

气象及排放变化对PM_{2.5}和O₃污染影响的定量评估方法研究进展

严宇^{1,2*}, 史文彬³, 陈优帆^{1,2}, 王聪^{1,2}

¹四川省环境政策研究与规划院, 四川 成都

²天府永兴实验室, 四川 成都

³无锡九方科技有限公司, 江苏 无锡

收稿日期: 2025年3月14日; 录用日期: 2025年4月20日; 发布日期: 2025年5月8日

摘要

在全球气候背景下, 气象因素对PM_{2.5}和O₃污染的影响日益突出。量化气象及排放变化对PM_{2.5}和O₃污染的影响, 对明确城市大气污染成因、科学指导下一步大气污染防治工作具有重要的现实意义。本文综述了气象条件和污染减排对PM_{2.5}和O₃污染影响的常用定量研究方法以及各类方法优缺点, 以期为大气环境管理决策提供科学参考。

关键词

气象, 排放, PM_{2.5}, O₃, 定量方法

A Review of Quantitative Assessment Methods for the Impacts of Emission and Meteorological Changes on PM_{2.5} and O₃ Pollution

Yu Yan^{1,2*}, Wenbin Shi³, Youfan Chen^{1,2}, Cong Wang^{1,2}

¹Sichuan Academy of Environmental Policy and Planning, Chengdu Sichuan

²Tianfu Yongxing Laboratory, Chengdu Sichuan

³Wuxi Ninecosmos Science and Technology, Wuxi Jiangsu

Received: Mar. 14th, 2025; accepted: Apr. 20th, 2025; published: May 8th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 严宇, 史文彬, 陈优帆, 王聪. 气象及排放变化对 PM_{2.5} 和 O₃ 污染影响的定量评估方法研究进展[J]. 环境保护前沿, 2025, 15(5): 685-692. DOI: 10.12677/aep.2025.155077

Abstract

In the context of global climate change, the influence of meteorological conditions on PM_{2.5} and O₃ pollution has become increasingly prominent. Quantifying the effects of meteorological and emission changes on PM_{2.5} and O₃ pollution was crucial for understanding the causes of urban air pollution and for scientifically guiding future air pollution control efforts. This paper reviewed commonly used research methods for assessing the impacts of meteorological conditions and pollution reduction on PM_{2.5} and O₃ pollution, along with the strengths and weaknesses of various methods, aiming to support for environmental management decisions.

Keywords

Meteorology, Emission, PM_{2.5}, O₃, Quantitative Method

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在过去几十年中,随着我国工业化和城镇化的快速推进,区域性大气复合污染事件频发,尤其是以细颗粒物(PM_{2.5})和臭氧(O₃)为主要特征的污染问题日益严重[1]。暴露于高浓度的 PM_{2.5} 和 O₃ 不仅对呼吸系统和心血管系统造成威胁,还可能引发多种慢性和急性疾病,严重影响公众健康[2]。2012 年,我国首次将 PM_{2.5} 纳入修订后的《环境空气质量标准》(GB3095-2012),并在 2013~2017 年间实施了《大气污染防治行动计划》。2018 年,国务院进一步出台了《打赢蓝天保卫战三年行动计划》,以推动大气污染防治工作。尽管在这些措施的推动下,我国主要污染物排放量有所下降,2020 年 337 个地级及以上城市 PM_{2.5} 的整体年均浓度降至 33 μg/m³,其中 202 个城市的 O₃ 与 PM_{2.5} 年均浓度已达标[3],但总体环境空气质量仍未实现根本改善,大气污染防治任务依然艰巨。

空气质量的改善受到气象条件的显著影响。2023 年,受气候变化背景下不利气象条件的影响,以及经济复苏带来的工业企业复工复产和社会活动水平恢复等因素,全国 PM_{2.5}、O₃ 和 NO₂ 等大气污染物平均浓度同比上升,优良率同比下降。此外,当前空气质量水平仍未满足保护公众健康的标准。尽管我国空气质量改善的速度较快,2023 年我国 339 个地级及以上城市的 PM_{2.5} 年均浓度仍为世界卫生组织最新发布的空气质量指导值(5 μg/m³)的五倍以上,与欧美国家的浓度水平相比,也有 2 至 4 倍的差距。因此,国务院于 2023 年 12 月印发《空气质量持续改善行动计划》,明确提出“十四五”期间的空气质量改善目标和具体措施,为未来的空气质量改善行动制定了明确的时间表和路线图。

