

基于XGBoost-CMIP6耦合的哈尔滨市臭氧时空演变与未来情景预测

李思烨¹, 孟庆丰², 李善洁¹, 韦恣灏¹, 王忠良^{1*}

¹哈尔滨师范大学地理科学学院, 黑龙江 哈尔滨

²哈尔滨理工大学计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨

收稿日期: 2026年8月17日; 录用日期: 2026年9月23日; 发布日期: 2026年9月30日

摘要

为应对气候变化与人口老龄化背景下哈尔滨市臭氧(O₃)污染的健康威胁, 需科学预测未来多情景下的健康风险演变趋势。基于2018~2023年哈尔滨市监测数据与人口格网数据, 耦合XGBoost机器学习算法与CMIP6气候模式。主要得出了以下结论: ① 历史上, 哈尔滨市臭氧浓度呈“西高东低”分布, 主城区人口暴露强度高。② 模型验证显示XGBoost+CMIP6模拟性能良好(R²=0.81)。预测表明, 在SSP5-8.5高排放情景下, 2070年臭氧浓度将升至 $89 \pm 4 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 。③ 在SSP2-4.5中等排放情景下, 风险增幅显著放缓。综上若不采取严格管控, 未来气候变化将显著加剧哈尔滨市臭氧相关健康问题, 亟须制定差异化的减排策略。

关键词

哈尔滨市, 臭氧(O₃), 时空变化, 人口暴露风险

Spatiotemporal Evolution and Future Scenario Projections of Ozone in Harbin Based on XGBoost-CMIP6 Coupling

Siye Li¹, Qingfeng Meng², Shanjie Li¹, Minhao Wei¹, Zhongliang Wang^{1*}

¹College of Geographic Sciences, Harbin Normal University, Harbin Heilongjiang

²College of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin Heilongjiang

*通讯作者。

文章引用: 李思烨, 孟庆丰, 李善洁, 韦恣灏, 王忠良. 基于XGBoost-CMIP6耦合的哈尔滨市臭氧时空演变与未来情景预测[J]. 自然科学, 2026, 14(5): 723-734. DOI: 10.12677/ojns.2026.145076

Abstract

To address the health threats posed by ozone (O₃) pollution in Harbin under climate change and population aging, it is necessary to project future health risks under multiple scenarios. Based on air quality monitoring data and gridded population data for Harbin from 2018 to 2023, we coupled the XGBoost machine-learning algorithm with CMIP6 climate models. The main findings are as follows: (1) Historically, ozone concentrations in Harbin showed a west-high and east-low spatial pattern, with high population exposure intensity in the main urban area. (2) Model validation indicated that the coupled XGBoost-CMIP6 framework had good predictive performance ($R^2 = 0.81$). Under the SSP5-8.5 high-emission scenario, ozone concentrations are projected to increase to $89 \pm 4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ by 2070. (3) Under the SSP2-4.5 moderate-emission scenario, the projected increase in risk slows markedly. Without stringent controls, future climate change will substantially exacerbate ozone-related health risks in Harbin, highlighting the urgent need for differentiated emission-reduction strategies.

Keywords

Harbin, O₃, Spatiotemporal Variation, Population Exposure Risk

Copyright © 2026 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

近地面臭氧(O₃)是氮氧化物(NO_x)与挥发性有机物(VOCs)在高温、强光照条件下发生化学反应生成的二次污染物,已成为制约我国空气质量持续改善的关键瓶颈[1]。作为强氧化性气体, O₃ 不仅直接威胁人体呼吸系统与心血管系统[2], 还通过干扰地气系统辐射平衡影响气候系统[3], 其健康与环境危害的双重属性亟待重视。针对 O₃ 污染的严峻形势, 我国政策层面持续升级应对策略。《中共中央 国务院关于深入打好污染防治攻坚战的意见》将臭氧污染防治列为标志性战役, 明确 PM_{2.5} 与 O₃ 协同控制[4]; “十四五”生态环境保护规划进一步部署相关任务, 哈尔滨市推进臭氧协同控制与 VOCs 全过程整治, 并将臭氧纳入夏季应急管理、落实涉 VOCs 行业差异化减排[5]。

臭氧作为一种强氧化性污染物, 其对健康的危害已得到流行病学和毒理学研究的广泛证实。全球尺度研究(如 Orellano 等, 2020) [6]通过系统综述与 Meta 分析发现: 短期 O₃ 暴露会显著增加全因死亡及呼吸、心血管疾病等特定病因的死亡风险, 且风险随暴露浓度升高呈剂量 - 反应关系。这一结论在后续针对中国人群的研究中得到验证: Chen 等(2023) [7]基于多城市队列分析指出, 中国人群短期 O₃ 暴露同样会显著增加呼吸、心血管等多类疾病的死亡风险, 并进一步识别出不同疾病对应的 O₃ 浓度阈值(低于传统“安全值”的暴露仍可能带来健康危害)。

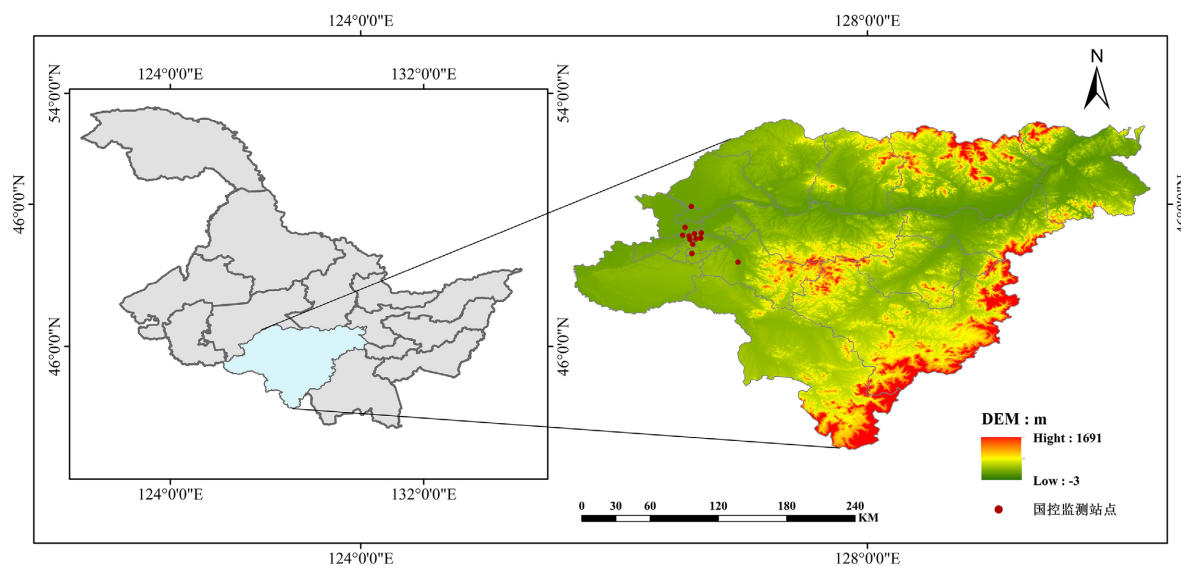
东北地区作为高纬度老工业基地, O₃ 污染呈现独特区域敏感性。现有研究表明, 2015~2021 年我国及重点城市 O₃ 浓度总体呈缓慢上升态势, 高值集中在暖季(5~9 月), 哈尔滨等北方城市 O₃ 污染持续偏高[8]。在“高排放情景”下, 受前体物排放与气候变化共同驱动, 夏季 O₃ 浓度及由此引发的健康风险可能进一步增加[9] [10]。然而, 当前针对城市级 O₃ 污染的精细化健康风险评估仍相对不足。为此, 本研究以

