张湘雪,徐成东,程昌秀,等.政策驱动下中国城市 O_3 与 $PM_{2.5}$ 复合污染的时空分异及主导因素演变 [J]. 中国环境科学, 2026,46(3):1216-1228.
Zhang X X, Xu C D, Cheng C X, et al. Policy-driven spatiotemporal difference and dominant factors evolution of O_3 and $PM_{2.5}$ compound pollution in Chinese cities [J]. China Environmental Science, 2026,46(3):1216-1228.

政策驱动下中国城市 O_3 与 $PM_{2.5}$ 复合污染的时空分异及主导因素演变

张湘雪[1],徐成东[2,3*],程昌秀[4],孔少杰[5],余 杰[1] (1.江苏师范大学地理测绘与城乡规划学院,江苏 徐州 221116；2.中国科学院地理科学与资源研究所,地理信息科学与技术全国重点实验室,北京 100101；3.中国科学院大学,北京 100049；4.北京师范大学地理科学学部,北京 100875；5.中国人民大学公共管理学院,北京 100872)

摘要: 为评估大气污染防治政策对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 时空演变的影响,基于贝叶斯时空层次模型分析了 2014~2024 年中国 331 个城市 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的时空分异特征,并利用地理探测器量化了《大气污染防治行动计划》、《打赢蓝天保卫战三年行动计划》和《关于深入打好污染防治攻坚战的意见》政策实施期间气象、社会经济及其他污染物因素对夏季 O_3 和冬季 $PM_{2.5}$ 污染的主导作用.结果表明,O_3 浓度呈现增速由快到慢的变化趋势,热点区主要分布在华北和长三角地区;$PM_{2.5}$ 浓度则持续下降,高值区收缩并集中在华北、长三角和成渝地区.O_3 和 $PM_{2.5}$ 在南方及东北湿润地区多呈正相关,在西北半干旱地区多呈负相关.尽管 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的主导因素随政策阶段演变,但不同因素间的交互作用对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的解释力始终强于单一因素的作用.2014~2017 年,O_3 主要受最高温度(Geo_q = 0.24)、工业产值(Geo_q = 0.22)、PM_{10}(Geo_q = 0.60)影响; $PM_{2.5}$ 主要受最高温度(Geo_q = 0.41)、人口密度(Geo_q = 0.40)、PM_{10}(Geo_q = 0.88)影响.2018~2020 年,O_3 主导因素转变为降水、人口密度、PM_{10}; $PM_{2.5}$ 主导因素转变为平均温度、人口密度、PM_{10}.2021~2024 年二者主导因素转变为平均温度、人口密度和 PM_{10},但解释力有明显差异.研究揭示了政策驱动下 O_3 与 $PM_{2.5}$ 污染时空格局的动态演变,强调了多因素交互作用在复合污染形成过程中的主导作用,为制定分区、分阶段的 O_3 与 $PM_{2.5}$ 协同控制策略提供了依据.

关键词：政策演变；臭氧；$PM_{2.5}$；时空异质性；主导因素；协同治理
中图分类号：X511 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2026)03-1216-13

Policy-driven spatiotemporal difference and dominant factors evolution of O_3 and $PM_{2.5}$ compound pollution in Chinese cities.

ZHANG Xiang-xue[1], XU Cheng-dong[2,3*], CHENG Chang-xiu[4], KONG Shao-jie[5], YU Jie[1] (1.School of Geography, Geomatics and Planning, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China；2.State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China；3.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China；4.Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China；5.School of Public Administration and Policy, Renmin University of China, Beijing 100872, China). *China Environmental Science*, 2026,46(3)：1216~1228

Abstract：To evaluate the impact of air pollution prevention and control policies on the spatiotemporal evolution of Ozone (O_3) and fine particulate matter ($PM_{2.5}$), this study analyzed the spatiotemporal stratified heterogeneity of O_3 and $PM_{2.5}$ pollution across 331 Chinese cities from 2014 to 2024 using a Bayesian spatiotemporal hierarchical model. The GeoDetector model was further employed to quantify the determinant power and interactive effects of meteorological, socioeconomic, and other pollutant factors on summer O_3 and winter $PM_{2.5}$ pollution during the implementation of three key policies: the Air Pollution Prevention and Control Action Plan (2014~2017), the Blue Sky Defense Action Plan (2018~2020), and a circular on further Promoting the Nationwide Battle to Prevent and Control Pollution (2021~2024). The results indicate that O_3 concentration exhibited a trend of initial rapid growth followed by a slower rate, with hotspots mainly distributed in North China and the Yangtze River Delta (YRD). Conversely, $PM_{2.5}$ concentration continuously decreased, and high-value areas shrank and concentrated in North China, the YRD, and the Chengdu-Chongqing region. A positive correlation between O_3 and $PM_{2.5}$ was frequently observed in the southern and northeastern humid regions, whereas a negative correlation prevailed in the northwestern semi-arid areas. Although the dominant factors for O_3 and $PM_{2.5}$ evolved across policy stages, the determinant power of the interactions among different factors were consistently stronger than that of individual factors. Specifically, from 2014 to 2017, O_3 was mainly affected by maximum temperature (Geo_q=0.24), industrial output (Geo_q=

收稿日期：2025-08-03
基金项目：国家自然科学基金资助项目(42130713);资源与环境信息系统国家重点实验室创新项目(O88RA205YA);徐州市科技计划资助(KC2025029);江苏师范大学科研基金项目(23XFRS028)

* 责任作者, 副研究员, xucd@lreis.ac.cn

0.22), and PM_{10} (Geo_q = 0.60); $PM_{2.5}$ was primarily affected by maximum temperature (Geo_q = 0.41), population density (Geo_q = 0.40), and PM_{10} (Geo_q = 0.88). From 2018 to 2020, the dominant factors for O_3 shifted to precipitation, population density, and PM_{10}, while those for $PM_{2.5}$ shifted to average temperature, population density, and PM_{10}. From 2021 to 2024, the dominant factors for both shifted toward average temperature, population density, and PM_{10}, albeit with significant differences in their determinant power. This research reveals the dynamic evolution of the spatiotemporal patterns of O_3 and $PM_{2.5}$ pollution driven by policies implementation, emphasizing the dominant role of multi-factor interactions in the composite pollution formation process. The findings provide a crucial scientific basis for formulating regionalized and phased synergistic control strategies for O_3 and $PM_{2.5}$.

Key words：policy evolution；ozone；$PM_{2.5}$；spatiotemporal heterogeneity；dominant factors；coordinated management

为有效控制日益严峻的空气污染形势,中国政府于 2013 年颁布了《大气污染防治行动计划》(简称“大气十条”)(2014~2017),在此期间,以 $PM_{2.5}$ 为主的空气污染得到了有效控制,空气质量得到明显改善[1-2].而近地面臭氧(O_3)污染日益严重,在部分地区逐步取代 $PM_{2.5}$ 成为首要空气污染物,对大气环境和人体健康造成了严重威胁[3-5].为应对 O_3 污染日益严峻的形势,实现 $PM_{2.5}$ 和 O_3 的协同控制,中国政府于 2018 年和 2021 年相继实施了《打赢蓝天保卫战三年行动计划》(简称“蓝天保卫战”)(2018~2020)和《关于深入打好污染防治攻坚战的意见》(简称“意见”)(2021~2024),更加注重源头治理、多污染物协同控制和区域联防联控,并对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 的协同控制提出了更高要求,力求在重点区域和重点时段实现空气质量的显著提升.

近地面 O_3 主要是由挥发性有机物(VOCs)和氮氧化物(NO_x)等前体物在光照条件下经复杂光化学反应生成的二次污染物[6].与 $PM_{2.5}$ 相比,O_3 污染的形成机制更为复杂,受多因素协同影响.除其前体物(VOCs 和 NO_x)外,气象条件(如高温促进光化学反应)[7-9]以及快速城市化、工业化引发的其他污染物浓度变化[10-12],均深刻影响 O_3 的生成与累积.值得注意的是,$PM_{2.5}$ 浓度降低可能通过减缓超氧化氢自由基的清除速率等机制间接促进 O_3 的生成[13-14],凸显了污染物间的复杂关联.大量研究证实城市 O_3 污染的时空变化是由多重因素耦合驱动的复杂过程,其驱动力不仅包括气温、大气压等关键气象因子,更受到社会经济结构(如第二产业比重)的显著影响,且影响因素在不同区域表现出明显差异性[15-17].

$PM_{2.5}$ 同样受到气象条件(如温度、湿度、风速)和社会经济因素(如能源结构、工业活动、交通排放、人口密度)的显著影响[18-19].$PM_{2.5}$ 与 O_3 之间存在着复杂且密切的相互作用关系.一方面,高浓度的 $PM_{2.5}$ 可通过吸收和散射太阳辐射,降低到达地表的紫外光强度,从而抑制光化学反应速率,减缓 O_3 的生成[20-21].另一方面,$PM_{2.5}$ 的减少可能会导致大气氧化性增强,加速挥发性有机物(VOCs)向 O_3 的转化过程,同时也会加速 O_3 自身的化学消耗,使得 O_3 浓度变化呈现非线性特征[22-24].这种此消彼长的动态关系凸显了单一污染物控制的局限性.近年来,中国政府实施了一系列针对 $PM_{2.5}$ 污染的治理措施,例如,限制高污染企业的生产、推广清洁能源的使用、加强机动车尾气排放控制等.这些措施在显著降低 $PM_{2.5}$ 浓度的同时,O_3 浓度却持续升高.因此,针对 $PM_{2.5}$ 的减排行动可能会加剧 O_3 污染,即在改善一种污染物时无意中加剧了另一种污染.因此,深入剖析不同政策阶段下 $PM_{2.5}$ 与 O_3 的演变规律及其驱动机制,对于制定有效平衡两种污染物的协同控制策略至关重要.