尽管排放源减少或排放速率降低等减排措施通常会使得污染物浓度有所下降,有时会出现排放量减少而大气污染加重的现象。例如,2020 年初新冠疫情爆发期间,各类污染物排放显著减少,但京津冀及周边地区仍经历了多次重污染天气[4]。这表明,大气污染发生不仅受人为排放影响,还与区域气象条件密切相关。我国位于主要的季风气候区,大气环流表现出明显的季风气候变化特征,区域气象条件的变化受大气动力学和年际气候变化的显著影响。因此,准确评估污染减排的实际环境效果,需要剔除气象因素的干扰,以客观地分析排放变化对环境浓度的影响。在短时间尺度上,气象条件变化对大气污染物浓度的变幅更加显著,而在年际尺度上,气象条件对大气污染物年均浓度变化的影响仍需进一步明确[5]。

同时,对排放和气象影响的定量评估对于评估现有大气污染防治政策的效果及制定新的管理政策具有重要意义。

因此,本研究旨在总结近年来关于气象和人为减排的常用研究方法及其定量化研究成果,分析各类方法的优缺点,为定量评估气象及排放变化的影响以及大气环境管理决策提供技术参考。

2. 主要研究方法

目前,评估排放和气象条件对空气质量影响的方法有大气化学传输模型、数学统计分析方法和机器学习方法等,以下详细介绍主要技术方法的原理与应用情况。

2.1. 大气化学传输模型

大气化学传输模型(CTMs, Chemical Transport Models)是基于物理和化学过程的数学模型,用于模拟污染物在大气中的传输、转化和沉降。大气化学传输模型通常包括以下几个模块:(1)气象模块,提供风速、风向、温度、湿度等气象数据,用于模拟污染物的输送和扩散;(2)排放模块,输入各类污染源的排放数据(如交通、工业、建筑等);(3)化学反应模块,描述大气中的化学反应过程,如氧化反应、光化学反应等;(4)沉降模块,模拟污染物在大气中的沉降过程,包括干沉降和湿沉降。通过改变大气化学传输模型的输入资料——气象场或源排放清单,可以定量研究二者对污染物的影响效果。目前国内外已有不少学者基于各类传输模式研究量化气象和排放条件变化对 O_3 浓度变化的贡献。例如,Zhai 等[6]使用 GESO-Chem 模型控制 2013~2017 年华北平原地区气象条件,得出年均硝酸盐含量下降是由气象因素而非 NO_x 排放量的减少所驱动;Shi 等[7]通过改变 WRF-CMAQ 模型中气象参数,定量分析了中国不同地区地面 O_3 和 $PM_{2.5}$ 对关键气象参数的敏感性,得出气象参数的变化会导致地表 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的显著变化。王毓铮等[8]利用 WRF-CAMx 模型量化了在 2016 年气象条件下,2014~2016 年期间减排措施使肇庆市本地生成 $PM_{2.5}$ 浓度下降了 16.0%。

气象条件变化对 $PM_{2.5}$ (或 O_3) 浓度的定量分析方法,常采用“固定排放清单,改变气象条件”的敏感性模拟方法[9]。利用中尺度气象模型(比如 WRF 模型)模拟基准年和目标年的气象场,固定使用基准年的人为源排放清单,则模拟 $PM_{2.5}$ (或 O_3) 浓度的变化只与气象条件变化有关,从而定量评估目标年单纯气象条件变化导致的 $PM_{2.5}$ (或 O_3) 浓度同比变化。计算方法如下:

