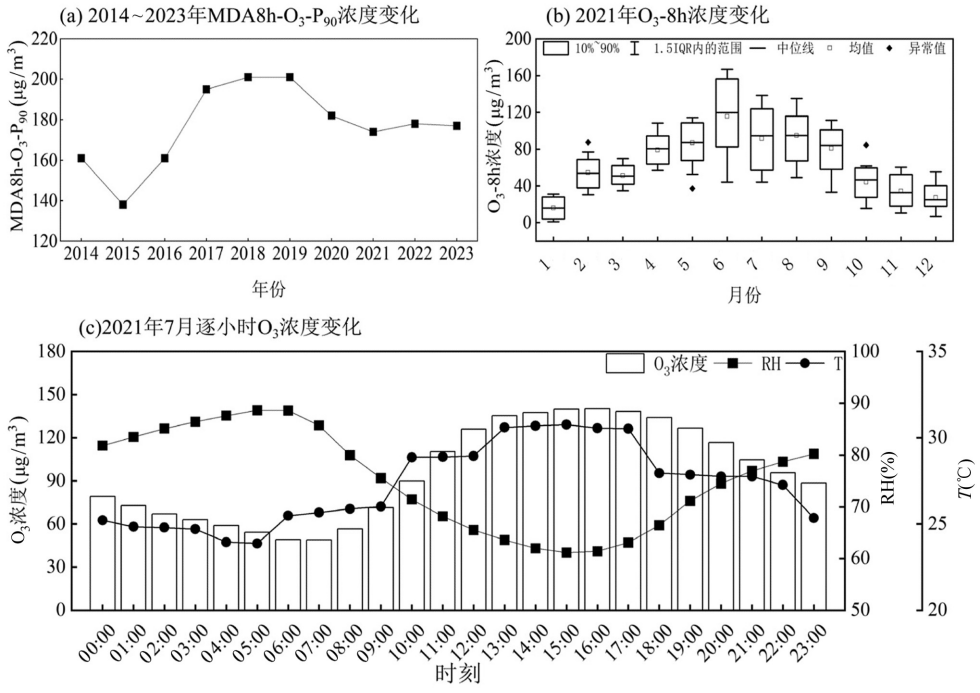


图 2　邯郸市逐年、逐月、逐小时 O_3 浓度变化

Fig.2　Annual, monthly, hourly changes in O_3 concentration in Handan

邯郸市 2014~2023 年 O_3 日最大 8h 平均浓度第 90 百分位数 (MDA8h−O_3−P_{90}) 变化见图 2(a).

2016~2019 期间,邯郸市 MDA8h-O_3-P90 迅速上升,达到峰值 201μg/m^3,随后有所降低.2021 年逐月 O_3 8 小时滑动平均浓度(O_3-8h)变化见图 2-b.其月均浓度整体呈现季节性特征,即夏季>春季>秋季>冬季,其中 1 月浓度较低,而 6 月浓度达到峰值,超标情况主要集中在 6~7 月,主要受气温、光照强度及 $PM_{2.5}$ 浓度季节性变化的影响[45-46].

研究表明,O_3 浓度与温度呈正相关,与湿度呈负相关[47,22],邯郸市 2021 年 7 月逐小时 O_3 平均浓度、*T* 和 RH 变化趋势见图 2(c).整体来看,逐小时 O_3 平均浓度表现出单峰型变化趋势,6:00~7:00 时段处于谷值,15:00~16:00 时段达到峰值.*T* 的变化趋势与 O_3 浓度呈正相关,而 RH 的变化趋势则呈负相关.一方面,日出后气温与光照强度逐渐升高,直至 15:00~16:00 时段达到全天最高,此时太阳辐射最强,显著促进光化学反应并提高反应速率,从而使 O_3 浓度持续上升;另一方面,早高峰期间机动车尾气排放量较大,使 O_3 前体物浓度迅速增加,有利于 O_3 生成,而 16:00 后前体物逐步消耗,加之高浓度 O_3 易与晚高峰机动车尾气排放的 NO 发生反应生成 NO_2,导致 O_3 浓度迅速下降[48].

2.2 气象要素对 O_3 的影响分析

2.2.1 气象要素对 O_3 的相关性 基于随机森林模型,研究 *P*、SR、*T*、TP、*U*、*V* 和 RH 七个主要气象要素与邯郸市 2014~2023 年 7 月 O_3 浓度的相关性,模拟结果见图 3,相关性均通过显著性检验.结果表明,各年份中单一气象要素与 O_3 浓度的相关性较为稳定,其中 RH 与 SR 的相关系数最高,分别为-0.69 与 0.68,其次为 *T*(0.58),这一结果与文献[22,47,49]的研究结果基本一致.

RH 作为影响 O_3 浓度的重要气象因子,较高的水汽含量可吸收更多紫外线,降低 O_3 前体物的光化学反应效率,从而减少 O_3 生成;同时,水汽还可促进 O_3 的分解,生成氧气及其他副产物,进一步降低 O_3 浓度[50].*T* 通过调控大气中光化学反应速率直接影响 O_3 浓度[51];*T* 升高常伴随水汽含量的变化,水汽进而通过改变自由基浓度影响 O_3 的生成与消耗[52].此外,在局地高压系统控制下,高空暖流增强了边界层的逆温封顶,抑制了边界层的垂直发展,导致近地面臭氧浓度升高[53].气温与 SR 之间通常存在密切联系,SR 能加速 O_3 前体物的光解反应,促进 O_3 生成[54];较强的 SR 还可能增加植被及其他自然源的生物排放,转化为 O_3 前体物,从而提升 O_3 浓度[55].另外,较强的 SR 会增强地表光化学活性并升高气温,同时背景弱风和高压下沉共同形成的逆温层抑制了混合层抬升,限制了 O_3 的垂直稀释并减缓其水平输送,因而有利于 O_3 在近地面富集[56-58].