哈尔滨市为研究对象,综合利用《全国生态环境状况公报》¹2018~2023 年 O₃ 国控站点监测数据、TAP (Tracking Air Pollution in China)格点 O₃ 数据及高分辨率人口密度数据,系统分析近地面 O₃ 浓度的时空演变规律;进一步耦合人口分布信息;精细化估算 O₃ 人口暴露水平及其健康风险演变趋势;并基于 CMIP6 多模式集合与 SSP 路径(SSP2-4.5/SSP5-8.5),结合 XGBoost 算法优化模拟[11][12],预测 2026~2070 年哈尔滨市 O₃ 浓度的未来演变趋势。研究结果可为哈尔滨市及高纬度寒地城市 O₃ 污染防治、空气质量持续改善及公众健康风险防控提供科学依据。

2. 材料与研究方法

2.1. 研究区概况

哈尔滨市位于黑龙江省西南部,北纬 44°04'~46°40',东经 125°42'~130°10',地处松嫩平原东南部,是东北地区北部中心城市。全市共有 12 个环境空气自动监测国控点位(岭北、松北商大、阿城会宁、太平宏伟公园、道外承德广场、香坊红旗大街、呼兰师专、动力和平路、省农科院、道里建国路、平房东轻厂、南岗学府路)(图 1)。作为高纬度老工业基地,哈尔滨冬季供暖期长、夏季光化学反应活跃,O₃ 污染兼具“北方季节性供暖与南方光化学污染”混合特征,开展城市级臭氧健康风险精细化评估具有重要的区域代表性与现实意义[13]。



注:该图基于自然资源部标准底图服务网站下载的审图号为 GS (2024) 0650 号的标准地图制作,图 2 同。

Figure 1. Ambient air quality monitoring sites in Harbin City

图 1. 哈尔滨市环境空气质量监测点位图

2.2. 气象数据来源

哈尔滨市的空气质量国控监测站点逐时臭氧浓度数据,来源于环境气象数据服务平台 (http://eia-data.com/pm25_download/) [14]。由于设备故障、停电、运行不良等原因出现的错误数据被剔除,用于城市污染评价。另一套来源于由清华大学等多家单位开发并维护的中国大气成分近实时追踪数据集 (Tracking Air Pollution in China, TAP, <http://tapdata.org.cn>) [15] [16],提供逐日 O₃-8 h 浓度格点数据,空间

¹<https://www.mee.gov.cn/hjzl/sthjzk/zghjzkgb/>

分辨率为 10 km，该研究从中提取哈尔滨市范围内的格点数据。TAP 数据集，是集成地面观测、卫星反演、排放清单和模式模拟，通过多源数据融合与机器学习提供全国 10 km 分辨率逐日 MDA8 O₃ (臭氧日最大 8 小时平均浓度)数据。

2.3. 人口数据来源

本研究使用的全球人口分布数据来源于美国橡树岭国家实验室(ORNL)开发的 LandScan Global 数据集，时间跨度为 2018~2023 年[17]。该数据集采用 Dasymetric 空间建模方法，将人口普查数据分配至约 1 km 网格[18]。该研究提取哈尔滨区域数据，通过 ArcGIS 10.8 裁剪至哈尔滨市行政边界，以实现 O₃ 浓度格点数据与人口密度数据的匹配(图 2)。