然而,以往研究多从整体时间序列视角探讨 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染与影响因素的关系,忽略了不同政策实施阶段 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染时空特征及主导因素的差异.此外,城市环境是一个多要素相互作用的复杂系统,但现有研究普遍侧重于各因素的独立影响,而忽略了它们之间可能存在的复杂交互作用.基于此,本研究首先探索了 2014~2024 年中国 331 个城市 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的时空分异性,识别热点(高污染)区和冷点(低污染)区,并评估 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度变化的相关性;其次,量化“大气十条”、“蓝天保卫战”和“意见”三项政策实施期间,不同因素及其交互作用对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染异质性的影响,进而确定各阶段的关键影响因素;最后,采用皮尔逊相关分析方法,定量描述 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度之间的线性关系,旨在为制定更精准的 O_3 和 $PM_{2.5}$ 协同控制策略提供参考,从而提升大气污染防治政策的综合效益.

1　研究数据与方法

1.1　数据来源

本研究使用的2014~2024年城市级空气污染物数据来源于中国环境监测总站(http://www.cnemc.cn/),包括O_3、$PM_{2.5}$、NO_2、PM_{10}、SO_2和CO,数据覆盖中国大陆 331 个地级行政区,时间跨度为 11a,能够充分反映我国大气污染防治政策实施前后的污染物时空演变特征.考虑到数据质量,本研究对原始数据进行了严格的质量控制,采用基于前后观测值的线性插补方法填补缺失数据,根据相邻时间点的有效观测值进行合理估算,从而保证数据的完整性和连续性,以避免缺失数据对整体分析结果产生不利影响.根据我国颁布的《环境空气质量评价技术规范》(HJ663-2013)[25],O_3指标采用每日 8h 最大平均 O_3浓度($MDA8O_3$).其中,将 PM_{10}作为 $PM_{2.5}$的解释变量,主要基于以下考量:作为人为活动与污染背景的有效代理变量,PM_{10}与$PM_{2.5}$共享诸多宏观排放源(如工业活动、建筑施工、道路交通),其空间分布能有效表征区域人为排放强度和总体污染背景;反映大气复合污染的系统性影响,PM_{10} 通过非均相反应和影响大气物理化学过程等方式,与 $PM_{2.5}$的生成和累积存在复杂关联.因此,将 PM_{10}纳入分析有助于从系统性角度捕捉影响 $PM_{2.5}$时空分异的综合信息,符合本研究识别宏观主导因素的目标.

气象数据来源于中国气象数据网(http://cdc.cma.gov.cn/)和欧洲中期天气预报中心第五代陆面(ERA5-Land)再分析气象数据集,包括每日最高温度、平均温度、降水和风速,计算方法为城市内所有气象站点数据的平均值.

社会经济数据来源于《中国城市统计年鉴》,考虑到诸多社会经济因素(如工业排放、交通运输、经济发展和人为排放等)是影响 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度的主要因素,本研究收集了上述社会经济因素的代理变量,包括人口密度、工业产值、人均国内生产总值(GDP)和第二产业比重.

为了有效整合不同来源、不同时空分辨率的数据并匹配政策实施周期,本研究采取了以下时空尺度匹配策略:在时间尺度上,本文将小时级的气象和空气污染物数据通过平均计算统一为日均值、月均值和年均值,以反映污染物的时间变化趋势.同时,年度空气污染物、气象和社会经济数据则被用于分析相应政策实施阶段的整体情况,从而确保了不同类型数据在时间维度上的有效整合与分析;在空间尺度上,本文将所有站点数据通过平均计算得到中国331个地级市每个城市的数据,确保所有空间统计单元的一致性,为后续的城市尺度分析奠定了基础.

1.2 贝叶斯时空层次模型

贝叶斯时空层次模型(BSTHM)通过结合先验信息充分利用时空相关性,能够详尽地捕捉时空现象,比传统方法提供更多的信息和更丰富的结果[26].BSTHM 还可以通过有效解决时空现象中的小样本问题以及时间和空间上的非齐次方差问题,使结果更可靠.

本研究利用 BSTHM 揭示 2014~2024 年不同政策实施期间中国 331 个城市 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的空间格局,并进一步划分热点区和冷点区,明确 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的空间分异规律,有助于更深入地了解 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染及热点区的形成机制.其公式为:

$$y_{it} \sim N(\mu_{it}, \sigma_y^2) \tag{1}$$

$$\log(\mu_{it}) = \alpha + s_i + (b_0 + v_t) + b_{1i}t^* + \varepsilon_{it} \tag{2}$$

式中:y_{it} 为城市 $i(i = 1, 2, ..., 331)$在 t 月的平均 $MDA8O_3$和 $PM_{2.5}$浓度;μ_{it}表示潜在污染风险;σ_y^2为对应正态分布的方差;α 表示研究时段污染强度的固定效应;s_i描述研究期间 i 城市 O_3和 $PM_{2.5}$污染风险的空间相对强度;$(b_0t^* + v_t)$表示 O_3和 $PM_{2.5}$污染强度的总体时间变化趋势;t^*表示相对观测中期的时间跨度;b_{1i} 表示偏离总体时间趋势 b_0 的局部时间趋势;$\varepsilon_{it} \sim N(0,\sigma_\varepsilon^2)$表示高斯噪声[27].此外,根据 Richardson 等[28]提出的分类原则和上述结果将研究区进一步划分为热点、冷点和其他区域.即如果后验概率 p $(\exp(s_i)>1|\text{data}) \geqslant 0.80$,则该城市被定义为热点区.相反,若该值小于等于0.20,则该城市被定义为冷点区.若该值介于0.20~0.80之间,则该城市被定义为其他区域.

1.3 地理探测器

通过地理探测器模型(GeoDetector)量化各要素自身及其交互作用对 O_3和 $PM_{2.5}$污染多阶段时空分异性的影响[29-31].GeoDetector 基于以下假设:如果自变量 X 和因变量 Y 在空间分布上具有相似性,则 X 与 Y 之间存在关联.也就是说,如果某个影响因素 X 对污染物浓度 Y 的空间分布有显著影响,那么 X 的空间分布特征应该与 Y 的空间分布特征呈现一定的相关性.GeoDetector 通过计算 q 统计量(简称 Geo_q)来度量各影响因素 X 对因变量 Y 的解释力.Geo_q 统计值的大小反映了影响因素 X 对 Y 空间分异的解

释程度,取值范围为[0,1].其公式为:

$$\text{GeoDetector}_q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^{L} N_h \sigma_h^2}{N\sigma^2} \quad (3)$$

式中:Geo_q 值越大,表示自变量 X 对因变量 Y 的影响越大;单因素 X 或多因素 Xs 的分层或分类用 $h = 1, 2, ..., L$ 表示[30-31];N 和 N_h 分别是研究区和层 h 内的城市个数;σ^2_h 和 σ^2 分别表示层 h 和研究区因变量 Y 的方差.

1.4　相关性分析

利用 GeoDetector 量化了气象、社会经济以及其他污染物因素对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 时空分布的影响,并识别出各污染物的主导因素.由于 GeoDetector 可以揭示各因素对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 时空异质性的解释力度,但无法直接衡量因素之间的线性关系.在此基础上,采用皮尔逊相关分析方法,通过计算相关系数(r),定量描述 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度之间的线性关系[32].