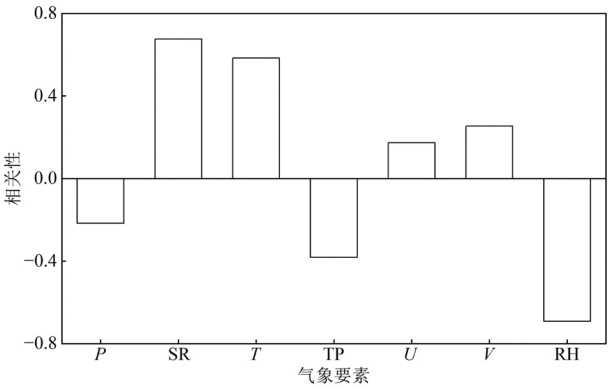


图 3 气象要素与 O_3 浓度的相关性

Fig.3 The correlation between meteorological factors on O_3 concentration

2.2.2 气象要素对 O_3 的重要性 基于随机森林模型,研究 *P*、SR、*T*、TP、*U*、*V* 和 RH 七个主要气象要素对邯郸市 2014~2023 年 7 月 O_3 浓度的相对贡献,模拟结果见图 4.10 次模拟过程的拟合度 R^2 均在 0.91 以上,表明模型预测效果良好[35],其输出的重要性得分能够作为各项特征变量对 O_3 浓度的相对贡献.结果表明,不同年份单一气象要素对 O_3 浓度的相对贡献相对稳定,*T* 对 O_3 浓度的影响最为重要,其相对贡献为 (25.56±2.02)%, 其次为 RH[(24.90±2.41)%]和 SR[(18.66±2.30)%],三者对 O_3 浓度的相对贡献之和可达(69.12±6.73)%.

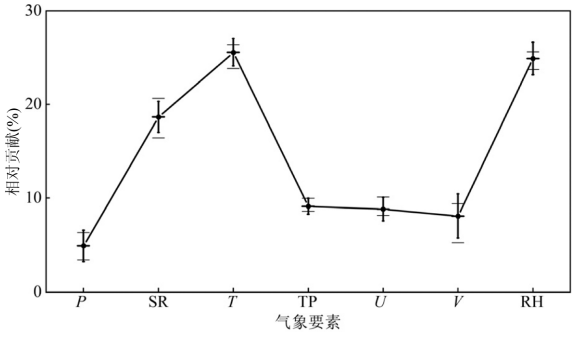


图 4 气象要素对 O_3 浓度的相对贡献

Fig.4 The relative contribution of meteorological factors on O_3 concentration

O_3 浓度相对贡献最大的三个气象因子正是相关性最强的因子,说明 T、RH 与 SR 对 O_3 浓度的影响较为显著且响应关系接近线性.该三项气象要素的全部数据点和污染数据点分布见图 5,污染数据点的 SR 分布无明显规律,可能受光化学饱和阈值、SR 与其他气象因子的非线性交互作用,以及区域输送对局地臭氧浓度的外源输入影响共同作用[59,60-62];而 T 方面,污染数据点主要集中于较高温度区间,尤其当 T>30℃时,污染现象较易发生;RH 方面,污染数据点主要出现在相对湿度较低的范围内,当 36%<RH<56%时,O_3 污染情况较为频繁,而当 RH 超过 75%时,O_3 污染频率随湿度增加而显著下降.该特征与杭州、枣庄等地的观测结果相符[63-64].该结论与前文相关性分析及文献[22]的研究结果相符.U 和 V 也对邯郸市 2014~2023 年 7 月 O_3 浓度具有一定贡献,其作用主要体现在大气污染物区域输送及局地积累过程上.邯郸市位于河北省南部,受季风和区域性气象条件影响,南北通道传输明显[65],来自其他污染区域的空气团可能携带大量 O_3 及其前体物[49],促进 O_3 生成使其浓度上升.

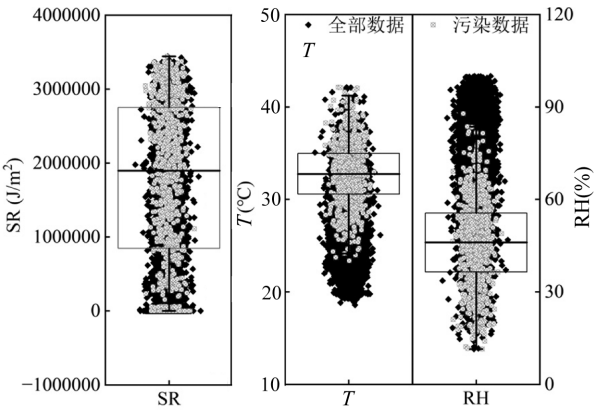


图 5　全部数据点和污染数据点的 SR、T 和 RH 分布

Fig.5　The SR, T and RH distribution of all data points and pollution data points

邯郸 O_3 污染由 T 和 RH 共同主导的特征,与中国多数内陆城市,特别是华北地区的普遍规律相吻合[66-67].然而,不同区域的主导气象因子存在显著差异.例如,在青岛等沿海城市,RH 则成为最重要的影响因素,高湿度或特定温度区间(26~32℃)会抑制 O_3 的形成[68].这种差异主要与 RH 和 T 影响 O_3 生成的物理化学机制有关.一方面,高湿环境能够通过增加 HO_2 自由基的非均相清除,以及将 NO_x 转化为活性较低的 HNO_3 等路径,来降低大气氧化能力,从而抑制 O_3 生成.另一方面,高温则可能通过抑制植物源 VOCs(如异戊二烯)的排放和加速 PANs 的热分解来减缓 O_3 的净积累速率[69-70].因此,区域独特的地理位置、主导气候条件及污染源特征,共同决定了影响 O_3 的关键气象因子及其响应阈值的差异性[71].