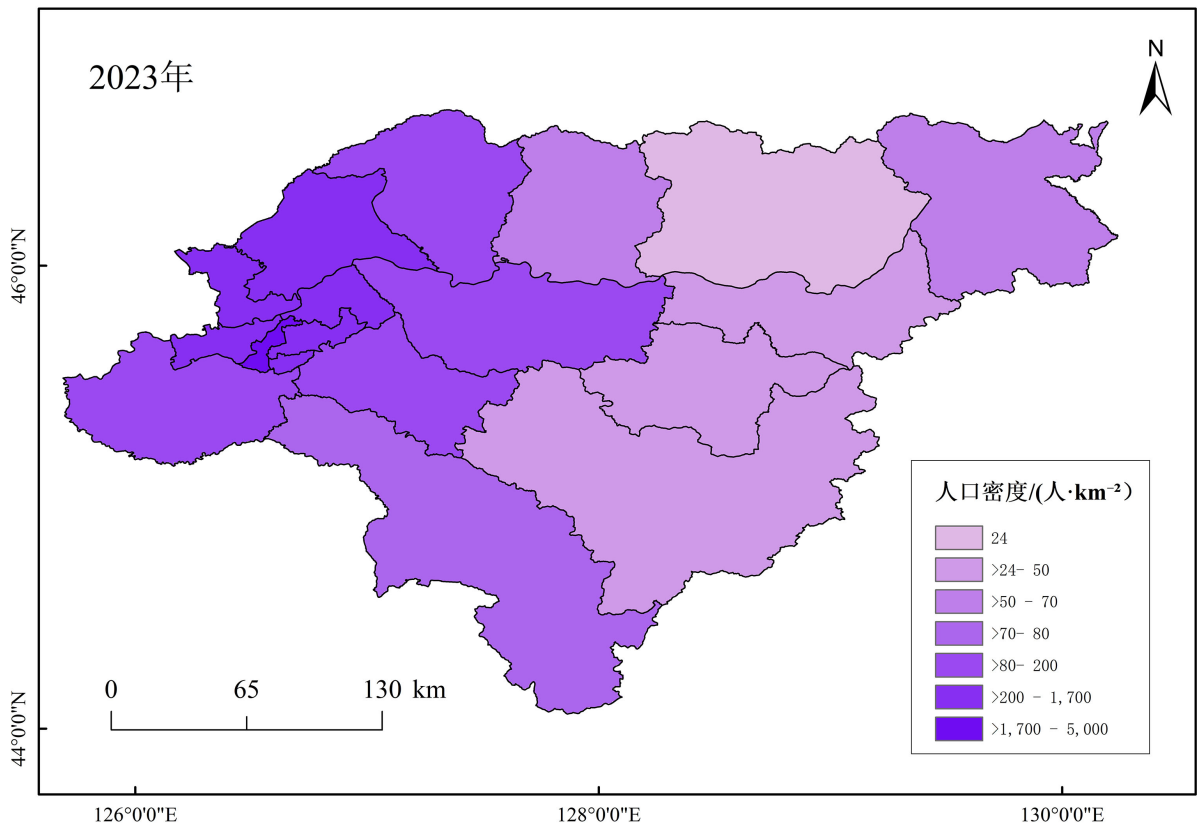


Figure 2. Spatial distribution of population density in Harbin City (2023)
图 2. 2023 年哈尔滨市人口密度分布

2.4. O₃ 数据处理与污染评估指标

将 2018~2023 年逐小时 O₃ 数据统一订正为标准状态下的浓度，并对逐时 O₃ 数据进行 8 h 滑动平均处理，以 O₃ 日最大 8 小时滑动平均值(某站点一个自然日内 08:00~24:00 所有 8 h 滑动平均浓度中的最大值，O₃-8 h)来代表当日 O₃ 污染浓度水平。针对 TAP 格点数据，为了评估其准确性及可用性，选用 2018~2023 年逐日 TAP 格点数据，采用 5 点平均法求得 2018~2023 年哈尔滨市 TAP 融合数据在对应站点处的 O₃-8 h 浓度。为了更进一步分析 2 种数据的异同，利用 Python 对站点监测数据和 TAP 数据进行相关性分析[19]。

2.5. 人口暴露风险评估方法

为量化在区域格点尺度上的 O₃ 人口暴露强度,使用 ArcGIS 10.8 软件将 O₃ 格点数据和人口网格化数据转为栅格数据后统一分辨率,再按下式计算:

$$E_i = P_i \times C_i. \quad (1)$$

式(1)中, E_i 为单元格上人口暴露水平; P_i 为栅格 i 内人口数量; C_i 为栅格 i 内 O₃-8 h-p90 的浓度值,利用普通克里金插值法得出污染空间分布图。

为定量呈现不同 O₃ 浓度区间人口暴露程度的年际趋势,设置 4 个等级 O₃ 浓度区间:低 O₃ 浓度区间($\leq 100 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, L-O₃)、中低 O₃ 浓度区间($100\sim 110 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, M-L-O₃)、中高 O₃ 浓度区间($110\sim 120 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, M-H-O₃)和高 O₃ 浓度区间($120\sim 135 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, H-O₃),统计逐年暴露人口数量及占比情况,并采用平均年增长率进行趋势分析,计算公式为

$$\text{AAGR} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{X_i - X_{i-1}}{X_{i-1}} \times 100\% \quad (2)$$

式(2)中 X_i 和 X_{i-1} 分别为相邻 2a 的暴露人口数量; n 为年份数。

为将污染物浓度的变化与死亡率的变化联系起来,健康影响函数(HIF)被广泛应用于评估短期暴露于 O₃ 所致的死亡负担。

$$\Delta\text{Mort} = B_i \times \text{Pop} \times \left[1 - \frac{1}{\text{RR}_i} \right] \quad (3)$$

式中, ΔMort ——O₃ 暴露导致的健康终点 i 的早逝人数; B_i ——健康终端 i 的基准死亡率; Pop ——暴露人口数; RR_i ——暴露于 O₃ 污染导致的健康终点 i 的相对风险。 RR 一般通过公式(4)对线性模型进行分析[20],并且划分了三种健康终点:分别是全因死亡率(Total)、呼吸系统疾病死亡率(RD)以及心血管疾病死亡率(CVD)。

$$\text{RR} = \exp[(C - C_0) \times \beta_i] \quad (4)$$

式中, C -O₃ 的浓度监测值; C_0 -O₃ 的浓度阈值,认为在该浓度下健康风险可以忽略不计; β_i ——健康终端 i 的暴露影响因子。由于哈尔滨市分城乡疾病别死亡率数据获取受限,本研究采用《中国卫生健康统计年鉴 2023》[21]中“循环系统疾病小计”的城市与农村死亡率,结合《哈尔滨统计年鉴 2023》[22]中城乡人口比例,通过加权平均法,采用一元线性插值的方法估算哈尔滨市全因死亡率(TOTAL)、呼吸系统疾病死亡率(RD)与心血管疾病死亡率(CVD)(表 1)。

Table 1. System resulting data of standard experiment

表 1. 标准试验系统结果数据

污染物	健康终端	β	$C_0 (\mu\text{g}/\text{m}^3)$
O ₃	TOTAL	0.00024 (95% CI: 0.00013~0.00035)	70 (WHO)
	CVD	0.00027 (95% CI: 0.0001~0.00044)	
	RD	0.00051 (95% CI: 0.0003~0.00098)	

2.6. XGBoost 和 CMIP6 模型耦合技术流程

模型以 6 维特征作为输入:月份循环编码 $\sin(2\pi\cdot\text{m}/12)$ 、 $\cos(2\pi\cdot\text{m}/12)$,以及逐月气象变量气温(T2m)、相对湿度(RH)、2 分钟平均风速(WS)和海平面气压(PSL)。其中月份编码用于表征臭氧的季节性变化,四项气象要素则刻画当月的气象条件,共同构成臭氧回归预测的输入向量。样本按时间顺序划分,2018~2021

年为训练集(48 个样本), 2022~2023 年为独立测试集(24 个样本)。对全部特征进行标准差标准化, 标准化参数(均值 μ 、标准差 σ)仅由训练集拟合, 以避免信息泄漏。在此基础上训练 XGBoost 回归模型, 并以决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)四项指标评估测试集性能。鉴于 CMIP6 多模式未来气象场下载受限, 本研究采用“历史气候态 + 线性增温”的敏感性分析框架: 以 2018~2023 年逐月气候态为基准, 参照 IPCC AR6 中 SSP2-4.5 与 SSP5-8.5 情景的增温速率 ($0.05^\circ\text{C}\cdot\text{a}^{-1}$, $0.09^\circ\text{C}\cdot\text{a}^{-1}$)构建 2026~2070 年未来气温场, 其余气象要素保持气候态不变。将构建的未来气象场输入已训练 XGBoost 模型, 预测逐月臭氧并聚合为年均值, 以此反映气温上升驱动下的敏感性响应。