(1) 大气污染物浓度对气象条件变化的相对响应因子(RRF)

$$RRF = \frac{E_{base} M_{case}}{E_{base} M_{base}} \quad (1)$$

(2) 基准情景气象条件下的大气污染物浓度预测浓度

$$E_{base} M_{case} - adjust = OBS_{base} \times RRF \quad (2)$$

(3) 气象场变化对大气污染物浓度变化的影响

$$\Delta Pol_{met} = E_{base} M_{case} - adjust - OBS_{base} \quad (3)$$

$$Ratio_{met} = \frac{\Delta Pol_{met}}{OBS_{case} - OBS_{base}} \quad (4)$$

(4) 源排放变化对大气污染物浓度变化的影响

$$\Delta Pol_{Emiss} = OBS_{case} - E_{base} M_{case} - adjust \quad (5)$$

$$Ratio_{Emiss} = \frac{\Delta Pol_{Emiss}}{OBS_{case} - OBS_{base}} \quad (6)$$

式中, OBS_{base} 表示基准情景下城市大气污染物监测浓度值; OBS_{case} 表示目标情景下大气污染物监测浓度值; $E_{base}M_{base}$ 表示基准情景下城市大气污染物模拟浓度值, 模拟使用基准情景源清单、基准情景气象场; $E_{base}M_{case}$ 表示目标情景下城市大气污染物模拟浓度值, 模拟使用基准情景源清单、目标情景气象场; $E_{base}M_{case} - adjust$ 表示目标情景气象条件下的城市大气污染物浓度预测值; ΔPol_{met} 表示气象条件对城市大气污染物浓度变化的贡献量; $Ratio_{met}$ 表示气象条件对城市大气污染物浓度变化的贡献占比; ΔPol_{Emiss} 表示人为源变化对城市大气污染物浓度变化的贡献量; $Ratio_{Emiss}$ 表示人为源变化对城市大气污染物浓度变化的贡献占比。

此外, $PM_{2.5}$ 气象评估指数(EMI)是衡量气象条件变化所导致的大气污染物浓度变化的无量纲常数, 用地面至 1500 m 高度气柱 $PM_{2.5}$ 平均浓度与参考浓度的比值表示, 可用于分析在特定时段内, 不考虑排放源的变化, 气象要素通过扩散、传输、干湿沉降和化学转化等方式对大气污染物浓度变化所造成的影响[10]。在不同年份的相同时段相互比较时, EMI 指数的差异意味着在人为排放不变条件下气象条件所导致的大气污染物浓度变化率, 与实际观测的大气污染物浓度变化率的差值即为减排措施产生的理论效果[11]。岳岩裕等[12]应用 EMI 指数评估武汉市军运会期间气象条件对 $PM_{2.5}$ 浓度变化的贡献, 结果表明 2019 年 10 月相对于 2018 年同期气象条件较好, 有利于污染物扩散, 2019 年 $PM_{2.5}$ 浓度较 2018 年下降了 24%, 其中减排的贡献为 23%。

基于大气化学传输模型的敏感性分析方法便于理解排放和气象对污染物浓度影响的物理意义, 然而, 由于模型使用的排放清单和模型本身参数化方案存在的误差, 研究结果存在一定的不确定性[13]。

2.2. 统计分析方法

20 世纪 90 年代以来, 使用空气质量数据的统计分析方法被用于消除气象对空气质量的影响, 包括 KZ (kolmogorov-zurbenko) 滤波模型和深度神经网络模型[14][15]。Li 等[16]将 KZ 滤波模型和人工智能结合建模, 得出该混合模型性能良好, 适用于了解污染物的时间变化特征; Gao 等[17]使用混合模型评估了 O_3 前体物和气象因素对河北省 2013~2017 年臭氧日最大 8h(MDA8 O_3)的影响, 得出 O_3 变化受气象因素的影响显著。虽然 KZ 滤波模型和深度神经网络模型表现出较高的性能, 但无法研究输入变量对污染物的影响, 因此被称为“黑盒”模型[18]。统计回归分析方法是建立 $PM_{2.5}$ 或 O_3 浓度与气象变量(如温度、湿度、风速)、时间变量(如季节性变化)之间的关系模型。例如, 多元线性回归、广义线性模型(GLM)等。通过回归分析, 可以量化不同气象因素对 $PM_{2.5}$ 或 O_3 浓度的影响, 并了解它们的贡献程度。Zhai 等[19]以中国地面气象观测日值数据及 MERRA2 再分析数据中的风速、降水、相对湿度、气温和 850 hPa 经向风等作为预报变量, 采用逐步多元线性回归法建立 2013~2018 年中国主要地区的 $PM_{2.5}$ 污染潜势预报模型, 定量分析气象条件对中国 $PM_{2.5}$ 浓度下降趋势的贡献占 12%。如果已知某些气象条件下排放量的变化, 结合回归模型中的残差和预测误差, 可以间接推断排放变化对污染物浓度的影响。此外, 使用时间序列模型(如自回归积分滑动平均模型 ARIMA、季节性 ARIMA), 对 $PM_{2.5}$ 或 O_3 浓度进行时间序列建模, 识别 $PM_{2.5}$ 或 O_3 浓度的长期趋势和周期性波动, 结合气象数据分析这些变化的驱动因素, 并对污染物浓度进行预测, 验证模型的准确性[20]。另外, 通过主成分分析提取污染物浓度、气象因素和其他相关变量的主要成分, 减少数据维度, 识别对 $PM_{2.5}$ 或 O_3 浓度影响最大的气象因素和其他变量, 同时简化数据处理和模型建立过程, 突出主要影响因素[21]。