2.3　O_3 及其前体物响应关系研究

2.3.1　模拟效果评估　前述分析结果表明,不同年份单一气象要素对 O_3 浓度的相关性和相对贡献较为稳定,因此,本研究选取课题组最新污染源排放清单,利用 WRF-CAMx 耦合模式系统对邯郸市夏季 O_3 生成敏感性及其前体物减排方案展开研究,为确保模式系统对污染物模拟的准确性,采用中国环境监测总站发布的邯郸市东污水处理厂、矿院及丛台公园三个国控站点的 O_3 逐小时监测数据对模拟效果进行验证.模式性能验证采用相关系数(R)、标准平均偏差(NMB)和标准平均误差(NME)作为评价指标[72],模拟效果评估结果见表 3,O_3 逐小时模拟值与监测值对比见图 6.结果显示,2021 年 7 月模型模拟的 O_3 逐小时浓度与三个国控站点监测值之间的 R 为 0.67,NMB 为−4.37%,NME 为 39.40%,误差主要源于气象驱动和排放清单不确定性,整体模拟性能符合美国 EPA 对空气质量模型评估验证的相关标准[73],模拟效果较好,对下文的研究具有可参考性.

表 3　模拟效果统计参数

Table 3　Simulation effect statistical parameters

统计参数	东污水处理厂	矿院	丛台公园	平均值
R	0.68	0.66	0.66	0.67
NMB(%)	−6.62	−3.53	−2.97	−4.37
NME(%)	36.55	41.66	39.99	39.40

2.3.2　O_3 敏感性分析　基于数值模拟结果,本研究进一步计算并判定各区县的 O_3 控制区类型.在 S_2 和 S_{10} 减排情景下各区县 O_3-8h 月均下降浓度的数量关系见图 7.具体而言,在仅削减人为源 VOCs 排放量 30%且其他污染物排放量保持不变的情景下,丛台区、邯山区、复兴区、峰峰矿区、武安市及磁县的 O_3-8h 月均浓度下降量均较基准情景及仅削减人为源 NO_x 排放量 30%情景下高出 2μg/m^3 以上,因此判定这六个区县为 VOCs 控制区.相反,在仅削减人为源 NO_x 排放量 30%且其他污染物排放量不变的情景

下,馆陶县、魏县及大名县的 O_3-8h 月均浓度下降量均高于基准情景及仅削减人为源 VOCs 排放量 30%情景下 2μg/m^3 以上,因此这三个区县被划分为 NO_x 控制区.此外,肥乡区、永年区、涉县、鸡泽县、曲周县、邱县、成安县、临漳县及广平县在两种减排情景下均表现出 O_3-8h 月均浓度下降量超过 2μg/m^3,但两种情景之间的差值小于 2μg/m^3,故归为 VOCs 与 NO_x 协同控制区.总体而言,邯郸市主城区及中西部地区划归为 VOCs 控制区,最东部的三个区县划归为 NO_x 控制区,其余区域则为 VOCs 与 NO_x 协同控制区.

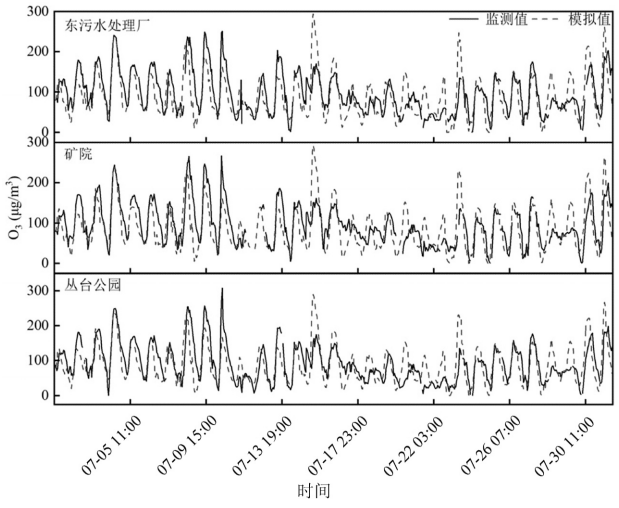


图 6 O_3 逐小时模拟值与监测值对比

Fig. 6 Comparison between hourly simulated value and monitoring value of O_3

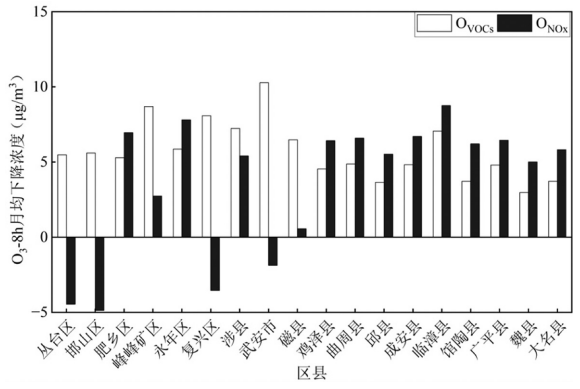


图 7 两种减排情景下各区县 O_3-8h 月均下降浓度

Fig.7 Monthly average concentration decrease of O_3-8h in each district under two emission reduction scenarios

邯郸市 VOCs 控制区主要集中在钢铁、化工、建材、标准件等工业企业聚集的区域,这些地区施工工地密集、人口较多,且多个区县交界处存在大量城中村,生活面源污染突出,机动车活动频繁.这些特征与 VOCs 控制区的划定结果相符.NO_x 控制区位于邯郸市东部,主要为农业主导的县域,工业企业数量较少,NO_x 排放相对较低,排放源主要来自农业活动,机动车排放较少.VOCs 与 NO_x 协同控制区主要覆盖邯郸市中东部,该地区工业企业众多,涵盖溶剂使用、工业涂装等行业,机动车排放也较为显著,需采取协同控制策略进行减排.以上分区与各区域产业结构及排放特征相契合,旨在实现因地制宜、协同高效的减排效果.