3. 结果与分析

3.1. 哈尔滨市 TAP 数据质量评估

选取哈尔滨市国控监测站点的逐日 O_3 -8 h 质量浓度实测数据, 对 TAP 融合数据的空间代表性进行了系统评估(图 3)。由于南岗学府路国控监测站点数据缺失严重, 故后文不对此站点进行研究。整体而言, 所有站点的相关系数良好, 表明哈尔滨市 O_3 -8 h 浓度数据与 TAP 格点数据在不同空间尺度下具有高度线性相关性, 为区域 O_3 污染分析提供了可靠的基础。散点图的拟合效果整体良好, 表明模型具有较强的预测与解释能力。在高浓度区间, 模型预测值呈现系统性偏低趋势, 这提示模型在描述极端条件下的非线性光化学过程、局部污染累积等方面存在一定的局限性。总体上, TAP 数据在宏观上能有效反映哈尔滨市臭氧污染的时空演变趋势, 其高相关性($r > 0.90$)满足了区域尺度空气质量评估的需求, 可以用于哈尔滨市 O_3 -8 h 区域浓度与人口暴露研究。但在用于高精度暴露评估或模型校验时, 需对其系统性偏差予以关注并进行必要校正。

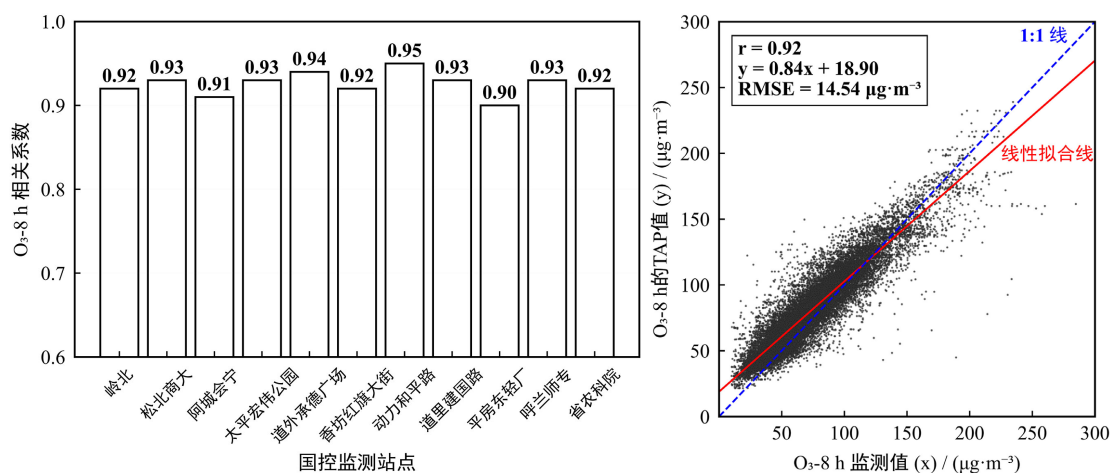


Figure 3. Correlation coefficient and scatter plot of O_3 -8 h concentration data and tap grid data in Harbin City, 2018~2023
图 3. 2018~2023 年哈尔滨市 O_3 -8 h 浓度数据与 TAP 格点数据相关系数与散点图

3.2. 哈尔滨市 O_3 -8 h-p90 浓度时空演变

2018~2023 年哈尔滨市 O_3 -8 h-p90 浓度的空间分布及演变(图 4)。 O_3 -8 h-p90 空间浓度峰值主要集中于哈尔滨市西部, 随着时间的推移, 整体呈现出“西高东低、外围扩张”格局[23]。其中主城区(道里区、南岗区、香坊区、道外区)及周边近郊(如平房区、松北区)长期处于中高浓度区间($109\sim 115 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$), 部分年份局部可达 $> 119 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$), 属于臭氧污染的次核心区; 而西南部的阿城区、双城区及五常市则为高浓度核心区, 东北部林区(依兰、通河等)为低值区。该空间分异表明, 主城区虽非绝对最高值区, 但作为人口

与交通密集区，其臭氧浓度常年维持在较高水平，与西南部高值区共同构成“主城－西南外围”高浓度带，反映出城市建成区与周边工业、农业源排放的协同贡献[24]。在时间演变上，高浓度区呈波动扩展趋势：2018~2019 年主城区及周边浓度稳定；2020~2021 年高值区向主城东南、西南蔓延；2022 年略有回调；2023 年主城区及近郊强度再次接近西南核心区，表明主城区臭氧污染压力在近年显著上升。其空间格局与城市功能分区、交通排放及区域传输密切相关，为精准制定分区分管控策略提供了实证依据。