基于统计学的评估方法, 以环境空气质量监测数据为分析对象, 通过选用适当的数理统计方法对气象协变量变异引起的偏差进行调整, 这类方法不依赖于排放清单, 能客观的评估排放与气象因素的影响

[22]。应用统计学类评估方法的技术难点在于：一是统计学方法对分析数据有着严格的参数检验条件，而环境数据一般不完全符合正态分布等要求；二是气象与污染存在非线性交互作用，传统的统计学方法对复杂非线性问题建模存在过程繁琐、模型性能偏弱等不足。

2.3. 基于机器学习算法的气象归一化技术

随着空气污染相关数据的不断积累和机器学习算法的快速发展，近年来，一种基于机器学习算法的气象归一化技术，成功应用于评估全国许多城市大气污染物的变化趋势研究[23]。该方法假设污染排放具有周期性，利用环境气象数据和源强周期性指示变量等历史数据资料与污染物环境浓度训练回归模型，多使用拟合性能较优的随机森林等树模型进行回归。相较于传统模型表现出更好的性能(更低的均方根误差和更高的相关性)。为消减气象条件的扰动，对于任一时刻的污染物，随机选取若干组历史气象数据，预测该污染物在相应气象条件下的浓度。基于大数定理和中心极限定理，将多次预测的污染物浓度的算术平均值作为其排放强度的度量，即平均气象条件下的污染物浓度。该方法计算高效、时间分辨率高、可对非线性问题建模且其拟合性能优于传统算法，较好地弥补了传统统计学评估方法的局限性。

经过近几年的发展优化，当前这一气象调整方法已可实现对政策干预情景下(如新冠疫情防控等)环境空气污染物排放强度变化的动态响应评估，该技术在全球近 200 余个城市得到了应用。Vu 等[24]利用基于随机森林模型的气象归一化方法，量化北京市气象条件对空气质量的逐年变化影响，认为近年的大气行动计划使北京市实际空气质量得到明显改善，其中污染扩散条件显著改善是重要原因，建议未来的目标设定应考虑气候变化以及气象条件状况。Li 等[25]认为将气象归一化方法应用于空气质量数据中有助于理解 O_3 随时间变化情况，明确中国不同城市 O_3 污染防治的成效。Guo 等[26]对中国 12 个特大城市的数据进行气象归一化处理后，得到气象条件对两个清洁空气行动计划期间除 O_3 以外主要污染物的减少都表现出积极的贡献，并建议使用气象归一化分析作为区域内常规政策的评估工具。Liu 等[27]利用气象归一化技术剔除气象条件的影响后，得到 2020 年 2 月和 3 月湖北省气象条件相较 2019 年同期更有利于 $PM_{2.5}$ 的上升，但人为排放的减少导致 $PM_{2.5}$ 下降近 3 成。这些研究已充分证明机器学习方法可以有效剥离气象和排放对空气质量的影响。而机器学习方法相较于其他方法低廉的使用成本是其另一优势，具备更广泛的使用潜力[28]。