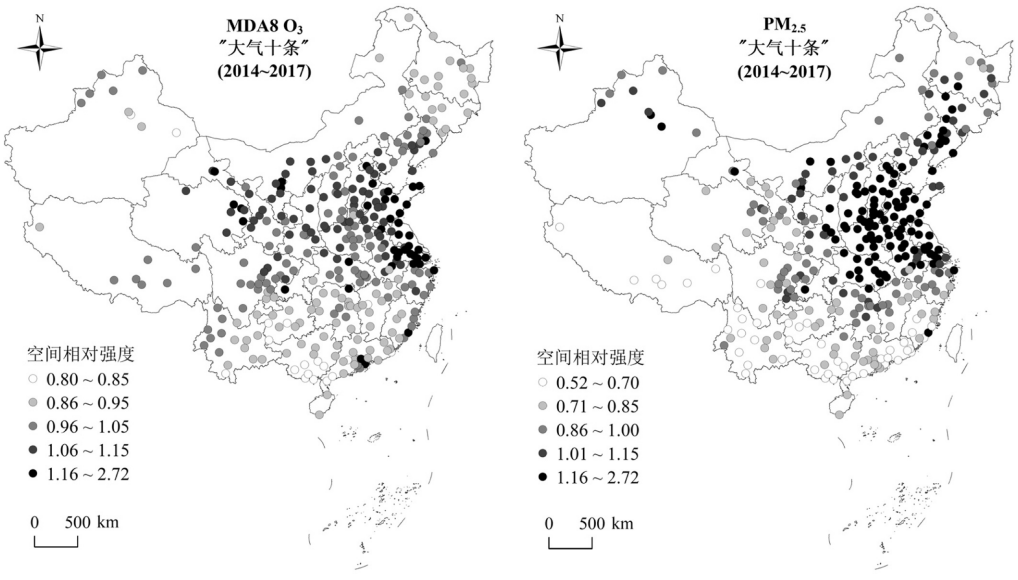
2　结果与讨论

2.1　O_3 与 $PM_{2.5}$ 污染时空异质性

不同政策实施期间,O_3 污染风险空间分布有所差异(图 1).2014 年中国 331 个城市中 14.2%(47 个)为超标城市($MDA8O_3$ >100μg/m^3),主要分布在河北、河南和山东等区域.2018 年 O_3 超标城市占比上升到 34.1%(113 个),且主要分布在长江以北的黄淮海平原、沿海地区集中连片蔓延,在山东省滨州市、河南省焦作市、山西省晋城市等城市 O_3 浓度更是超过 120μg/m^3.此外,在长三角和珠三角地区的多个城市也出现 O_3 超标现象.在“意见”污染治理政策的推动下,2021~2024 年期间 O_3 污染增长趋势得到初步遏制,呈现波动上升趋势,相较 2023 年,2024 年 O_3 超标城市数目缩减了 2.1%(降至 7 个),O_3 超标区域主要以华北平原为中心.

不同政策实施期间,$PM_{2.5}$ 风险呈现先蔓延后收缩的态势(图 1).2014 年中国 331 个城市中 80.7%(267 个)为超标城市(年均浓度>国家二级限值 35μg/m^3),重污染(日浓度>150μg/m^3)天数大于 30d 的城市主要在华北平原、汾渭盆地等区域集中连片.2018~2020 年 $PM_{2.5}$ 浓度呈持续收缩趋势.2018 年 $PM_{2.5}$ 超标城市占比下降到 57.1%(189 个),重污染天数大于 30d 的城市数量有所减少.自 2013 年“大气十条”和 2018 年“蓝天保卫战”实施后,全国大气污染治理取得显著成效,$PM_{2.5}$ 浓度开始逐步降低.2024 年超标城市数量较 2014 年减少 59.6%(降至 108 个),且重污染城市已基本消除.整体 $PM_{2.5}$ 浓度呈现“北高南低”的空间格局,主要集中在豫北、鲁西、冀南等地,而整个东南沿海城市空气质量优良.

BSTHM 进一步识别出不同政策实施期间中国 O_3 污染热点区和冷点区的动态变化(图 2).2014 年全国有 118 个(35.6%)和 109 个(32.9%)城市分别被确定为 O_3 污染的热点区和冷点区.热点区主要集中分布在华北(京津冀、河南、山东、山西)和长三角(安徽和江苏)地区;冷点区主要分布在西南(西藏和云南)和东北地区(黑龙江和吉林).2018 年,全国有 120 个(36.3%)城市被确定为 O_3 污染的热点区,比 2014 年略有升高,以华北和长三角地区为中心蔓延.2021 年,O_3 污染区域出现扩张,全国有 133 个(40.2%)城市被确定为 O_3 污染的热点区,主要在华北平原地区集中连片蔓延.



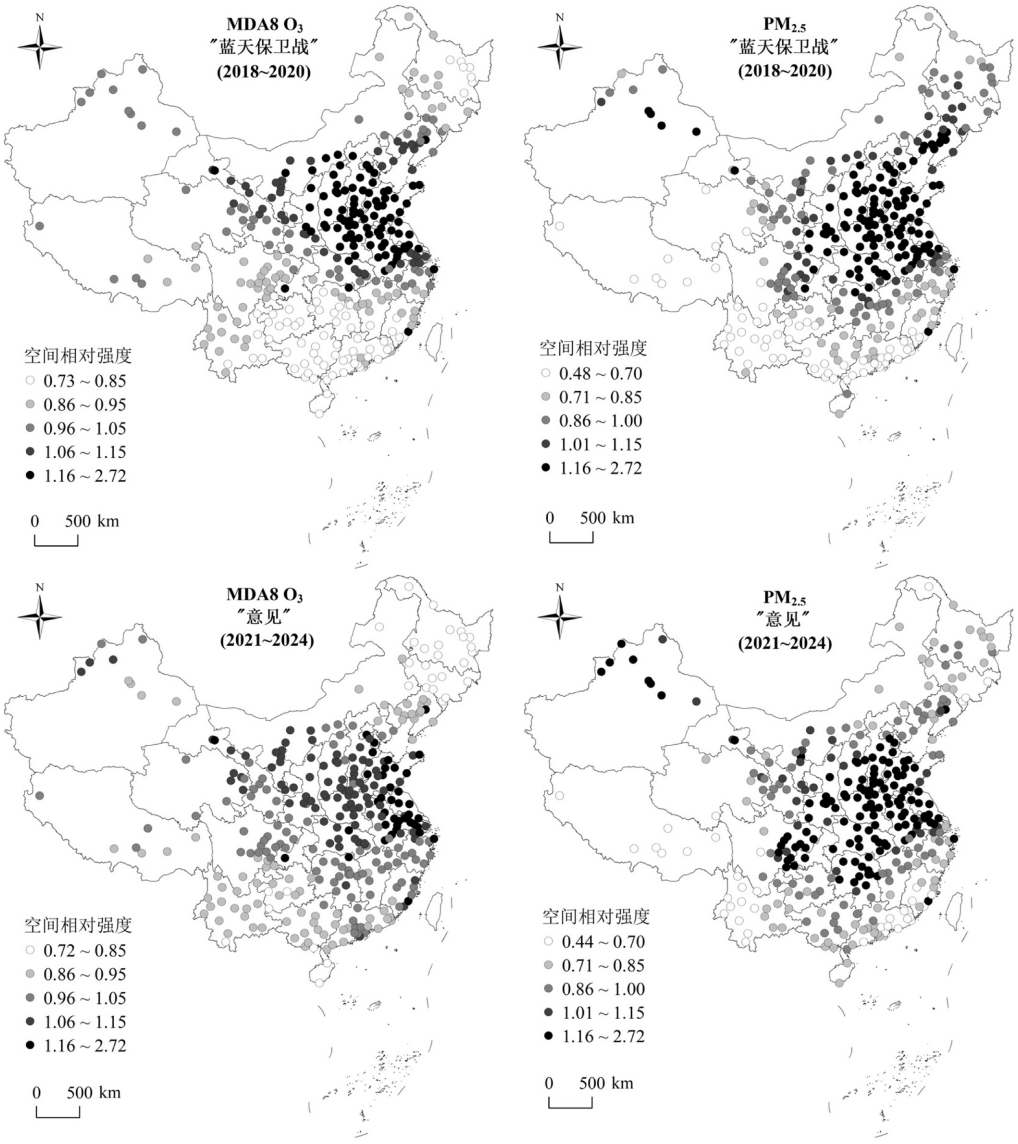
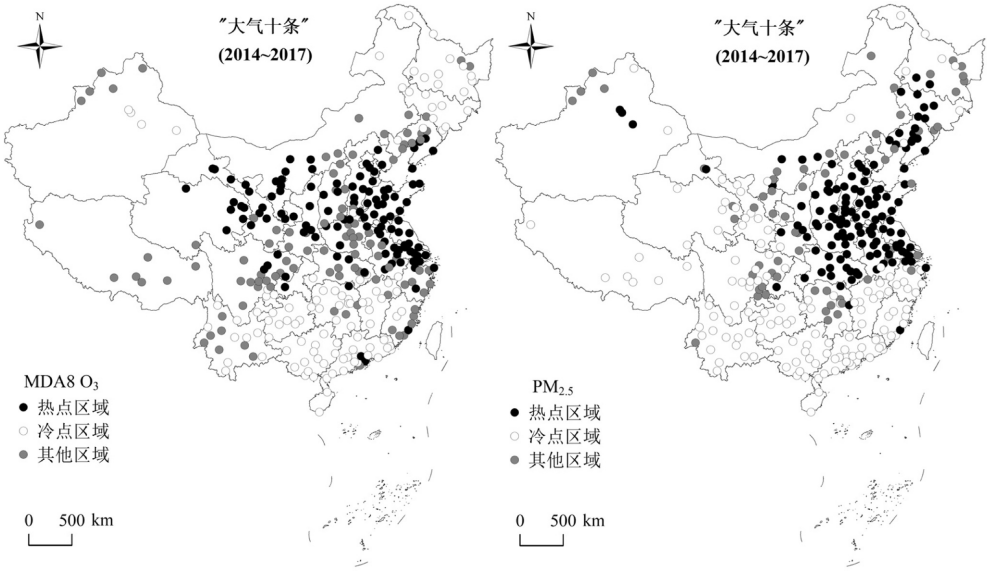


图 1 2014~2024 年不同政策实施阶段 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的空间相对强度