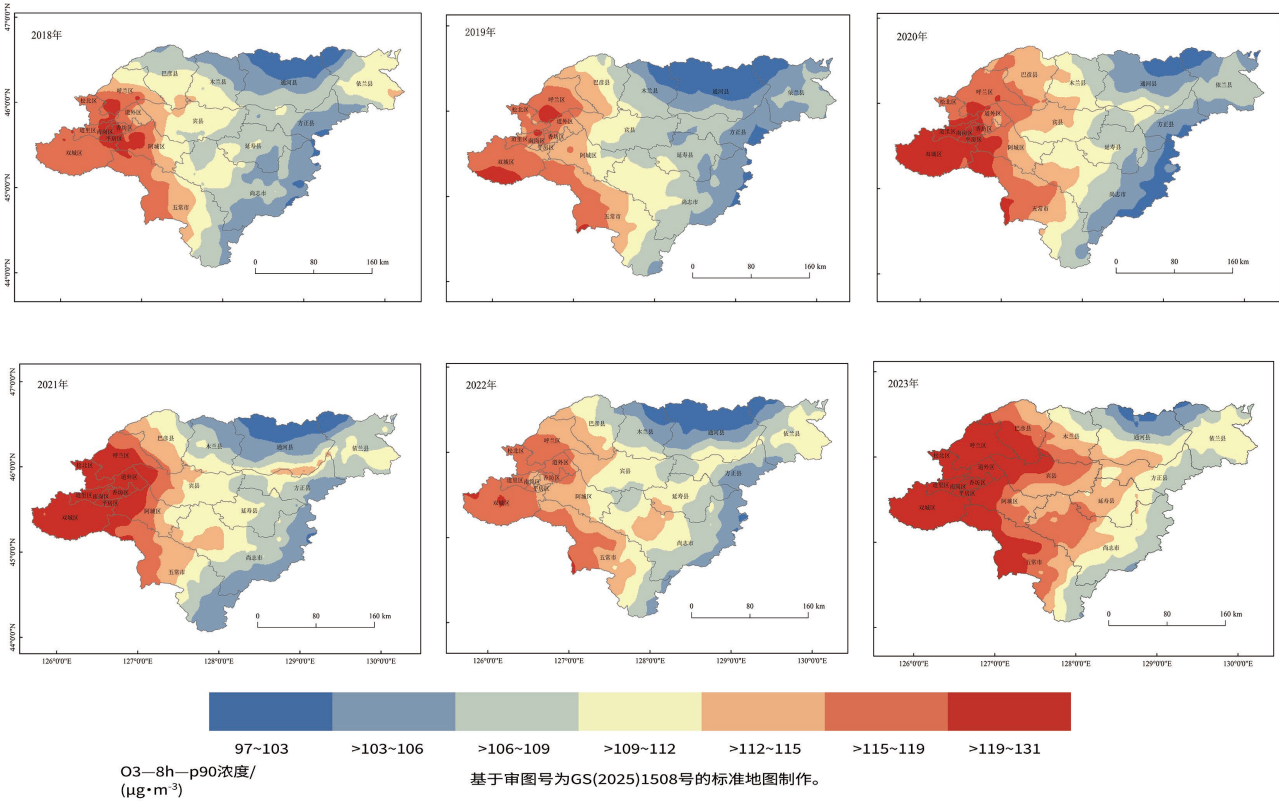


Figure 4. Spatio-temporal distribution and evolution characteristics of O₃-8 h-P90 Concentration in Harbin City, 2018~2023
图 4. 2018~2023 哈尔滨市 O₃-8 h-p90 浓度时空分布及其演变规律

3.3. 哈尔滨市 O₃ 人口暴露水平评估

3.3.1. O₃ 人口暴露强度的空间分布及演变

从 O₃ 人口暴露强度及其空间分布(图 5)来看，2018~2023 年哈尔滨市 O₃ 空间分布呈现“核心城区高、外围郊区低”的显著异质性。高暴露强度集中于哈尔滨主城区(道里、南岗、香坊等中心城区)，并向西南部(如双城、阿城部分区域)及南部郊区呈放射状延伸；外围远郊区(如巴彦、木兰、通河等)及生态涵养区暴露强度显著降低。这一空间格局表明，决定臭氧人口暴露风险的首要控制因子是人口密度与交通排放的协同放大效应，而非传统认知中的工业点源排放[25]。虽然外围工业区存在较高的臭氧生成潜势，但其人口权重较低，所以暴露强度并不显著[26]。从时间演变看，2018~2023 年间，哈尔滨臭氧人口暴露强度的空间格局表现出“核心区域稳定、外围高值区微幅收缩”的特征。这一结果与辛艾萱(2022)[27]关于“人口分布是臭氧暴露风险空间分异的关键非线性因子”的研究结论完全吻合。该分布特征表明，哈尔滨市臭氧防控需从传统工业源管控转向以交通排放管控为主，兼顾人口空间匹配的综合治理路径。

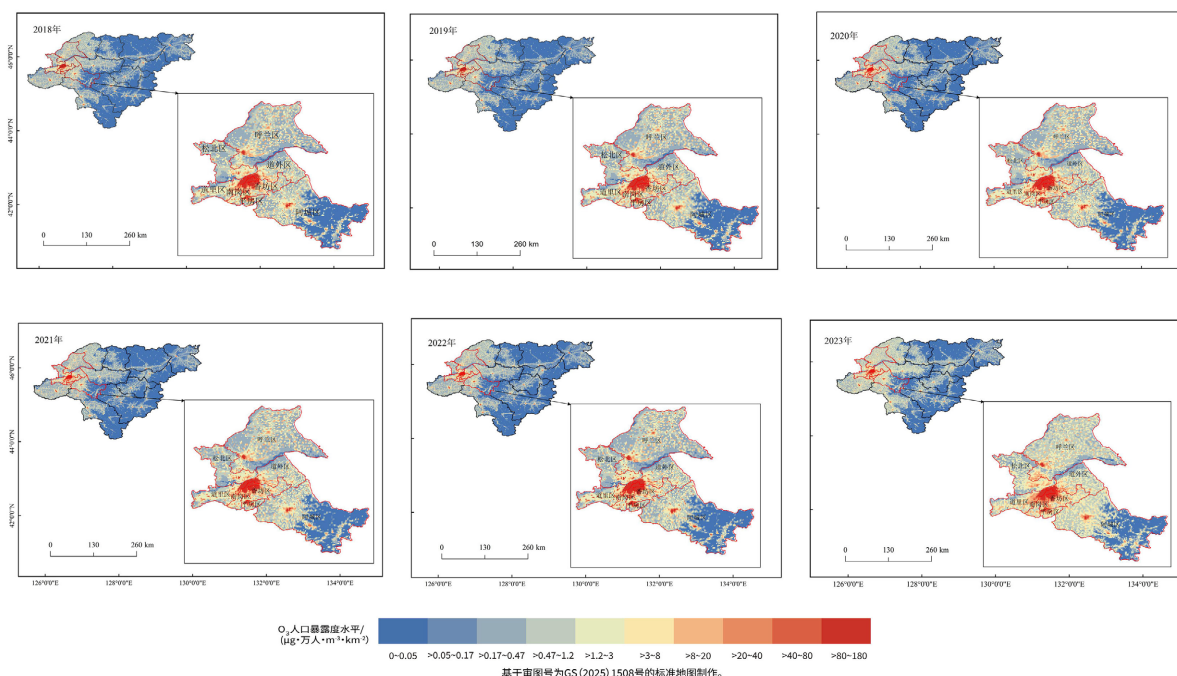


Figure 5. Spatial distribution and evolution of population exposure levels to O₃-8 h-P90 concentrations in Harbin, 2018~2023
图 5. 2018~2023 年哈尔滨市 O₃-8 h-p90 浓度人口暴露水平的空间分布及演变

3.3.2. 哈尔滨市暴露于不同 O₃ 浓度水平下的人口演变特征

2018~2023 年哈尔滨市暴露于不同 O₃-8 h-p90 区域平均浓度区间下的人口比例和数量分析显示(图 6), L-O₃ 区间的影响人数整体呈上升趋势, 其平均年增长率(AAGR)为 2.5437%, 呈缓慢增长趋势; M-L-O₃ 除了 2021 年和 2023 年暴露人口占比大幅降低以外, 其余四年暴露人口占比均在缓慢增长, AAGR 下降速度最快; M-H-O₃ 区间中只有 2020 年、2022 年和 2023 年暴露人口占比在增长, 其余年份呈现下降趋势, 在该区间内 AAGR 的增长幅度最大, 数值为 5.2057%; H-O₃ 区间内, 2018~2023 年暴露人口占比都在减小, 其 AAGR 增长幅度很小, 仅有 0.1391%。由此可见, 哈尔滨市 O₃ 污染的公共健康风险管理重点需要顾及极高浓度污染事件的应急防控, 从而降低公众所面临的中高浓度长期暴露风险。