2.3.3 O_3 前体物减排方案 由于 O_3 与其前体物 VOCs 和 NO_x 之间存在明显的非线性响应关系[74],合理确定前体物削减比例显得尤为重要.不合理的减排方案不仅无法实现 O_3 浓度的控制目标,反而可能导致 O_3 污染情况的进一步恶化.通过 O_3 生成敏感性分析结果可以看出,削减 NO_x 排放量会导致邯郸市主城区的 O_3 浓度反而上升,因此,对于主城区而言,仅削减 VOCs 排放量是实现 O_3 浓度控制目标的有效途径.然而,由于邯郸市 $PM_{2.5}$ 污染依然较为严重, NO_x 的减排依然有较大需求.同时,实际的污染物减排政策通常涉及多种污染物的综合减排,因此,单独削减某一污染物的控制策略在实际操作中较为困难.

根据数值模拟结果,提取邯郸市所有网格的浓度数据并计算各区县均值,绘制 EKMA 曲线并插入不同 O_3 浓度等值线[75-76],得到不同控制区的 O_3 前体物最佳削减比例,2021 年 7 月邯郸市 VOCs 控制区、VOCs 与 NO_x 协同控制区和 NO_x 控制区在 24 个不同前体物减排情景下 O_3 浓度变化情况见图 8.对于 VOCs 控制区而言,VOCs 排放量不变,随着 NO_x 削减比例的提高,O_3 浓度先上升后下降;而 NO_x 排放量不变,随着 VOCs 削减比例的提高,O_3 浓度持续且快速下降.对于 VOCs 和 NO_x 协同控制区来说,当 VOCs 排放量保持不变且 NO_x 削减比例提高时,或 NO_x 排放量不变且 VOCs 削减比例提高时,O_3 浓度均持续降低.对于 NO_x 控制区而言,VOCs 排放量不变且 NO_x 削减比例提高,与 NO_x 排放量不变且 VOCs 削减比例提高相比,O_3 浓度的下降速度较快.因此,VOCs 控制区仅削减 VOCs 排放量最佳,VOCs 和 NO_x 协同控制区和 NO_x 控制区可同时削减 VOCs 和 NO_x 排放量,以达到 O_3 浓度降低,空气质量改善的目标.

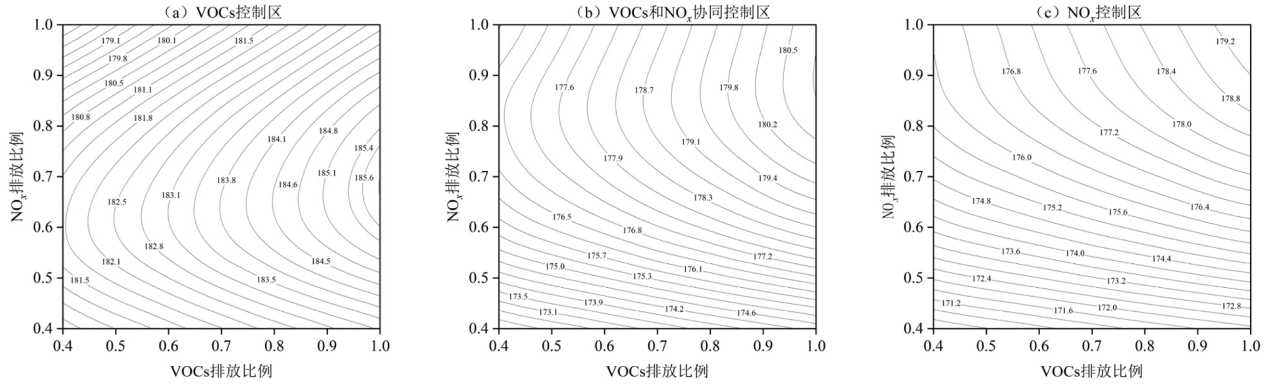


图 8　不同前体物减排情景下各控制区的 EKMA 曲线

Fig.8　EKMA curves for different control zones under various precursor reduction scenarios

VOCs 控制区、VOCs 与 NO_x 协同控制区和 NO_x 控制区在 24 种前体物减排比例下 O_3 浓度的变化情况见图 9,共选取了 7 种 VOCs 和 NO_x 削减比例,分别为仅削减 VOCs、仅削减 NO_x、1:1、1:2、2:1、1:1.5 和 1.5:1.对于 VOCs 控制区而言,能够使 O_3 浓度下降的前体物减排比例为仅削减 VOCs、2:1 和 1.5:1,综合考虑实际控制成本和 O_3 浓度控制效果[42,48],VOCs: NO_x=1.5:1 应为最佳减排比例.对于 VOCs 与 NO_x 协同控制区和 NO_x 控制区来说,使 O_3 浓度下降最为显著的前体物减排比例为 1:2、1:1.5 和 1:1,当 VOCs 削减比例为 0~10%时,1:1.5 和 1:1 对 O_3 浓度的控制效果差异较小,但均不如 1:2 的效果;当 VOCs 削减比例为 10~30%时,1:2 的控制效果明显优于 1:1.5,而 1:1.5 也优于 1:1.然而,在 1:2 减排情景下,当 VOCs 削减比例达到 30%时, NO_x 削减比例需要高达 60%,这一减排幅度较大,实际操作中存在一定难度.因此,VOCs: NO_x=1:1.5 作为最佳减排比例,更具现实操作意义.