尽管机器学习模型(如随机森林、XGBoost)在气象归一化和污染物预测中表现出较高的精度，但仍存在一些局限性值得重点关注。一方面是模型可解释性不足，机器学习模型通常被视为“黑箱”，其内部决策机制难以直接解释。例如，随机森林通过多决策树的投票机制输出结果，但单个特征对预测结果的具体贡献难以量化。这可能导致决策者对模型结果的信任度降低，尤其在政策制定场景中需明确归因分析时，需结合后验解释工具(如 SHAP 值、特征重要性排序)辅助分析[29]。另一方面是数据依赖性较强，机器学习模型的性能高度依赖训练数据的质量和代表性。若历史数据存在偏差(如监测站点分布不均、极端气象事件样本不足)，可能导致模型在未知场景中的泛化能力下降。此外，模型对输入特征的敏感性较高，需通过特征选择和正则化技术避免过拟合风险[30]。此外，与传统物理模型相比，机器学习模型在不确定性量化方面存在天然劣势，尽管可通过 Bootstrap 或蒙特卡洛模拟估计预测区间，但其可靠性仍受限于训练数据分布和模型假设[31]。未来研究需进一步探索机器学习框架在空气质量模拟中的应用[32]。

2.4. 方法比较

表 1 概括了几类常用方法的基本情况及优缺点。

Table 1. Common methods for assessing the impacts of emission and meteorological changes on PM_{2.5} and O₃ Pollution
表 1. 评估排放和气象对 PM_{2.5} 与 O₃ 污染影响的常用方法

研究方法	原理	优缺点
大气化学传输模型	通过调整排放清单和气象设置，设计多情景分析以表征排放和气象对空气质量的影响。	能反映 O ₃ 和 PM _{2.5} 浓度与前体物排放之间强烈的非线性关系且多气象条件的影响，但对计算机资源需求相对较高，结果可靠性受排放清单和气象场数据不确定性影响。
数理统计方法	利用多元线性回归、经验正交函数或 KZ 滤波等方法，构建气象或排放数据和空气质量观测浓度之间的关系。	能通过数学方程拟合或剥离单个影响因素，但难以准确捕获 O ₃ 和 PM _{2.5} 浓度与前体物排放之间复杂的非线性关系。
机器学习方法	采用气象归一化方法，解耦空气质量时间序列中气象对空气质量影响，定量排放和气象因素对污染物的影响。	相较于数理统计方法表现出更好的性能(更低的均方根误差和更高的相关性)，相较于其他方法低廉的使用成本，具有更广泛的使用潜力，但“黑箱”特性导致其在政策归因中的可信度受限。

3. 结论与展望

在评估排放和气象条件对空气质量的影响时，大气化学传输模型、数学统计分析方法和机器学习方法呈现互补性特征，但其适用性需结合具体场景权衡。从方法学的差异化优势来看，大气化学传输模型提供详细的物理和化学过程模拟，尤其适用于污染物时空演变过程和成因分析，但计算复杂度高、实时性不足；数学统计分析方法适合数据量较小的情况，但对非线性交互效应捕捉能力有限；机器学习方法通过数据驱动模式在复杂非线性建模中表现突出，但“黑箱”特性导致其在政策归因中的可信度受限。

未来聚焦模型融合技术创新，通过嵌入式耦合(例如将神经网络嵌入大气化学传输模型的化学机制模块，提升大气污染物模拟效率)，或动态数据同化(例如融合卫星遥感和地面监测数据，构建小时级动态排放清单，支撑实时预测与政策效果追踪)，加强大气化学传输模型和机器学习方法的集成应用。亦可着眼于不确定性量化框架，开发“气象-排放-化学”不确定性传递模型，利用贝叶斯网络解析各环节误差对 PM_{2.5} 或 O₃ 归因结果的贡献度等，加深对于数值模拟结果的理解。从而探究气候变化背景下气象和排放对区域以及城市空气质量变化的贡献，剖析主要大气污染物长期趋势特征，解耦气象因素对污染物的影响，量化气象因素和排放因素对污染物浓度变化的贡献情况，深入分析未来空气质量演变态势、显著特点与突出问题，并进一步研判趋势性问题、提出应对举措，更好为城市空气质量持续改善提供科技支撑。

基金项目

国家重点研发计划(No. 2023YFC3709305)；四川省生态环境保护专项项目(No.2024-J-003)。

参考文献

[1] 唐孝炎, 张远航, 邵敏. 大气环境化学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.