Fig.1 Spatial relative intensity of O_3 and $PM_{2.5}$ pollution across different policy implementation stages from 2014 to 2024

审图号:GS(2024)0650 号



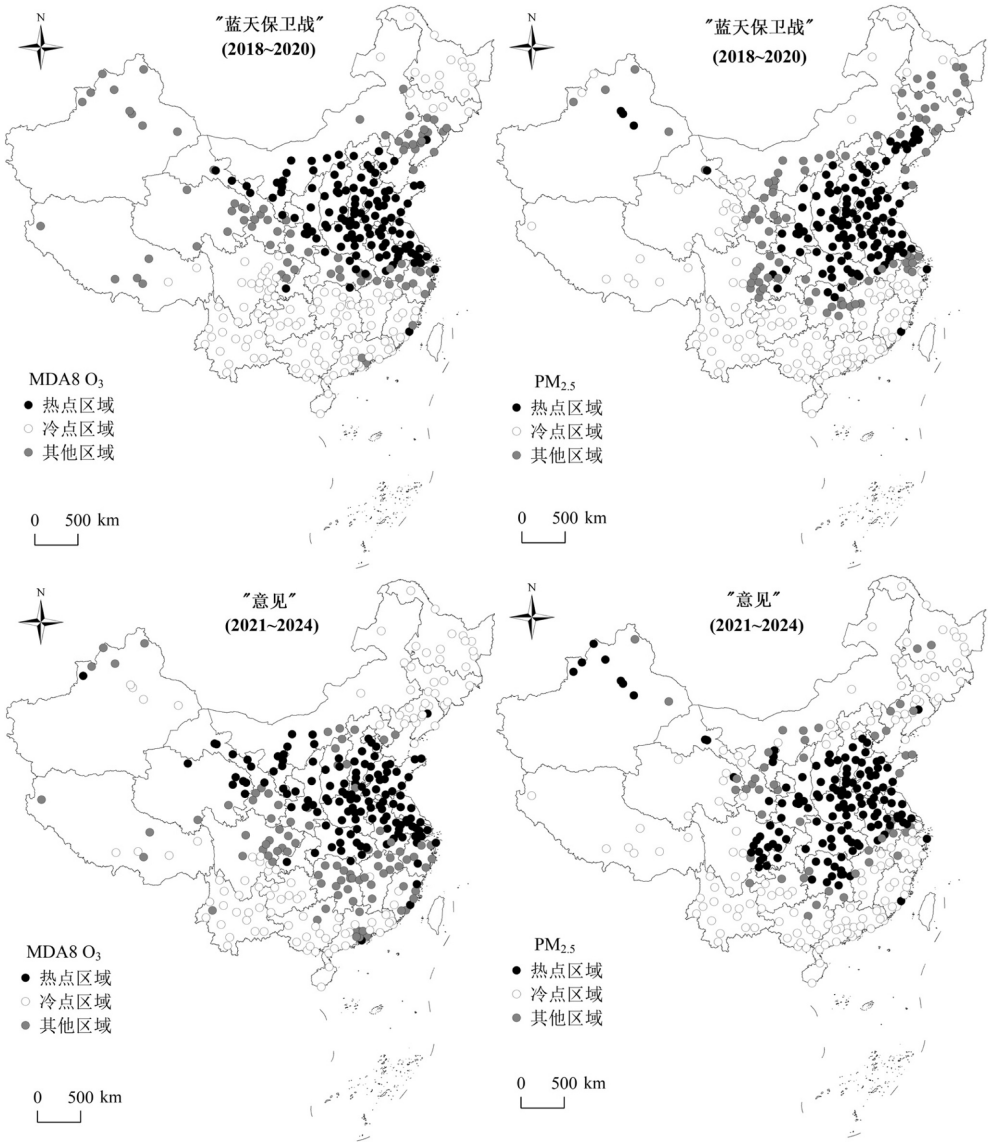


图 2　2014~2024 年不同政策实施阶段 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染热点区和冷点区的空间分布

Fig.2　Spatial distribution of O_3 and $PM_{2.5}$ pollution hot spots and cold spots across different policy implementation stages from 2014 to 2024

审图号:GS(2024)0650 号

同时,BSTHM 识别出不同政策实施期间中国 $PM_{2.5}$ 污染热点区和冷点区的动态变化(图 2).2018 年全国有 132 个(39.9%)和 137 个(41.4%)城市分别被确定为 $PM_{2.5}$ 污染的热点区和冷点区.热点区主要集中分布在华北(京津冀、河南、山东、山西)和长三角(安徽和江苏)连片地区;冷点区主要分布在西南和东北地区.2018 年,全国有 125 个(37.8%)城市被确定为 $PM_{2.5}$ 污染的热点区,略有下降,$PM_{2.5}$ 污染增长趋势得到遏制.2021 年,$PM_{2.5}$ 污染趋势进一步得到控制,但空间出现轻微扩张,全国有 140 个(42.3%)城市被确定为 $PM_{2.5}$ 污染的热点区,主要分布于华北平原和成渝地区.

图 3 表明,在"大气十条"实施期间,全国 O_3 浓度急剧上升,从 2014 年的 81.9μg/m^3 上升至 2017 年的 94.4μg/m^3,增幅明显.与此同时,全国 $PM_{2.5}$ 年均浓度显著下降,表明"大气十条"在控制细颗粒物污染方面取得了显著成效.然而,O_3 浓度不降反升,可能与 $PM_{2.5}$ 浓度下降后大气氧化性增强、VOCs 控制力度不足等多重因素有关,体现了大气污染控制的复杂性.在"蓝天保卫战"实施期间(2018~2020 年),O_3 浓度上升趋势得到初步遏制,出现小幅下降,至 2020 年的 90.1μg/m^3.$PM_{2.5}$ 浓度则继续保持下降趋势,进一步

巩固了“大气十条”的治理成果,实现了空气质量的持续改善.这表明,“蓝天保卫战”在控制大气污染方面取得了一定的进展,但仍面临挑战.在“意见”实施期间(2021~2024 年),尽管受到新冠疫情等因素的影响,我国大气污染防治工作依然稳步推进.数据显示,全国 O_3 浓度在经历短暂波动后,整体呈现平稳态势,部分地区甚至出现下降趋势,表明针对 O_3 污染的精准防控措施开始发挥作用.同时,$PM_{2.5}$ 浓度也持续下降,并在更多城市达到国家空气质量标准.这可能与更加注重源头治理和多污染物协同控制的《空气质量持续改善行动计划》政策的实施密切相关.

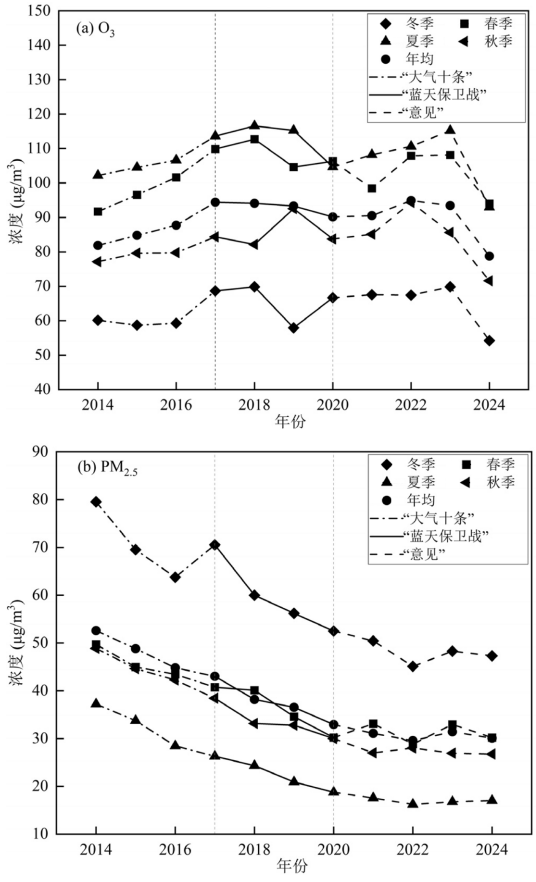


图 3 基于政策阶段划分的中国城市 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度动态时间演变

Fig.3 Dynamic temporal evolution of O_3 and $PM_{2.5}$ concentrations in Chinese cities stratified by policy stages

从季节性特征来看,O_3 浓度在夏季达到峰值,且峰值远高于年均水平,表明高温是 O_3 生成的重要影响因素.$PM_{2.5}$ 浓度则在冬季达到峰值,与采暖季燃煤排放、不利气象条件等因素有关.总的来说,在不同政策实施期间,O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度呈现出不同的变化趋势,表明大气污染控制是一项长期而复杂的任务,需要根据不同污染物的特征和相互作用关系,制定更加精准、协同的治理策略.后续政策需要更加注重 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的协同控制,在继续降低 $PM_{2.5}$ 浓度的同时,采取更加有力的措施控制 O_3 污染,以实现空气质量的全面改善.