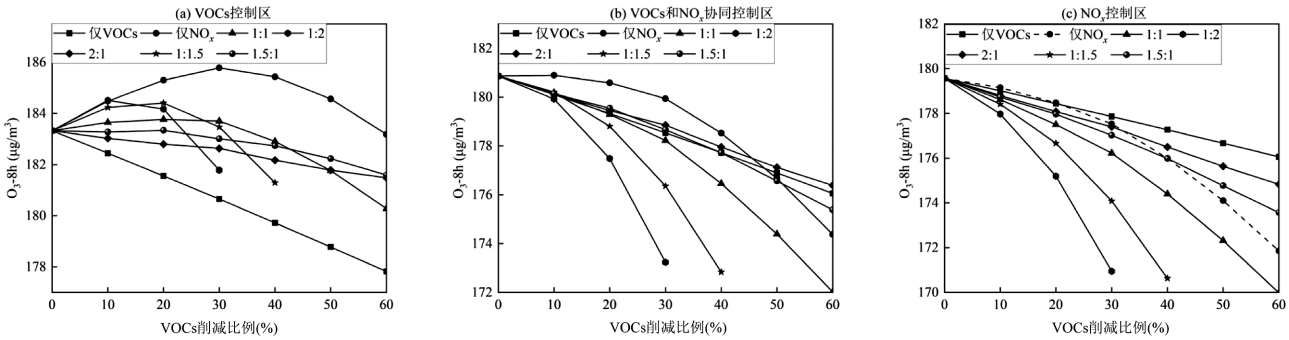


图 9　不同前体物减排比例下各控制区 O_3 浓度变化

Fig.9　Response of O_3 concentration to precursor reductions in different control zones

3　结论

3.1　邯郸市 O_3 污染呈现显著时空分异特征, 2016~2019 年期间邯郸市 $MDA8h\text{-}O_3\text{-}P_{90}$ 迅速升至 201 μg/m^3,随后至 2021 年出现回落.O_3-8h 月均浓度呈现显著的季节性变化,夏季浓度最高,春季次之,秋季较低,冬季最低.6 月 O_3 浓度达到峰值,1 月出现低值,且浓度超标现象主要发生在 6~7 月.逐小时平均浓度呈单峰型变化,6:00~7:00 时段为谷值,15:00~ 16:00 时段为峰值.

3.2　随机森林模拟结果表明,2014~2023 年 7 月期间,邯郸市 O_3 浓度与各气象要素的相关性依次为 RH(−0.69)、SR(0.68)和 T(0.58),T、RH 和 SR 对 O_3 浓度的相对贡献分别为 T[(25.56±2.02)%]、RH[(24.90±2.41)%]和 SR[(18.66±2.30)%].其中 T>30℃和 36%<RH<56%时,易出现 O_3 污染情况.

3.3　基于 O_3 敏感性分析结果,本研究提出了针对性的前体物减排策略.邯郸市主城区及中西部地区被划定为 VOCs 控制区,其最佳的 VOCs 与 NO_x 减排比例为 1.5:1;最东部三个区县则划为 NO_x 控制区,其余

区域划为 VOCs 与 NO_x 协同控制区,后者的最佳减排比例为 1:1.5.

参考文献:

[1] Qiu Y, Li X, Chai W, 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.

[2] 黄子健,段文娇,亓浩雲,等.京津冀区域 $PM_{2.5}$ 和 O_3 污染特征及协同控制分区 [J]. 中国环境科学, 2024,44(11):5971−5979.
Huang Z J, Duan W J, Qi H Y, et al. The spatiotemporal characteristics of $PM_{2.5}$ and O_3 in the Beijing−Tianjin−Hebei region and the health−based regional cooperative control strategy [J]. China Environmental Science, 2024,44(11):5971−5979.

[3] Vazquez Santiago J, Hata H, Martinez−Noriega E J, et al. Ozone trends and their sensitivity in global megacities under the warming climate [J]. Nature Communications, 2024,15(1):10236.

[4] 蒋 凯,侯晓松,程水源.典型工业城市 O_3 污染成因及控制策略研究 [J]. 中国环境科学, 2025,45(7):3553−3563.
Jiang K, Hou X S, Cheng S Y. Research on causes and control strategies of O_3 pollution in a typical industrial city [J/OL]. China Environmental Science, 2025,45(7):3553−3563.

[5] 程麟钧,王 帅,宫正宇,等.中国 O_3 浓度的时空变化特征及分区 [J]. 中国环境科学, 2017,37(11):4003−4012.
Cheng L J, Wang S, Gong Z Y, et al. Spatial and seasonal variation and regionalization of ozone concentrations in China [J]. China Environmental Science 2017,37(11):4003−4012.

[6] Xue Y, Ho S S H, Huang Y, et al. Source apportionment of VOCs and their impacts on surface ozone in an industry city of Baoji, Northwestern China [J]. Scientific Reports, 2017,7(1):9979.

[7] Wang R, Wang X, Cheng S, et al. Determining an optimal control strategy for anthropogenic VOC emissions in China based on source emissions and reactivity [J]. Journal of Environmental Sciences, 2024,136:248−260.

[8] Luo Z, Lu P, Chen Z, et al. Ozone concentration estimation and meteorological impact quantification in the Beijing−Tianjin−Hebei region based on machine learning models [J]. Earth and Space Science, 2024,11(2):e2023EA003346.

[9] 陈多宏,沈 劲,陈瑶瑶,等.2020 年珠三角 O_3 污染特征及主要成因 [J]. 中国环境科学, 2022,42(11):5000−5007.
Chen D H, Shen J, Chen Y Y, et al. Characteristics and main causes of ozone pollution in the Pearl River Delta in 2020 [J]. China Environmental Science, 2022,42(11):5000−5007.