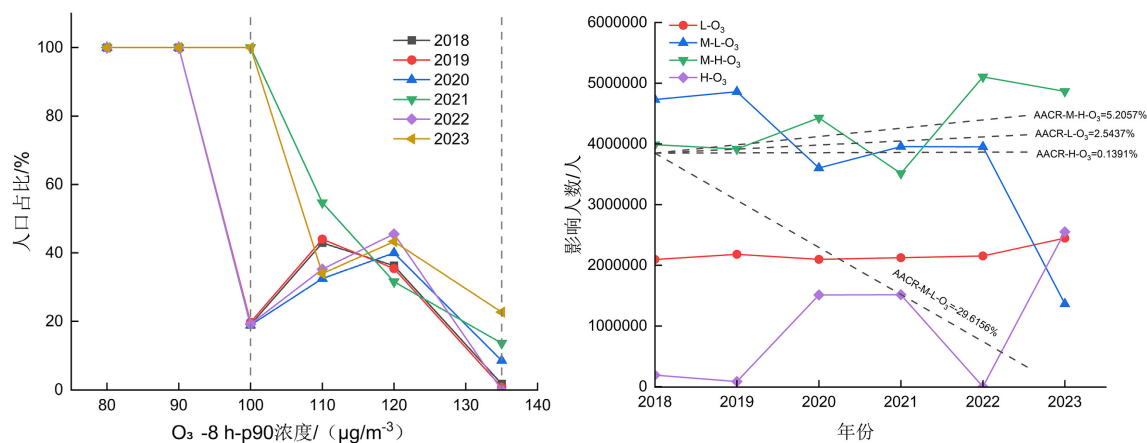


Figure 6. Temporal shifts in population percentages and exposed population quantities subject to different O₃-8 h-P90 concentrations in Harbin (2018~2023)

图 6. 2018~2023 年哈尔滨市暴露于不同 O₃-8 h-p90 浓度水平下的人口占比及影响人数变化

3.3.3. 哈尔滨市 O₃ 短期暴露早逝人数的年度波动与归因特征

2018~2023 年哈尔滨市短期暴露于 O₃ 导致的早逝人数时间变化显示(图 7), 哈尔滨市由短期臭氧暴露导致的总早逝人数(TOTAL)呈现出显著的年度波动特征。研究期间, 早逝人数在 2018 年基线水平最高, 尽管 2022 年早逝负担有所回落, 但在 2023 年再次呈现上升态势。从疾病特异性归因来看, 心血管疾病(CVD)和呼吸系统疾病(RD)是导致哈尔滨市臭氧相关早逝的两大核心因素。在整个研究周期内, CVD 导致的早逝人数始终占据主导地位, 其绝对人数在各年份中均显著高于 RD。具体而言, CVD 早逝人数在 2018 年达到峰值, 随后几年虽有起伏, 但始终保持较高水平; 而 RD 导致的早逝人数相对稳定。这表明, 在哈尔滨市的流行病学特征中, 臭氧的短期暴露对心血管系统的急性冲击尤为突出。

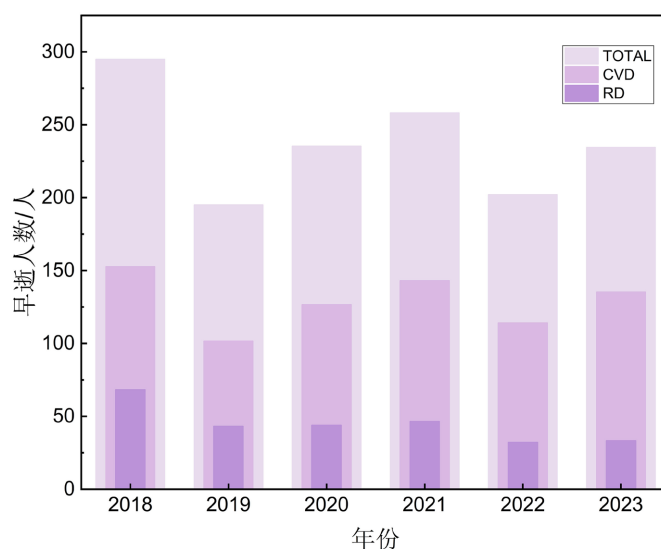


Figure 7. Temporal variation in ozone-attributable premature mortality in Harbin, 2018~2023

图 7. 2018~2023 年哈尔滨市短期暴露于 O₃ 导致的早逝人数时间变化

3.4. XG-Boost 与 CMIP6 模型对历史及未来时期 MDA8 浓度的模拟与对比

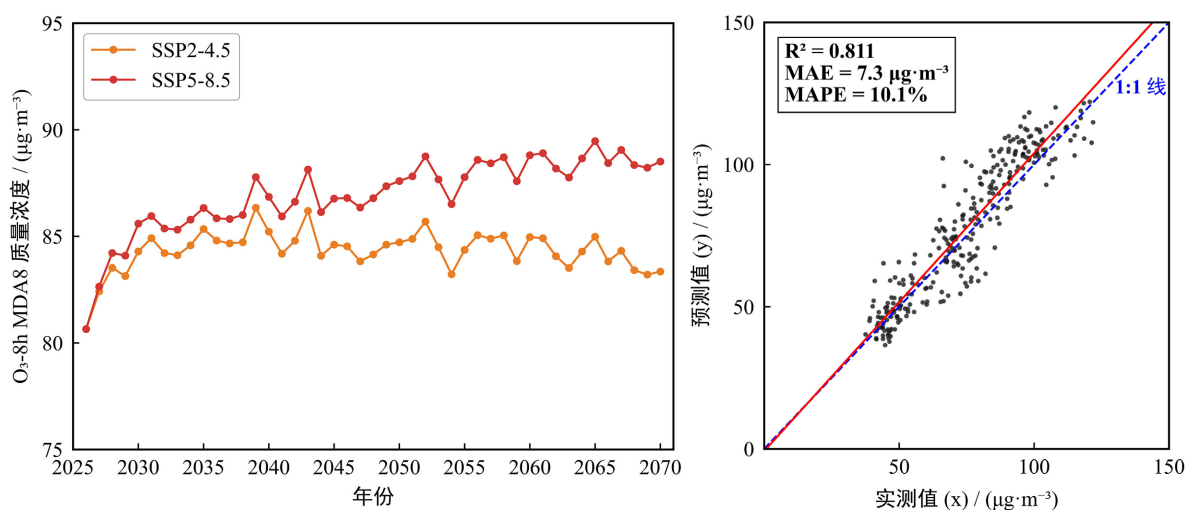


Figure 8. Comparison of O₃ concentrations simulated by XGBoost and CMIP6 models for the future period