[2] Fuller, R., Landrigan, P.J., Balakrishnan, K., Bathan, G., Bose-O'Reilly, S., Brauer, M., *et al.* (2022) Pollution and Health: A Progress Update. *The Lancet Planetary Health*, 6, e535-e547. [https://doi.org/10.1016/s2542-5196\(22\)00090-0](https://doi.org/10.1016/s2542-5196(22)00090-0)

[3] 中华人民共和国生态环境部. 2020 年中国生态环境状况公报[R]. 北京: 中华人民共和国生态环境部, 2021.

[4] 逯世泽, 史旭荣, 薛文博, 等. 新冠肺炎疫情期间气象条件和排放变化对 PM_{2.5} 的影响[J]. 环境科学, 2021, 42(7): 3099-3106.

[5] 戴启立, 戴天骄, 侯林璐, 等. 污染减排与气象因素对我国主要城市 2015~2021 年环境空气质量变化的贡献评估[J]. 中国科学: 地球科学, 2023, 53(8): 1741-1753.

[6] Zhai, S., Jacob, D.J., Wang, X., Liu, Z., Wen, T., Shah, V., *et al.* (2021) Control of Particulate Nitrate Air Pollution in China. *Nature Geoscience*, 14, 389-395. <https://doi.org/10.1038/s41561-021-00726-z>