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

[11] 邬双双,陈梓超,薛 鑫,等.基于 KZ 滤波分析气象对珠三角 O_3 趋势的影响 [J]. 中国环境科学, 2024,44(4):1905−1911.
Wu S S, Chen Z C, Xue X, et al. Analysis of meteorological effects on the trend of ozone in the Pearl River Delta using the KZ filtering method [J]. China Environmental Science, 2024,44(4):1905−1911.

[12] 李明明,王文春,王 雁,等.基于KZ滤波法分析2017~2022年山西中部城市群 O_3 变化趋势 [J]. 环境科学学报, 2025,45(2):306−319.
Li M M, Wang W C, Wang Y, et al. Analysis of ozone change trends in central Shanxi urban agglomeration from 2017to 2022based on KZ filter method [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2025,45(2):306−319.

[13] Gao M, Yin L, Ning J. Artificial neural network model for ozone concentration estimation and Monte Carlo analysis [J]. Atmospheric Environment, 2018,184:129−139.

[14] 李顺姬,李 红,陈 妙,等.气象因素对西安市西南城区大气中 O_3 及其前体物的影响 [J]. 气象与环境学报, 2018,34(4):59−67.
Li S J, Li H, Chen M, et al. Effect of meteorological parameters on ozone and its precursors in the southwest urban area of Xi'an [J]. Journal of Meteorology and Environment, 2018,34(4):59−67.

[15] Chen Z, Li R, Chen D, et al. Understanding the causal influence of major meteorological factors on ground ozone concentrations across China [J]. Journal of Cleaner Production, 2020,242:118498.

[16] 辛泊达,吕连宏,王 培,等.基于随机森林模型的 O_3 浓度时空变化特征及关键影响因子识别:以滁州市为例 [J]. 环境科学, 2024,45(9):5117−5126.
Xin B D, Lyu L H, Wang P, et al. Spatiotemporal variation characteristics of ozone and identification of key influencing factors based on random forest model: a Case study of chuzhou city [J]. Environmental Science, 2024,45(9):5117−5126.

[17] Sadeghi B, Ghahremanloo M, Mousavinezhad S, et al. Contributions of meteorology to ozone variations: Application of deep learning and the Kolmogorov−Zurbenko filter [J]. Environmental Pollution, 2022, 310:119863.

[18] Kang J, Zou X, Tan J, et al. Short-Term $PM_{2.5}$ concentration changes prediction: a comparison of meteorological and historical data [J]. Sustainability, 2023,15(14):11408.

[19] 王郁聪,裴波妮,许瑞广,等.基于随机森林的 O_3 污染事件分析:以邯郸市为例 [J]. 环境科学学报, 2025,45(2):320−333.
Wang Y C, Pei B N, Xu R G, et al. Analysis of ozone pollution events based on random forests: A case study of Handan City [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2025,45(2):320−333.

[20] Guo Y, Li K, Zhao B, et al. Evaluating the real changes of air quality due to clean air actions using a machine learning technique: Results from 12 Chinese mega−cities during 2013~2020, Chemosphere, 2022, 300,134608.

[21] Wang Y, Yang G, Wang L, et al. Characteristics and source apportionment of VOCs in a city with complex pollution in China [J]. Aerosol and Air Quality Research, 2020,20(10):2196−2210.

[22] 欧盛菊,魏 巍,王晓琦,等.华北地区典型重工业城市夏季近地面 O_3 污染特征及敏感性 [J]. 环境科学, 2020,41(7):3085−3094.
Ou S J, Wei W, Wang X Q, et al. Pollution characteristics and sensitivity of surface ozone in a typical heavy−industry city of the North China Plain in summer [J]. Environmental Science, 2020,41(7):3085−3094.

[23] 牛 元,程水源,欧盛菊,等.基于光化学指标法的邯郸市 O_3 生成敏感性 [J]. 环境科学, 2021,42(6):2691−2698.
Niu Y, Cheng S Y, Ou S J, et al. Applying photochemical indicators to analyze ozone sensitivity in Handan [J]. Environmental Science, 2021, 42(6):2691−2698.

[24] Li D, Wang S, Xue R, et al. OMI-observed HCHO in Shanghai, China, during 2010~2019 and ozone sensitivity inferred by an improved HCHO/NO_2 ratio [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2021,21(20):15447-15460.

[25] Ren H R, Xia Z Y, Yao L B, et al. Investigation on ozone formation mechanism and control strategy of VOCs in petrochemical region: insights from chemical reactivity and photochemical loss [J]. Science of The Total Environment, 2024,914:169891.

[26] Shan D, Du Z, Zhang T, et al. Variations, sources, and effects on ozone formation of VOCs during ozone episodes in 13cities in China [J]. Frontiers in Environmental Science, 2023,10:1084592.

[27] Li P, Chen C, Liu D, et al. Characteristics and source apportionment of ambient volatile organic compounds and ozone generation sensitivity in urban Jiaozuo, China [J]. Journal of Environmental Sciences, 2024,138:607-625.

[28] Zhao N, Zhang H, Wang G. Revealing the nonlinear responses of $PM_{2.5}$ and O_3 to VOC and NO_x emissions from various sources in Shandong, China [J]. Journal of Hazardous Materials, 2025,489:137655.

[29] Wang C, Duan W, Cheng S, et al. Gridemis V2.0: A highly integrated algorithm scheme for high-resolution and multi-component allocation of emission inventories used in air quality models [J]. Environmental Modelling & Software, 2025:106416.

[30] 兰　童,韩力慧,田　健,等.邢台市影响 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度多时间尺度演变的重要因素 [J]. 中国环境科学, 2024,44(9):4786-4795.
Lan T, Han L H, Tian J, et al. Important factors affecting the multi-scale variation of $PM_{2.5}$ and O_3 in Xingtai City and their contributions [J]. China Environmental Science, 2024,44(9):4786-4795.