图 8. XG-Boost 模拟/观测与 CMIP6 模型在未来时期的 O₃ 浓度对比

基于 CMIP6 多模式集合数据,对哈尔滨市 2018~2070 年近地面臭氧浓度的历史演变与未来趋势进行了模拟与预测(图 8)。为评估 CMIP6 多模式集合平均对哈尔滨地区臭氧的模拟能力, XGBoost 模型在东北地区 O_3 浓度预测中具有较高的精度和稳定性[28],故本研究利用 XGBoost 算法[11]对 2018~2023 年臭氧观测值与 CMIP6 [29] [30]多模式集合平均模拟值进行了拟合验证。验证结果表明,模拟性能良好,决定系数(R^2)达到 0.811,平均绝对误差(MAE)为 $7.3 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 。基于此验证良好的多模式集合结果,未来情景预测显示:在 SSP2-4.5 中等排放路径下,臭氧浓度将于 2030 年后趋于稳定并缓慢下降,至 2070 年预计降至 $84 \pm 3 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$;而在 SSP5-8.5 高排放路径下,浓度将持续上升,2070 年预计达到 $89 \pm 4 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,较中等排放情景高出约 6%,这凸显了未来排放路径对臭氧污染趋势的关键性影响。

4. 讨论与结论

4.1. 讨论

本研究整合地面监测数据、TAP 网格化臭氧数据与 LandScan 人口分布数据,结合 XGBoost 与 CMIP6 耦合模型以及一元线性差值归因方法,系统分析了 2018~2023 年哈尔滨市臭氧污染时空变化特征及其短期暴露引发的人群健康风险。相较于传统依赖离散站点数据的评估方式,多源格点数据的融合应用能够更细致地反映城市内部臭氧浓度的空间差异[15][16],有效弥补了单点监测空间覆盖不足的缺陷,提升了区域污染评估的精细化程度。

研究结果显示,哈尔滨市臭氧污染存在明显的时空分异特征[23],高浓度污染区域与人口密集区存在空间叠加效应,显著加重了局部人群的暴露风险。这说明臭氧健康危害不仅由污染浓度决定,人口空间分布的动态变化也是造成区域健康风险差异的重要原因。本研究进一步通过一元线性差值法定量核算臭氧短期暴露对应的早逝人数时序变化,从健康结局维度量化了哈尔滨市臭氧污染的实际损害程度,进一步完善了寒区城市臭氧污染的健康风险评估体系[31]。在方法层面,CMIP6 气候模式与 XGBoost 机器学习的耦合应用[29][30],有效结合了气候情景模拟与非线性数据拟合的优势,能够较好地刻画臭氧污染随时间演变的复杂规律,可为北方寒区大气污染研究提供方法参考。

本研究仍存在一定不足。首先,研究所用格点数据集未进行本地化订正,局部区域的暴露估算结果可能存在轻微误差;其次,受限于精细化健康统计数据,本研究仅开展整体人群的早逝风险评估,未细化不同敏感人群的暴露差异与具体暴露响应机制。未来情景采用历史气候态加线性增温的简化处理,仅刻画了气温的长期趋势,未考虑降水、风速、湿度及极端天气的未来变化,也未引入 CMIP6 多模式集合不确定性。

总体而言,长时序精细化的臭氧时空与健康风险分析,能够精准识别城市高污染、高人口风险叠加区域。未来哈尔滨市臭氧防控可重点聚焦人口密集城区,实施差异化、精准化污染治理,助力区域大气环境改善与人群健康防护。

4.2. 结论

(1) 2018~2023 年哈尔滨市 TAP 格点 O_3 -8 h 数据集与国控监测站点观测数据具有显著一致性,相关系数基本均在 0.90 以上,均方根误差(RMSE)为 $14.54 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,表明 TAP 数据能够较好地刻画哈尔滨市 O_3 浓度的时空分布特征,对区域 O_3 研究具有重要意义。

(2) 2018~2023 年哈尔滨市 O_3 -8 h-p90 浓度呈现出“西高东低、外围扩张”趋势, O_3 人口暴露强度呈现“核心城区高、外围郊区低”的显著异质性,核心区人群暴露水平显著增加。哈尔滨市暴露于不同 O_3 浓度区间的人口比例呈现差异化演变。其中,L- O_3 与 M-H- O_3 区间的暴露人口占比及数量均呈上升趋势,而 M-L- O_3 区间下降最快,H- O_3 区间则基本平稳。这表明,哈尔滨市面临的 O_3 公共健康风险正在向中高

浓度区间转移。因此, 未来的风险管理重点应聚焦于极高浓度污染事件的应急防控, 以降低公众的长期暴露风险。

(3) 本研究构建的 CMIP6 多模式集合与 XGBoost 算法耦合模型在历史时段表现出良好的模拟可靠性。未来情景预测表明, 哈尔滨近地面臭氧浓度演变对不同社会-排放情景响应显著: 中等排放情景下 2030 年后趋于稳定下降, 而高排放情景下将持续上升。模拟结果预示, 通过强化臭氧前体物管控、走低排放发展模式, 有助于遏制未来臭氧污染加剧, 研究结果可为哈尔滨市臭氧污染长期管控提供科学参考。