2.2 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度变化的一致性

图 4 表明,$PM_{2.5}$ 与 O_3 复合污染在我国城市间存在显著的地域聚集特征.具体而言,在 45.92%(共计 152 个)的城市中,$PM_{2.5}$ 和 O_3 表现为正相关,平均相关系数为 0.33,表明二者在这些区域表现出明显的协同变化模式.从空间分布来看,正相关关系主要集中在我国南方及东北湿润地区.其中,高正相关区域(r>0.8)分布较为分散,如广西壮族自治区崇左市和柳州市、山西省朔州市.次级高相关区域(0.6<r<0.8)则主要分布在我国中南部地区,如云南、东北和山东等省份.

值得注意的是, 部分城市(54.08%,共 179 个)呈现出 $PM_{2.5}$ 和 O_3 的负相关关系,平均相关系数为−0.38,反映了特定条件下两种污染物之间的反向变化趋势.新疆维吾尔族自治区哈密地区的抑制效应最为明显(r=−0.89),湖北省宜昌市(r=−0.87)和西藏自治区阿里地区(r=−0.87)也表现出较高的负相关性.这些高负相关区域主要分布在我国西北半干旱地区,其形成可能与强日照辐射条件下 O_3 的光化学生成过程有关.这种正负相关共存的格局凸显了我国大气复合污染治理需要采取“分区施策”的科学路径.

2.3 不同政策实施期间 O_3 与 $PM_{2.5}$ 污染的主导因素

O_3 污染具有明显的夏季高值特征,而 $PM_{2.5}$ 污染则表现出冬季高值特征(图 3).因此,利用 GeoDetector 方法量化“大气十条”、“蓝天保卫战”和“意见”3 个重要政策实施期间气象、社会经济和其他污染物因素对高发季节 O_3(夏季)和 $PM_{2.5}$ 污染(冬季)解释力的差异(图 5).

“大气十条”实施期间(2014~2017),气象、社会经济和污染物因素对 O_3 浓度的影响均显著(图 5).对 O_3 浓度影响最大的气象因素是最高温度(Geo_q = 0.24),表明高温条件有利于 O_3 的生成,其他气象因素未通过统计性检验,即统计不显著;在社会经济因素方面,最具影响的是工业产值(Geo_q = 0.22),表明工

业生产活动是 O_3 前体物的重要来源;其次是人口密度、人均 GDP 和第二产业均值,这些因素均反映了人类活动对 O_3 污染的影响;具有最高解释力的污染物因素是 PM_{10}(Geo_q=0.60),其次是 NO_2、SO_2、CO,这说明多种污染物之间存在复杂的相互作用关系,需要综合考虑.在此期间,对 $PM_{2.5}$ 浓度影响最大的气象因素是最高温度(Geo_q=0.41),其次是平均温度、降水和风速;社会经济因素方面,最具影响的是人口密度(Geo_q=0.40),其次是工业产值和第二产业比重,这些因素均反映了人类活动对 $PM_{2.5}$ 污染的影响;具有最高解释力的污染物因素是 PM_{10} (Geo_q=0.88),其次是 NO_2、CO、SO_2,这说明多种污染物之间存在复杂的相互作用关系,需要综合考虑.

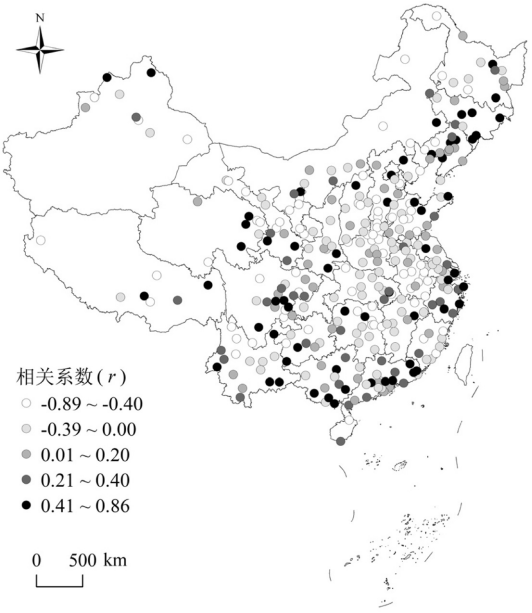


图 4　2014~2024 年中国城市 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度的相关性

Fig.4　Correlation of O_3 and $PM_{2.5}$ concentrations in Chinese cities from 2014 to 2024

审图号:GS(2024)0650 号

“蓝天保卫战”实施期间(2018~2020),气象因素对 O_3 浓度的影响更加突出.其中,对 O_3 浓度影响最大的气象因素是降水(Geo_q=0.37),其次是平均温度、最高温度和风速,这些因素均对 O_3 的生成和扩散产生影响(图 5).社会经济因素方面,最具影响的是人口密度(Geo_q=0.24),表明人口密集区域的 O_3 污染问题更为突出;其次是工业产值、第二产业比重和人均 GDP,与“大气十条”时期相比,这些因素的影响力有所减弱.具有最高解释力的污染物因素是 PM_{10}(Geo_q=0.73),其次是 NO_2、CO 和 SO_2.然而,对 $PM_{2.5}$ 浓度影响最大的气象因素是平均温度(Geo_q=0.45),其次是最高温度、降水和风速,这些因素均对 $PM_{2.5}$ 的生成和扩散产生影响.最具影响的社会经济因素是人口密度(Geo_q=0.36),表明人口密集区域的 $PM_{2.5}$ 污染问题更为突出;其次是工业产值、第二产业比重.具有最高解释力的污染物因素是 PM_{10} (Geo_q=0.86)、其次是 NO_2、CO 和 SO_2.

“意见”实施期间(2021~2024),对 O_3 浓度影响最大的气象因素是平均温度(Geo_q=0.21),其次是最高温度、风速和降水.社会经济因素方面,最具影响的是人口密度(Geo_q=0.24),其次是工业产值、第二产业比重和人均 GDP.具有最高解释力的污染物因素是 PM_{10}(Geo_q=0.72),其次是 NO_2,CO 和 SO_2 未通过统计性检验,即统计不显著.与此同时,对 $PM_{2.5}$ 浓度影响最大的气象因素是平均温度(Geo_q=0.38),其次是最高温度、风速.最具影响的社会经济因素是人口密度(Geo_q=0.36),其次是工业产值、第二产业比重.具有最高解释力的污染物因素是 PM_{10}(Geo_q=0.79)、其次是 NO_2、CO 和 SO_2.

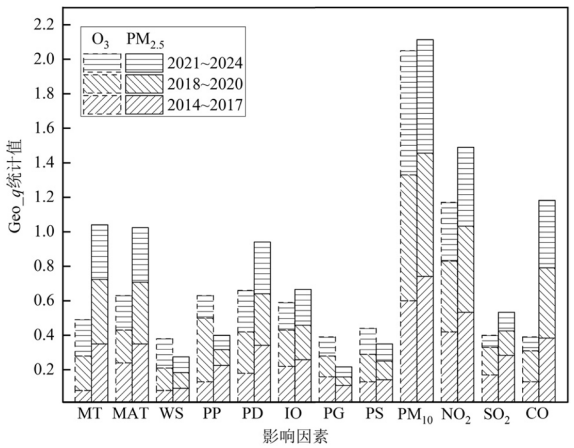


图 5　不同政策实施期间各影响因素的 Geo_q 值

Fig.5　The Geo_q values of various influencing factors during different policy implementation periods

MT: 平均温度; MAT: 最高温度; PP: 降水; WS: 风速; IO: 工业产值; PD: 人口密度; PG: 人均 GDP; PS: 第二产业比重

2.4　不同因素的交互作用

考虑不同政策实施期间,各影响因素之间的交互作用对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染时空分异性的解释力(图 6).结果表明,任意两个因素的交互作用均大于单一因素的影响,凸显了大气污染成因的复杂性以及多

因素协同作用的重要性.

“大气十条”实施阶段(2014~2017),气象、社会经济和污染物因素的交互作用均对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染产生显著影响.但值得注意的是,尽管两者都受到温度和降水等气象因素的影响,但影响机制可能存在差异:O_3 污染更多地受到高温的驱动,而 $PM_{2.5}$ 则更多地受到降水的影响,可能与降水对颗粒物的清除作用有关.此外,工业产值和人均 GDP 等社会经济因素对 O_3 的影响较为显著,反映了经济发展模式对 O_3 前体物排放的影响;而人口密度和第二产业比重等因素的交互作用则更多地影响 $PM_{2.5}$ 的排放,这可能与人口密集地区的能源消耗和工业生产活动有关.然而,在污染物因素方面,PM_{10} 和 NO_2 的交互作用均对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 产生重要影响,揭示了颗粒物与氮氧化物之间的复杂关系,以及它们在两种污染物形成过程中的协同效应.这表明,尽管 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的形成机制存在差异,但控制颗粒物和氮氧化物的排放,对于缓解两种污染都至关重要.总之,在“大气十条”阶段,高温和降水的气象组合,叠加工业生产和人口聚集的社会经济特征,显著影响了 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的生成.尽管影响因素类似,但 O_3 更多受到高温等气象因素的直接影响,而 $PM_{2.5}$ 则更多受到工业活动排放的驱动.