[31] Breiman L. Random Forests [J]. Machine learning, 2001,45(1):5-32.

[32] Balogun A-L, Tella A. Modelling and investigating the impacts of climatic variables on ozone concentration in Malaysia using correlation analysis with random forest, decision tree regression, linear regression, and support vector regression [J]. Chemosphere, 2022,299:134250.

[33] Guan S, Zhang X, Zhao W, et al. A similarity distance-based space-time random forest model for estimating $PM_{2.5}$ concentrations over China [J]. Atmospheric Environment, 2023,313:120043.

[34] Chen J, Zhu S, Wang P, et al. Predicting particulate matter, nitrogen dioxide, and ozone across Great Britain with high spatiotemporal resolution based on random forest models [J]. Science of The Total Environment, 2024,926:171831.

[35] 潘　超,张海鸥,龙籽谕,等.不同城市人为及气象因素对空气质量的影响 [J]. 环境科学与技术, 2022,45(9):126-135.
Pan C, Zhang H O, Long Z Y, et al. Influence of anthropogenic and meteorological factors on air quality in different cities [J]. Environmental Science & Technology, 2022,45(9):126-135.

[36] 杨晓彤,康　平,王安怡,等.基于随机森林模型的四川盆地 O_3 污染预测 [J]. 环境科学, 2024,45(5):2507-2515.
Yang X T, Kang P, Wang A Y, et al. Prediction of ozone pollution in Sichuan basin based on random forest model [J]. Environmental Science, 2024,45(5):2507-2515.

[37] 周　红,王　鸣,柴文轩,等.基于随机森林的北京城区 O_3 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.

[38] Ma R, Ban J, Wang Q, et al. Random forest model based fine scale spatiotemporal O_3 trends in the Beijing-Tianjin-Hebei region in China, 2010 to 2017 [J]. Environmental Pollution, 2021,276:116635.

[39] 姚红岩,施润和.基于周边站点优化选取的随机森林 $PM_{2.5}$ 小时浓度预测研究 [J]. 环境科学学报, 2021,41(4):1565-1573.
Yao H Y, Shi R H. Research on hourly $PM_{2.5}$concentration prediction of random forest based on optimal selection of surrounding stations [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2021,41(4):1565-1573.

[40] Yao L, Han Y, Qi X, et al. Determination of major drive of ozone formation and improvement of O_3 prediction in typical North China Plain based on interpretable random forest model [J]. Science of The Total Environment, 2024,934:173193.

[41] Ge S, Wang S, Zhang J, et al. Ozone pollution control strategies examined by empirical kinetics modeling approach over the Beaumont-Port Arthur region in Texas of USA [J]. Atmospheric Pollution Research, 2021,12(1):403-413.

[42] 朱家贤,王晓琦,欧盛菊,等.2019 年 7 月石家庄市 O_3 生成敏感性及控制策略解析 [J]. 环境科学, 2022,43(7):3473-3482.
Zhu J X, Wang X Q, Ou S J, et al. Ozone sensitivity analysis and control strategy in Shijiazhuang city in July 2019 [J]. Environmental Science, 2022,43(7):3473-3482.

[43] Castell N, Stein A F, Mantilla E, et al. Evaluation of the use of photochemical indicators to assess ozone-NO_x-VOC sensitivity in the Southwestern Iberian Peninsula [J]. Journal of Atmospheric Chemistry, 2010,63(1)73-91.

[44] Sillman S, He D. Some theoretical results concerning O_3-NO_x-VOC chemistry and NO_x-VOC indicators [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2002,107(D22):ACH 26-1-ACH 26-15.

[45] Ding S, Wei Z, Liu S, et al. Uncovering the evolution of ozone pollution in China: a spatiotemporal characteristics reconstruction from 1980 to 2021 [J]. Atmospheric Research, 2024,307:107472.

[46] Morino Y, Sadanaga Y, Sato K, et al. Direct evaluation of the ozone production regime in smog chamber experiments [J]. Atmospheric Environment, 2023,309:119889.

[47] 赵江伟,聂赛赛,于玉洁,等.河北南部城市臭氧和 VOCs 的污染特征及传输贡献 [J]. 环境科学, 2023,44(9):4775-4784.
Zhao J W, Nie S S, Yu Y J, et al. Pollution characteristics and transport contributions of ambient ozone and volatile organic compounds in southern Hebei cities [J]. Environmental Science, 2023,44(9):4775-4784.

[48] 张新宇,王晓琦,王传达,等.保定市夏季 O_3 生成敏感性及前体物减排方案 [J]. 中国环境科学, 2023,43(6):2703-2713.
Zhang X Y, Wang X Q, Wang C D, et al. Ozone sensitivity and precursor emission reduction scheme in Baoding City in summer [J]. China Environmental Science, 2023,43(6):2703-2713.

[49] 姚诗音,魏　巍,沈泽亚,等.我国典型钢铁工业城市夏季 O_3 污染来源解析研究 [J]. 中国环境科学, 2021,41(1):37-48.
Yao S Y, Wei W, Shen Z Y, et al. Source apportionment of ozone pollution in the typical steel industry city of China in summer [J].

China Environmental Science, 2021,41(1):37−48.

[50] Wang H, Gao Y, Sheng L, et al. The impact of meteorology and emissions on surface ozone in Shandong Province, China, during summer 2014~2019 [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022,19(11):6758.

[51] Mater M, Schreier S F, Spangl W, et al. An analysis of 30 years of surface ozone concentrations in Austria: temporal evolution, changes in precursor emissions and chemical regimes, temperature dependence, and lessons for the future [J]. Environmental Science: Atmospheres, 2022,2(4):601−615.

[52] Zhang J, Gao Y, Leung L R, et al. Disentangling the mechanism of temperature and water vapor modulation on ozone under a warming climate [J]. Environmental Research Letters, 2022,17(12):124032.