参考文献

- [1] 郑镇森, 窦建平, 张国涛, 等. 华北工业城市夏季大气臭氧生成机制及减排策略[J]. 环境科学, 2023, 44(4): 1821-1829.
- [2] 董继元, 刘兴荣, 张本忠, 等. 我国臭氧短期暴露与人群死亡风险的 Meta 分析[J]. 环境科学学报, 2016, 36(4): 1477-1485.
- [3] 杜楠, 陈磊, 廖宏, 等. 夏季对流层臭氧辐射强迫对华北地区天气和空气质量的影响[J]. 环境科学, 2023, 44(7): 3705-3714.
- [4] 中共中央 国务院关于深入打好污染防治攻坚战的意见[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/2021-11/07/content_5649656.htm, 2024-06-30.
- [5] 哈尔滨市人民政府关于印发哈尔滨市空气质量持续改善行动计划实施方案(2024—2025 年)的通知[EB/OL]. https://www.harbin.gov.cn/haerbin/c104535/202407/c01_997632.shtml, 2024-06-30.
- [6] Orellano, P., Reynoso, J., Quaranta, N., Bardach, A. and Ciapponi, A. (2020) Short-Term Exposure to Particulate Matter (PM₁₀ and PM_{2.5}), Nitrogen Dioxide (NO₂), and Ozone (O₃) and All-Cause and Cause-Specific Mortality: Systematic Review and Meta-Analysis. *Environment International*, **142**, Article 105876. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2020.105876>
- [7] Chen, R.J., Yin, P., Wang, L.J., *et al.* (2023) Short-Term Exposure to Ozone and Cause-Specific Mortality Risks and Thresholds in China: Evidence from Nationally Representative Data, 2013-2018. *Environment International*, **171**, Article 107666. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2022.107666>
- [8] 张欢, 梅煜臻, 吴瑛祖, 等. 中国近地表臭氧浓度的时空变化及其城市群分布特征——兼论“十三五”以来我国臭氧污染防治成效[J]. 长江流域资源与环境, 2023, 32(12): 2649-2660.
- [9] Li, S., Zhang, H., Chen, Q., Chen, Y., An, Q., Wang, Z., *et al.* (2026) Historical and Future Changes of Surface Ozone over China from CMIP6 Models, Including an Assessment of Present-Day Uncertainties in Model Prediction. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **26**, 3669-3695. <https://doi.org/10.5194/acp-26-3669-2026>
- [10] Jiang, Y.Q., Sun, Y.S., Li, S.Y., Yin, D.J., *et al.* (2025) Grand Challenges of Mitigating O₃-Related Mortality in China by 2060. *Science Bulletin*, **70**, 1429-1431. <https://doi.org/10.1016/j.scib.2025.01.054>
- [11] Chen, T. and Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, 13-17 August 2016, 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- [12] Xu, C., Mao, Y. and Liao, H. (2024) Future Ozone Changes and Their Impacts on Vegetation and Human Health in China under the Shared Socio-Economic Pathways. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **129**, e2023JD040086. <https://doi.org/10.1029/2023jd040086>
- [13] Li, B., Shi, X., Liu, Y., Lu, L., Wang, G., Thapa, S., *et al.* (2020) Long-Term Characteristics of Criteria Air Pollutants in Megacities of Harbin-Changchun Megalopolis, Northeast China: Spatiotemporal Variations, Source Analysis, and Meteorological Effects. *Environmental Pollution*, **267**, Article 115441. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.115441>
- [14] 环境气象数据服务平台. 中国空气质量监测站点数据[DS/OL]. http://eia-data.com/pm25_download/, 2026-04-17.
- [15] Xue, T., Zheng, Y., Geng, G., Xiao, Q., Meng, X., Wang, M., *et al.* (2020) Estimating Spatiotemporal Variation in Ambient Ozone Exposure during 2013-2017 Using a Data-Fusion Model. *Environmental Science & Technology*, **54**, 14877-14888. <https://doi.org/10.1021/acs.est.0c03098>
- [16] Xiao, Q., Geng, G., Xue, T., Liu, S., Cai, C., He, K. and Zhang, Q. (2021) Tracking PM_{2.5} and O₃ Pollution and the Related Health Burden in China 2013-2020. *Environmental Science & Technology*, **56**, 6922-6932.
- [17] Sims, K., Reith, A., Bright, E., Kaufman, J., Pyle, J., Epting, J., *et al.* (2023) LandScan Global 2022 [Data Set]. Oak Ridge National Laboratory.
- [18] Dobson, J.E., Bright, E.A., Coleman, P.R., Durfee, R.C. and Worley, B.A. (2000) LandScan: A Global Population

- Database for Estimating Populations at Risk. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **66**, 849-857.
- [19] 何雨璐, 王薇, 张小玲, 等. 2015-2022 年四川盆地臭氧污染时空分布特征及其人口暴露水平评估[J]. 生态与农村环境学报, 2025, 41(4): 506-516.
- [20] Yin, P., Chen, R., Wang, L., Meng, X., Liu, C., Niu, Y., *et al.* (2017) Ambient Ozone Pollution and Daily Mortality: A Nationwide Study in 272 Chinese Cities. *Environmental Health Perspectives*, **125**, Article 117006. <https://doi.org/10.1289/ehp1849>
- [21] 国家卫生健康委员会. 中国卫生健康统计年鉴 2023 [M]. 北京: 中国协和医科大学出版社, 2023.
- [22] 哈尔滨市统计局. 哈尔滨统计年鉴 2023 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2023.
- [23] 李莉莉, 王隆, 刘喜平, 等. 哈尔滨市臭氧时空分布特征及与气象要素的关系[J]. 环境科学, 2020, 40(5): 2034-2044.
- [24] 赵璞, 姜盼, 周炎, 等. 工业园区和城区 VOCs 组成及化学活性的空间差异对清远大气臭氧污染分布的影响[J]. 中国环境监测, 2022, 38(6): 58-68.
- [25] 李飞, 孔少杰, 屈志光, 等. 中国臭氧时空分异及热点城市群气象关联特征[J]. 中国环境科学, 2023, 43(4): 1539-1549.
- [26] 黄小刚, 赵景波, 曹军骥, 等. 中国城市 O₃浓度时空变化特征及驱动因素[J]. 环境科学, 2019, 40(3): 1120-1131.
- [27] 辛艾萱. 中国城市地表臭氧的驱动因素与人口暴露风险分析[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2022.
- [28] 阚瑞, 梁琳, 陈学伟, 等. 气候变化情景下东北城市夏季臭氧浓度预测模型构建和优化[J]. 环境科学学报, 2026, 46(4): 1-14.
- [29] Eyring, V., Bony, S., Meehl, G.A., Senior, C.A., Stevens, B., Stouffer, R.J., *et al.* (2016) Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) Experimental Design and Organization. *Geoscientific Model Development*, **9**, 1937-1958. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>
- [30] Griffiths, P.T., Murray, L.T., Zeng, G., Shin, Y.M., Abraham, N.L., Archibald, A.T., *et al.* (2021) Tropospheric Ozone in CMIP6 Simulations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **21**, 4187-4218. <https://doi.org/10.5194/acp-21-4187-2021>
- [31] Zhang, Y.F., Ma, Y.X., Shen, J.H., Li, H.P., Wang, H., *et al.* (2022) Effect of Ambient O₃ on Mortality Due to Circulatory and Respiratory Diseases in a High Latitude City of Northeast China. *Environmental Science and Pollution Research*, **29**, 67776-67786. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-20585-4>