“蓝天保卫战”实施阶段,O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的影响因素在气象条件方面呈现出更为显著的差异.与 O_3 污染主要受到平均温度和降水交互作用(Geo_q=0.61)的影响不同,$PM_{2.5}$ 污染更多地受到平均温度和风速交互作用(Geo_q=0.52)的影响.这反映了在更加严格的污染控制背景下,扩散条件对 $PM_{2.5}$ 的影响变得更为重要,而 O_3 的生成和积累则更多地受到温度和湿度等因素的调控.然而,在社会经济因素方面,人口密度和第二产业比重的交互影响(Geo_q=0.35 和 0.42)对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 均较为显著,表明人类活动对两种污染物的排放仍然具有重要影响.此外,与“大气十条”时期类似,污染物因素方面,PM_{10} 和 NO_2 的交互作用(Geo_q=0.78 和 0.89)仍然是影响 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的重要因素,进一步强调了控制颗粒物和氮氧化物的协同效应在改善空气质量中的关键作用.这也说明在更严格的政策下,对于不同的污染物,治理的侧重点开始变得不同.结果表明,“蓝天保卫战”阶段气象条件对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的影响模式发生转变,扩散条件(风速)与温度、降水等因素的交互作用开始凸显,表明污染物扩散和清除过程的重要性增加.社会经济因素方面,人口密度和第二产业比重的交互影响仍然较为显著,但其对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的影响差异缩小,表明二者可能受到相似的排放源影响.

在“意见”实施阶段,O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的影响因素呈现出新的特点.气象条件对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的影响表现出明显差异:O_3 污染更多地受到平均温度和风速(Geo_q=0.42)的影响,表明扩散条件在 O_3 浓度变化中起着关键作用;而 $PM_{2.5}$ 污染则更多地受到最高温度和降水(Geo_q=0.48)的影响,暗示大气化学过程和污染物沉降对 $PM_{2.5}$ 的影响更为显著.尽管如此,人口密度和第二产业比重的交互影响(Geo_q=0.35 和 0.42)对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 仍然较为显著,这意味着即使在更严格的环保政策约束下,人口和工业活动的空间集聚仍然对两种污染物的排放构成压力.值得注意的是,污染物因素方面,O_3 污染仍然主要受到 PM_{10} 和 NO_2 交互作用(Geo_q=0.75)的影响,而 $PM_{2.5}$ 污染则更多地受到 PM_{10} 和 CO 交互作用(Geo_q=0.83)的影响.这可能反映了随着 NO_x 减排的推进,VOCs 控制在 O_3 污染防治中的作用日益凸显,而控制燃煤和生物质燃烧等碳排放源,对于进一步降低 $PM_{2.5}$ 污染的重要性日益凸显,控制的策略应该有所改变.这些结果表明,“意见”实施阶段高温和降水的组合对 $PM_{2.5}$ 的影响非常显著,PM_{10} 和 CO 的交互作用也成为 $PM_{2.5}$ 污染的主要驱动因素,反映了控制燃煤和生物质燃烧等碳排放源对降低 $PM_{2.5}$ 的重要性日益凸显.O_3 污染方面,扩散条件(风速)的影响更为重要,表明在更严格的环保政策下,污染扩散成为影响 O_3 浓度的关键因素.

上述结果表明,气象因素对大气污染的形成和演变至关重要,这与以往的研究一致[33-36].一方面,它们直接影响污染物的生成速率、转化路径和清除效率[37-39];另一方面,它们也通过改变大气边界层结构、大气稳定度等,间接影响污染物的扩散和累积[40].而人口密度、工业结构、能源消费模式和交通运输等社会经济因素则直接决定了大气污染物的排放总量和空间分布.比如人口密集地区通常伴随着更高的交通运输需求和能源消耗,导致 NO_x 和 VOCs 等 O_3 前体物的排放量增加,从而加速 O_3 的生成.工业活动是 O_3 前体物的重要来源,尤其是一些排放

VOCs 的行业,对 O_3 污染的贡献更为突出[41].与此同时,工业生产、建筑活动、交通运输和居民生活等都是 $PM_{2.5}$ 的重要排放源,能源消费结构(如燃煤比例)对 $PM_{2.5}$ 的排放量和成分组成具有重要影响[42-43].此外,在不同政策实施期间,PM_{10} 和 NO_2 对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 污染的时空分异性作用明显,且污染物的交互作用增强了各自对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 浓度的影响,这可能源于城市作为污染物共同的空间载体,O_3 和 $PM_{2.5}$ 并非独立存在,它们与其他污染物之间存在复杂的相互作用关系[44-46].

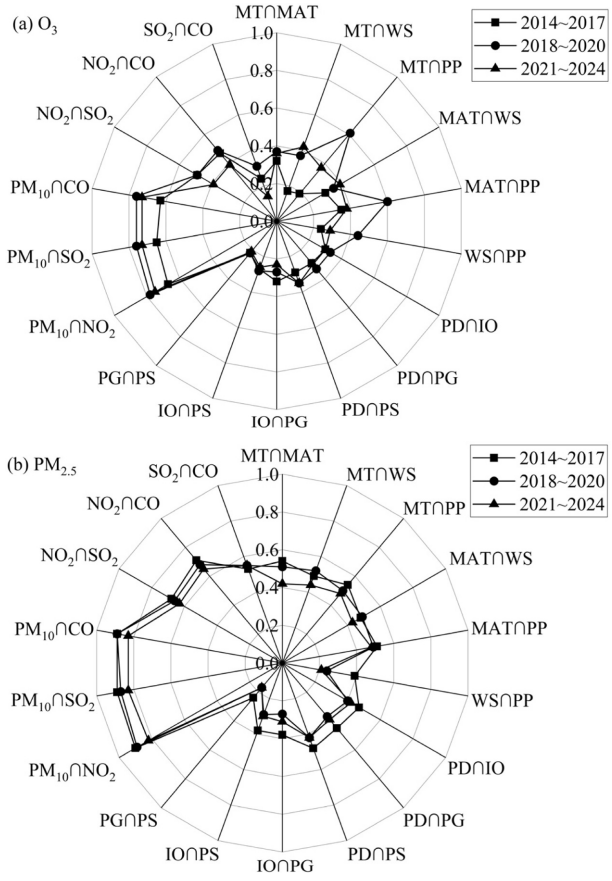


图 6　三项政策实施期间因素两两交互的 Geo_q 值

Fig.6　The Geo_q values of the interactions between factors during the implementation of three policies

MT: 平均温度; MAT: 最高温度; PP: 降水; WS: 风速; IO: 工业产值; PD: 人口密度; PG: 人均 GDP; PS: 第二产业比重

2.5　政策驱动下的 O_3 和 $PM_{2.5}$ 协同治理启示

本研究结果表明,O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的主导因素随政策阶段发生动态演变,且不同因素的交互作用对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的解释力显著增强.这一规律表明,协同治理策略要与时俱进、精准施策.因此,根据本研究中各阶段主导因素与交互作用的演变特征,未来的协同治理应重点关注以下几个方面:

2.5.1　从分阶段管控到多因素协同:适应主导因素的动态演变　研究结果表明,O_3 和 $PM_{2.5}$ 的主导影响因素并非静态不变,而是随着政策阶段的演变呈现动态变化,反映了政策从“单一管控”向“协同治理”、从“末端治理”向“源头治理”的转变,显著改变了 O_3 和 $PM_{2.5}$ 形成过程中影响因素的主导模式,驱动了从“单因子主导”向“多因子交互”的转变,并导致因素的解释力发生了显著变化.例如,“大气十条”阶段,其侧重 $PM_{2.5}$ 污染的末端管控,导致工业产值、最高温度等单因素对污染物的驱动作用极强;“蓝天保卫战”开始关注 O_3 前体物管控,促使降水、风速等因素的交互作用开始凸显;而“意见”阶段推行的全链条治理模式,形成了以“平均温度-人口密度-PM_{10}”为代表的多因子交互协同响应模式.这一演变规律表明,大气污染治理策略应从初期侧重“重点源末端管控”向更加精细化的“多污染源、多过程协同调控”动态调整,以适应不断变化的污染成因.值得注意的是,PM_{10} 作为贯穿三个政策阶段、对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 均具有持续高解释力的关键因素,表明应将扬尘、工业无组织排放等与 PM_{10} 密切相关的粗颗粒物源的协同治理,作为提升 $PM_{2.5}$ 与 O_3 协同控制效益的长期着力点.

2.5.2　实施分区分类调控,响应污染成因的空间异质性　本研究揭示了污染热点区空间格局及 O_3 与 $PM_{2.5}$ 相关性存在显著地域分异,有力地支持了实施“分区施策”的必要性,即政策制定必须摒弃“一刀切”模式,充分考虑区域异质性,实施精准的区域化策略.研究结果表明,不同区域在气象条件、社会经济发展水平、产业结构和污染物排放特征上存在显著差异.具体而言,针对 O_3 污染严重区域(例如,华北、长三角地区),人口密度和工业活动的显著贡献表明,应强化 VOCs 和 NO_x 协同减排,重点管控石化、化工、工业涂料等行业,考虑更严格的排放标准,推广清洁生产技术.对于 $PM_{2.5}$ 重污染区(例如,华北、成渝地区),在延续对工业、燃煤、扬尘等传统源治理的基础上,巩固现有减排成果,还需特别关注 PM_{10} 作用强烈的本地排放控制.而在南方及东北等 $PM_{2.5}$ 和 O_3 呈正相关的区域,则需制定协同控制方案,力求同时降低 NO_x、SO_2 和 VOCs 的排放.然而,对于西北半

干旱等呈负相关的区域,亟需深入研究其背后机制,优化控制策略,避免过度治理 $PM_{2.5}$ 反而加剧 O_3 污染.更重要的是,政策设计应充分考虑各区域主导驱动因素(气象条件、特定行业排放、能源结构等)的差异,采取最具针对性的控制手段.例如,对于受气象条件影响大的地区,应加强污染过程的预警和应急响应,而对于工业排放主导的地区,则应侧重于产业结构调整和清洁生产技术的推广应用.