[53] Miao Y, Che H, Zhang X, et al. Relationship between summertime concurring $PM_{2.5}$ and O_3 pollution and boundary layer height differs between Beijing and Shanghai, China [J]. Environmental Pollution, 2021,268:115775.

[54] Tong L, Gu Z, Zhu X, et al. Coastal ozone dynamics and formation regime in Eastern China: Integrating trend decomposition and machine learning techniques [J]. Journal of Environmental Sciences, 2025, 155:597−612.

[55] Jiang Z, Li J, Lu X, et al. Impact of western Pacific subtropical high on ozone pollution over eastern China [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2021,21(4):2601−2613.

[56] Bian H, Han S Q, Tie X X, et al. Evidence of impact of aerosols on surface ozone concentration in Tianjin, China [J]. Atmospheric Environment, 2007,41(22):4672−4681.

[57] Liao D, Wang L, Wang Y, et al. Effects of heat waves on ozone pollution in a coastal industrial city: Meteorological impacts and photochemical mechanisms [J]. Atmospheric Pollution Research, 2024, 15(11):102280.

[58] Shi Y, Zeng Q, Liu L, et al. Observed evidence that subsidence process stabilizes the boundary layer and increases the ground concentration of secondary pollutants [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2022,127(19):e2021JD035244.

[59] Liang J, Hang J, Jia S, et al. O_3−Nox−VOCs photochemical pollutant dispersion in 2D street canyon under effects of solar radiation [J]. Atmospheric Environment, 2025,344:121032.

[60] Zhang G, Band S S, Jun C, et al. Solar radiation estimation in different climates with meteorological variables using Bayesian model averaging and new soft computing models [J]. Energy Reports, 2021, 7:8973−8996.

[61] Li Z, Shi H, Yang X, et al. Investigating the nonlinear relationship between surface solar radiation and its influencing factors in North China Plain using interpretable machine learning [J]. Atmospheric Research, 2022,280:106406.

[62] Yao S, Wei W, Cheng S, et al. Impacts of meteorology and emissions on O_3 pollution during 2013~2018 and corresponding control strategy for a typical industrial city of China [J]. Atmosphere, 2021,12(5):619.

[63] Zhang L, Wang L, Ji D, et al. Explainable ensemble machine learning revealing the effect of meteorology and sources on ozone formation in megacity Hangzhou [J]. China. Sci. Total. Environ, 2024,922,171295.

[64] Wang C, Qin X, Zhang Y, et al. Machine learning integrated PMF model reveals influencing factors of ozone pollution in a coal chemical industry city at the Jiangsu−Shandong−Henan−Anhui boundary [J]. Atmospheric Environment: 2025,342,120916.

[65] 郑海胜.邯郸市 $PM_{2.5}$ 与 O_3 复合污染优化调控研究 [D]. 北京:北京工业大学, 2022.
Zheng H S. Optimization and control of $PM_{2.5}$ and O_3 composite pollution in Handan City [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2022.

[66] Hu C, Kang P, Jaffe D, et al. Understanding the impact of meteorology on ozone in 334 cities of China [J]. Atmospheric Environment, 2021,248,118221.

[67] 唐枷榕,田润泽,郭文勇,等.北京市夏季近地层臭氧对气温的量化响应关系 [J]. 环境科学研究, 2023,36(5):904−912.
Tang J R, Tian R Z, Guo W Y, et al. Quantitative relationship between near−surface ozone and air temperature over Beijing area in summer [J]. Research of Environmental Sciences, 2023,36(5):904−912.

[68] Yang J, Wang C, Zhang Y, et al. Unprecedented impacts of meteorological and photolysis rates on ozone pollution in a coastal megacity of northern China. Atmospheric Pollution Research, 2025, 16(5):102461.

[69] Porter W C, Heald C L, The mechanisms and meteorological drivers of the summertime ozone−temperature relationship [J]. Atmos. Chem. Phys. 2019,19:13367−13381.

[70] Pu X, Wang T, Huang X, et al. Enhanced surface ozone during the heat wave of 2013 in Yangtze River Delta region. China. Sci. Total. Environ. 2017,603:807−816.

[71] Qian J, Liao H, Yang Y, et al. Meteorological influences on daily variation and trend of summertime surface ozone over years of 2015~2020: Quantification for cities in the Yangtze River Delta. Science of the Total Environment, 2022,834,155107.

[72] Mao J, Yan F, Zheng L, et al. Ozone control strategies for local formation− and regional transport−dominant scenarios in a manufacturing city in southern China [J]. Science of The Total Environment, 2022,813:151883.

[73] US EPA. Guidance on the use of models and other analyses for demonstrating attainment of air quality goals for ozone, $PM_{2.5}$, and regional haze [M]. North Carolina: Research Triangle Park, 2013.

[74] Guo J, Xu Q, Yu S, et al. Investigation of atmospheric VOCs sources and ozone formation sensitivity during epidemic closure and control: a case study of Zhengzhou [J]. Atmospheric Pollution Research, 2024, 15(4):102035.

[75] Ge S, Wang S, Xu Q, et al. CAMx simulations of the control of anthropogenic emissions on the reduction of ozone formation in southeast Texas of USA [J]. Atmospheric Pollution Research, 2021, 12(7):101114.

[76] Wang D, Zhou J, Han L, et al. Source apportionment of VOCs and ozone formation potential and transport in Chengdu, China [J]. Atmospheric Pollution Research, 2023,14(5):101730.

作者简介：侯晓松(1995−),男,河北衡水人,北京工业大学博士研究生,主要研究方向为区域空气质量管理与调控;减污降碳协同控制;大气污染与气候变化协同应对.发表论文 10 余篇.houxs@emails.bjut.edu.cn.