- [7] Shi, Z., Huang, L., Li, J., Ying, Q., Zhang, H. and Hu, J. (2020) Sensitivity Analysis of the Surface Ozone and Fine Particulate Matter to Meteorological Parameters in China. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **20**, 13455-13466. <https://doi.org/10.5194/acp-20-13455-2020>
- [8] 王毓铮, 黄志炯, 肖笑, 等. 珠三角典型城市大气污染减排措施的 PM_{2.5} 改善评估研究[J]. 环境科学学报, 2021, 41(7): 2530-2539.
- [9] 薛文博, 史旭荣, 严刚, 等. 气象条件和排放变化对 2020 年春节前后华北地区重污染过程的影响[J]. 中国科学: 地球科学, 2021, 51(2): 314-324.
- [10] 张碧辉, 刘洪利, 张迪, 等. QX/T 479-2019 PM_{2.5} 气象条件评估指数(EMI) [S]. 北京: 中国气象局, 2019.
- [11] 张宸赫, 王东东, 赵天良, 等. 基于 WRF-Chem 和 EMI 指数的新冠肺炎疫情期间沈阳市大气污染物浓度变化原因分析[J]. 环境科学学报, 2021, 41(9): 3709-3716.
- [12] 岳岩裕, 沈龙娇, 周悦, 等. 武汉市军运会期间空气质量特征及气象条件分析[J]. 气象, 2022, 48(1): 96-106.
- [13] Gao, M., Han, Z., Liu, Z., Li, M., Xin, J., Tao, Z., *et al.* (2018) Air Quality and Climate Change, Topic 3 of the Model Inter-Comparison Study for Asia Phase III (Mics-Asia III)—Part 1: Overview and Model Evaluation. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **18**, 4859-4884. <https://doi.org/10.5194/acp-18-4859-2018>
- [14] Henneman, L.R.F., Liu, C., Mulholland, J.A. and Russell, A.G. (2016) Evaluating the Effectiveness of Air Quality Regulations: A Review of Accountability Studies and Frameworks. *Journal of the Air & Waste Management Association*, **67**, 144-172. <https://doi.org/10.1080/10962247.2016.1242518>
- [15] Wise, E.K. and Comrie, A.C. (2005) Extending the Kolmogorov-Zurbenko Filter: Application to Ozone, Particulate Matter, and Meteorological Trends. *Journal of the Air & Waste Management Association*, **55**, 1208-1216. <https://doi.org/10.1080/10473289.2005.10464718>
- [16] Li, P., Wang, Y. and Dong, Q. (2017) The Analysis and Application of a New Hybrid Pollutants Forecasting Model Using Modified Kolmogorov-Zurbenko Filter. *Science of The Total Environment*, **583**, 228-240. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.01.057>
- [17] Gao, S., Bai, Z., Liang, S., Yu, H., Chen, L., Sun, Y., *et al.* (2021) Simulation of Surface Ozone over Hebei Province, China Using Kolmogorov-Zurbenko and Artificial Neural Network (KZ-ANN) Combined Model. *Atmospheric Environment*, **261**, Article ID: 118599. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118599>
- [18] Gardner, M. and Dorling, S. (2001) Artificial Neural Network-Derived Trends in Daily Maximum Surface Ozone Concentrations. *Journal of the Air & Waste Management Association*, **51**, 1202-1210. <https://doi.org/10.1080/10473289.2001.10464338>
- [19] Zhai, S., Jacob, D.J., Wang, X., Shen, L., Li, K., Zhang, Y., *et al.* (2019) Fine Particulate Matter (PM_{2.5}) Trends in China, 2013-2018: Separating Contributions from Anthropogenic Emissions and Meteorology. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **19**, 11031-11041. <https://doi.org/10.5194/acp-19-11031-2019>
- [20] Zhang, B., Rong, Y., Yong, R., Qin, D., Li, M., Zou, G., *et al.* (2022) Deep Learning for Air Pollutant Concentration Prediction: A Review. *Atmospheric Environment*, **290**, Article ID: 119347. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2022.119347>
- [21] 王馨陆, 黄冉, 张雯娟, 等. 基于机器学习方法的臭氧和 PM_{2.5} 污染潜势预报模型——以成都市为例[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2021, 57(5): 938-950.
- [22] 张运江, 雷若媛, 崔世杰, 等. 2015-2020 年我国主要城市 PM_{2.5} 和 O₃ 污染时空变化趋势和影响因素[J]. 科学通报, 2022(67): 2029-2042.
- [23] Grange, S.K. and Carslaw, D.C. (2019) Using Meteorological Normalisation to Detect Interventions in Air Quality Time Series. *Science of the Total Environment*, **653**, 578-588. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.344>
- [24] Vu, T.V., Shi, Z., Cheng, J., Zhang, Q., He, K., Wang, S., *et al.* (2019) Assessing the Impact of Clean Air Action on Air Quality Trends in Beijing Using a Machine Learning Technique. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **19**, 11303-11314. <https://doi.org/10.5194/acp-19-11303-2019>
- [25] Li, C., Zhu, Q., Jin, X. and Cohen, R.C. (2022) Elucidating Contributions of Anthropogenic Volatile Organic Compounds and Particulate Matter to Ozone Trends over China. *Environmental Science & Technology*, **56**, 12906-12916. <https://doi.org/10.1021/acs.est.2c03315>
- [26] Guo, Y., Li, K., Zhao, B., Shen, J., Bloss, W.J., Azzi, M., *et al.* (2022) 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*, **300**, Article ID:134608. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2022.134608>
- [27] Liu, H., Yue, F. and Xie, Z. (2022) Quantify the Role of Anthropogenic Emission and Meteorology on Air Pollution Using Machine Learning Approach: A Case Study of PM_{2.5} during the COVID-19 Outbreak in Hubei Province, China. *Environmental Pollution*, **300**, Article ID:118932. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.118932>

-
- [28] 龚安保, 解欢, 于阳春, 等. 基于随机森林算法的山东省区域臭氧污染事件中气象条件和排放贡献影响研究[J]. 环境科学研究, 2024, 37(3): 493-501.
 - [29] Lundberg, S.M. and Lee, S.I. (2017) A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17)*, Long Beach, 4-9 December 2017, 4768-4777.
 - [30] Mehryar, M., Afshin, R. and Ameet, T. (2019) *Foundations of Machine Learning*. 2nd Edition, The MIT Press.
 - [31] Wilson, A.G. (2020) The Case for Bayesian Deep Learning. arXiv: 2001.10995.
 - [32] 卢亚灵, 李勃, 范朝阳, 等. 空气质量预测模拟技术演变与发展研究[J]. 中国环境管理, 2021, 13(4): 84-92.