2.5.3 强化气象与污染的协同应对,关注关键驱动因素的交互效应 影响因素的分析结果表明,在多因素交互作用的分析中,气象因素间的交互效应(如温度与风速、温度与降水等)显著高于单一气象因素对污染物的解释力,揭示了它们对污染物浓度的联合影响.这些结果在一定程度上反映了气象条件与污染物浓度之间存在复杂的关联.例如,在某些特定区域,O_3 与 $PM_{2.5}$ 呈现正相关关系,表明二者可能受到共同的前体物或气象条件驱动,如高温和强风速等气象条件,可能同时促进污染物的生成、扩散与传输,从而影响区域污染水平.相反,在呈现负相关关系的区域(如西北半干旱区),抑制 $PM_{2.5}$ 增长的同时,可能伴随 O_3 浓度上升的复杂过程,这进一步强调了在理解大气污染成因时,必须综合考虑多重因素的作用.为了构建更精细化的协同控制方案,未来的研究可尝试构建能够综合考虑气象、社会经济、多污染物及其交互作用的模型,从而为政策模拟、效果预测和优化提供更强的科技支撑,实现更精准的污染防治.

2.5.4 构建精细化评估体系,支撑协同控制政策的持续优化 为实现协同控制政策的持续优化,必须依靠科技支撑与评估体系的现代化.首先,为客观评估大气污染防治政策的实施成效并为未来的政策优化提供科学依据,亟需持续完善大气污染监测体系.具体而言,在 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染热点区及相关性特异区域,建议加密并增补对 VOCs 等关键前体物的监测.同时,推广使用移动监测平台,实现对大气污染的空间立体化监测,弥补固定站点覆盖的不足.其次,在评估方面,应整合地面监测、卫星遥感、数值模拟等多种数据源,构建更全面的污染排放清单,以及更精细化的污染过程模型.运用科学的源解析技术,精细化识别不同排放源(如工业、交通、生活)对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的贡献.在此基础上,结合源解析与过程模型,从机理上阐明本研究发现的“PM_{10} 对 $PM_{2.5}$ 和 O_3 的持续高解释力”以及“不同区域正负相关性”的内在成因,将宏观统计规律转化为具体的物理化学过程理解.这不仅有助于加深对大气污染成因的认知,也有助于提高模型的预测精度和可靠性.最终,运用统计学方法、因果推断等技术,客观评估不同政策措施(如产业结构调整、能源结构优化、排放标准修订等)对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度及二者关系的实际影响.通过以上综合措施,中国有望在实现 $PM_{2.5}$ 达标的基础上,有效控制 O_3 污染,提升大气污染调控政策的综合效益,为人民群众创造更加清洁、健康的生活环境.

2.6 不确定性分析

本研究的分析结果存在以下几方面的不确定性.首先,气象条件的年际变化可能在一定程度上干扰了对政策净效果的精确评估.其次,分析方法本身,如地理探测器对变量离散化方案的依赖,可能对结果的精细度产生影响.再次,解释变量中关键前体物 VOCs 的缺失,以及使用 PM_{10} 作为 $PM_{2.5}$ 的代理变量,可能使得对主导机制的解读存在局限.最后,O_3 生成敏感性和 $PM_{2.5}$ 化学组分的时空差异,意味着本研究识别的全国性主导因素是宏观层面的集合体现,在应用于具体区域时需结合本地化的机理研究.未来的工作将致力于整合更多关键变量与精细化模型,深化对复合污染驱动机制的理解.

3 结论

3.1 2014~2024 期间,全国 O_3 浓度总体呈现先上升后趋稳的态势,与“大气十条”时期浓度快速上升,以及“蓝天保卫战”和后续政策时期逐步趋稳的趋势相符.空间上,O_3 呈现出明显的区域差异,华北和长三角地区为高浓度热点区域,东北和西南地区则相对较低.而 $PM_{2.5}$ 污染与 O_3 相反,$PM_{2.5}$ 浓度在“大气十条”和“蓝天保卫战”期间呈现持续下降趋势,表明中国在控制 $PM_{2.5}$ 污染方面取得了显著成效.但 $PM_{2.5}$ 的空间分布也存在显著差异,京津冀及周边地区、长三角和汾渭平原等区域仍然是 $PM_{2.5}$ 污染的重点防控区域.

3.2 2014~2024 年间中国 331 个地级市的 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度协同关系的时空分布呈现显著的区域异质性,在 45.92%(共计 152 个)的城市中,$PM_{2.5}$ 和 O_3 表现为正相关,主要集中在我国南方及东北湿润地区.部分城市(54.08%,共 179 个)呈现出 $PM_{2.5}$ 和 O_3

的负相关关系,主要分布在我国西北半干旱地区,表明我国大气复合污染治理需分区施策以实现协同控制.

3.3　不同政策时期,影响 O_3 和 $PM_{2.5}$ 污染的主导因素发生了显著变化,反映了大气污染成因的复杂性和政策调控的有效性.“大气十条”时期(2014~2017)影响 O_3 浓度的主导因素为最高温度、工业产值和 PM_{10};影响 $PM_{2.5}$ 浓度的主导因素为最高温度、人口密度以及 PM_{10}.“蓝天保卫战”时期(2018~2020)影响 O_3 浓度的主导因素转变为降水、人口密度和 PM_{10};$PM_{2.5}$ 的主导因素为平均温度、人口密度、PM_{10}.“意见”实施阶段(2021~2024)影响 O_3 和 $PM_{2.5}$ 浓度的主导因素皆为平均温度、人口密度和 PM_{10}.

3.4　在 3 个政策实施期间,因素间的交互作用对 O_3 和 $PM_{2.5}$ 的影响均大于单一因素,这不仅强调了大气污染成因的复杂性,更突显了多因素协同作用在污染控制中的重要性.未来的大气污染防治策略应更加注重多污染物的协同控制和多部门的联合治理,以适应新的污染形势.

参考文献:

[1] Li J, Duan L, Zhang T. Analysis of spatio-temporal distribution characteristics and influencing factors of $PM_{2.5}$ and PM_{10} in Chinese Cities [J]. Environmental Science, 2024,45(4):1938-1949.

[2] Peng T, Zhao M, Wu Y, et al. Spatiotemporal characteristic of $PM_{2.5}$ and ozone and their relationships with meteorology over Jiangsu Province in 2022 [J]. Journal of Earth Environment, 2024,15(3):459-473.

[3] Lin W, Guo X. Spatial and temporal distribution characteristics of ozone in urban agglomerations in China [J]. China Environmental Science, 2022,42(6):2481-2494.

[4] Sun R, Zhang H, Wang S, et al. Temporal and spatial distribution of ozone in typical cities of Yangtze River Delta region and its correlation with meteorological factors [J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2021,16(6):483-494.

[5] 孔少杰,易洪涛.中国 O_3 暴露与健康风险时空演变及不平等的双维分区管控 [J]. 中国环境科学, 2025,45(10):5873-5884.
Kong S J, Yi H T. Spatialtemporal of O_3 exposure and health risks and unequal two-dimensional zoning control in China [J]. China Environmental Science, 2025,45(10):5873-5884.

[6] Wang T, Xue L, Brimblecombe P, et al. Ozone pollution in China: A review of concentrations, meteorological influences, chemical precursors, and effects [J]. Science of the Total Environment, 2017,575:1582-1596.

[7] 肖致美,李　鹏,孔　君,等.天津市持续高温强光照天气下臭氧污染差异性 [J]. 中国环境科学, 2023,43(7):3322-3330.
Xiao Z M, Li P, Kong J, et al. Difference of ozone pollution under the continuous high temperature and strong sunlight weather in Tianjin [J]. China Environmental Science, 2023,43(7):3322-3330.

[8] 涂佩玥,杨　欢,陈兰洲,等.中国重点城市大气污染与健康风险的时空分布特征 [J]. 环境科学, 2023,44(11):5954-5963.
Tu P Y, Yang H, Chen L Z, et al. Spatiotemporal distribution characteristics of air pollution and health risks in key cities of China [J]. Environmental Science, 2023,44(11):5954-5963.

[9] Yang Y, Li M, Wang H, et al. ENSO modulation of summertime tropospheric ozone over China [J]. Environmental Research Letters, 2022,17(3):034020.

[10] Song X, Li X B, Yuan B, et al. Elucidating key factors in regulating budgets of ozone and its precursors in atmospheric boundary layer [J]. NPJ Climate and Atmospheric Science, 2024,7(1):262.

[11] Wang Y, Zhao Y, Liu Y, et al. Sustained emission reductions have restrained the ozone pollution over China [J]. Nature Geoscience, 2023,16(11):967.

[12] 梅莹莹.地表臭氧时空分布及其与多尺度景观类型的关系研究 [J]. 地理研究, 2024,43(5):1304-1315.
Mei Y Y. Spatiotemporal distribution of ground-level ozone and its relationship with multi-scale landscape types [J]. Geographical Research, 2024,43(5):1304-1315.

[13] Liu C, Lu B, Wang Q, et al. High-level HONO exacerbates double high pollution of O_3 and $PM_{2.5}$ in China [J]. Science of the Total Environment, 2024,945:174066.

[14] Qin X, Chen Z, Gong Y, et al. Persistent uptake of H_2O_2 onto ambient $PM_{2.5}$ via Dark-Fenton chemistry [J]. Environmental Science & Technology, 2022,56(14):10.1021.

[15] 胥　雯,杨　皓,何　敏,等.成渝地区臭氧生成敏感性时空分布及影响因素 [J]. 环境科学, 2025,46(2):736-745.
Xu W, Yang H, He M, et al. Spatial and temporal characteristics of ozone formation sensitivity and its influencing factors in Chengdu-Chongqing Area [J]. Environmental Science, 2025,46(2):736-745.

[16] Zhang X X, Yan B, Du C J, et al. Quantifying the interactive effects of meteorological, socioeconomic, and pollutant factors on summertime ozone pollution in China during the implementation of two important policies [J]. Atmospheric Pollution Research, 2021,12(12):101248.

[17] 卫佩茹,邵天杰,黄小刚,等.2015~2018 年东北地区臭氧浓度时空变化特征及其驱动因素研究 [J]. 生态与农村环境学报, 2020,36(8):988-997.
Wei P R, Shao T J, Huang X G, et al. Study of spatio-temporal variation and the influencing factors of ozone in northeast China during 2015~2018 [J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2020,36(8):988-997.

[18] Ali M A, Huang Z, Bilal M, et al. Long-term $PM_{2.5}$ pollution over China: Identification of $PM_{2.5}$ pollution hotspots and source contributions [J]. Science of the Total Environment, 2023,893:164871.

[19] He C, Liu J, Zhou Y, et al. Synergistic $PM_{2.5}$ and O_3 control to address the emerging global $PM_{2.5}$-O_3 compound pollution challenges [J]. ECO-Environment & Health, 2024,3(3):325-337.

[20] Xiang Y, Dong Y, Wang X, et al. Elucidating the ozone formation and transport mechanism in the Pearl River Delta against the backdrop of heatwave [J]. Environmental Research Letters, 2025,20(7):074040.

[21] Yan S, Zhu B, Shi S, et al. Impact of aerosol optics on vertical

distribution of ozone in autumn over Yangtze River Delta [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2023,23(9):5177−5190.

[22] Chen Z W, Ting Y C, Huang C H, et al. Sources−oriented contributions to ozone and secondary organic aerosol formation potential based on initial VOCs in an urban area of Eastern Asia [J]. Science of the Total Environment, 2023,892:164392.

[23] 罗瑞雪,刘保双,梁丹妮,等.天津市郊夏季的臭氧变化特征及其前体物 VOCs 的来源解析 [J]. 环境科学, 2021,42(1):75−87.
Luo R X, Liu B S, Liang D N, et al. Characteristics of ozone and source apportionment of the precursor VOCs in Tianjin suburbs in summer [J]. Environmental Science, 2021,42(1):75−87.

[24] Zou Y, Yan X L, Flores R M, et al. Source apportionment and ozone formation mechanism of VOCs considering photochemical loss in Guangzhou, China [J]. Science of the Total Environment, 2023,903: 166191.

[25] HJ 663−2013 环境空气质量评价技术规范(试行) [S].
HJ 663−2013 Technical regulation for ambient air quality assessment (on trial) [S].

[26] Li G, Haining R, Richardson S, et al. Space−time variability in burglary risk: A Bayesian spatio−temporal modelling approach [J]. Spatial Statistics, 2014,9:180−191.

[27] Gelman A. Prior distributions for variance parameters in hierarchical models (Comment on an Article by Browne and Draper) [J]. Bayesian Analysis, 2006,1(3):515−533.

[28] Richardson S, Thomson A, Best N, et al. Interpreting posterior relative risk estimates in disease−mapping studies [J]. Environmental Health Perspectives, 2004,112(9):1016−1025.

[29] Wang J F, Li X H, Christakos G, et al. Geographical Detectors−Based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010,24(1):107−127.

[30] Wang J F, Zhang T L, Fu B J. A measure of spatial stratified heterogeneity [J]. Ecological Indicators, 2016,67:250−256.

[31] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望 [J]. 地理学报, 2017,72(1):116−134.
Wang J F, Xu C D. Geodetector: Principle and prospective [J]. Acta Geographica Sinica, 2017,72(1):116−134.

[32] 严文莲,刘端阳,王 磊,等.江苏 $PM_{2.5}$−O_3 复合污染特征及气象条件分析 [J]. 中国环境科学, 2023,43(10):5098−5106.
Yan W L, Liu D Y, Wang L, et al. Analysis of characteristics and meteorological conditions of $PM_{2.5}$−O_3 compound pollution in Jiangsu province [J]. China Environmental Science, 2023,43(10):5098−5106.

[33] Wang N, Wang H, Huang X, et al. Extreme weather exacerbates ozone pollution in the Pearl River Delta, China: Role of natural processes [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2024,24(2):1559−1570.

[34] Ouyang S, Deng T, Liu R, et al. Impact of a subtropical high and a typhoon on a severe ozone pollution episode in the Pearl River Delta, China [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2022,22(16):10751−10767.

[35] Liu C, He C, Wang Y, et al. Characteristics and mechanism of a persistent ozone pollution event in Pearl River Delta induced by typhoon and subtropical high [J]. Atmospheric Environment, 2023, 310:119964.

[36] Xu H, Li Y, Lin C, et al. Unveiling vertical ozone variation with UAV−Based monitoring and modeling: A new challenge for city−level ozone pollution control in the pearl river delta region [J]. Atmospheric Environment, 2024,322:120368.

[37] 张湘雪,徐成东,程昌秀,等.中国近地面臭氧时空−属性模态分解及其影响因素解析 [J]. 地球信息科学学报, 2025,27(1):226−238.
Zhang X X, Xu C D, Cheng C X, et al. Decomposing of spatiotemporal attribution patterns of near−surface ozone in China and their influencing factors [J]. Journal of Geo−Information Science, 2025,27(1):226−238.

[38] Liu D, Hai S, Zhang W, et al. Ozone formation sensitivity and meteorological effects in North China Plain based on photochemical indicator method: A case study of 2021 [J]. Research of Environmental Sciences, 2024,37(3):479−492.

[39] 张 娇,吴 波,赵 佩,等.干旱事件下 $PM_{2.5}$ 和臭氧复合污染动力机制及其影响因素 [J]. 长江流域资源与环境, 2024,33(8):1768−1780.
Zhang J, Wu B, Zhao P, et al. Internal dynamic mechanism of atmospheric composite pollution and its driving factors during drought events [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2024, 33(8):1768−1780.

[40] 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. Significant factors influencing the multi−temporal−scale evolutions of $PM_{2.5}$ and O_3 concentrations in Xingtai City [J]. China Environmental Science, 2024,44(9):4786−4795.

[41] 邹 滨,谢曼曼,李 莎,等.中国 274 个地级市 $PM_{2.5}$−O_3 浓度空间分异的驱动因素解析 [J]. 中国环境科学, 2025,45(11):6032−6044.
Zou B, Xie M M, Li S, et al. Analysis on driving factors behind the spatial differentiation of $PM_{2.5}$−O_3 concentrations in 274 prefecture−level cities of China [J]. China Environmental Science, 2025,45(11): 6032−6044.

[42] Zhang Y, Shuai C, Bian J, et al. Socioeconomic factors of $PM_{2.5}$ concentrations in 152 Chinese cities: Decomposition analysis using LMDI [J]. Journal of Cleaner Production, 2019,218:96−107.

[43] Zheng F, Gao J, Wu L, et al. Characterizations of air pollutants at roadside monitoring stations and traffic emission effects: A case study in Tianjin, China [J]. Journal of Environmental Sciences, 2025,157: 592−604.

[44] Kuerban M, Waili Y, Fan F, et al. Spatio−temporal patterns of air pollution in China from 2015 to 2018 and implications for health risks [J]. Environmental Pollution, 2020,258:113659.

[45] Qu Y, Wang T, Yuan C, et al. The underlying mechanisms of $PM_{2.5}$ and O_3 synergistic pollution in East China: Photochemical and heterogeneous interactions [J]. Science of the Total Environment, 2023,873:162434.

[46] Wang L, Zhao B, Zhang Y, et al. Correlation between surface $PM_{2.5}$ and O_3 in eastern China during 2015~2019: Spatiotemporal variations and meteorological impacts [J]. Atmospheric Environment, 2023,294: 119520.

作者简历：张湘雪(1993−),女,河南周口人,讲师,博士,主要从事环境污染与人体健康、时空建模及应用研究.发表论文 28 篇.zxx@lreis.ac.cn.