

重污染天气事件预报的目标观测：思考和展望

杨丽超 段晚锁

Targeted Observations for Severe Air Pollution Event Forecasting: Insights and Prospects

YANG Lichao DUAN Wansuo

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2025.24163>

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

2020年梅汛期强降水事件的预报误差来源分析

Forecast Error Source Analysis of Heavy Rainfall Events in the Meiyu period of 2020

气候与环境研究. 2022, 27(4): 469 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2021.21144>

过去十年我国大气污染防治科技工作进展及未来展望

Science and Technology Progress on Air Pollution Prevention and Control in Recent Ten Years and Future Prospect in China

气候与环境研究. 2022, 27(6): 787 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2022.22015>

基于KZ滤波的京津冀2013~2018年大气污染治理效果分析

Effectiveness of Air Pollution Control Efforts in BeijingTianjinHebei Region during 20132018 Based on the KolmogorovZurbenko Filter

气候与环境研究. 2020, 25(5): 499 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2020.19094>

河北省2023年7月持续性高温过程成因和预报研究

Causes and Predictability of the Persistent Heatwave in July 2023 in Hebei

气候与环境研究. 2025, 30(1): 39 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2024.24006>

气象预报模式参数化方案对重污染过程PM2.5浓度预报效果的影响

Influence of Meteorological Forecast Model Parameterization Schemes on PM2.5 Concentration Forecast Effect in Heavy Pollution Process

气候与环境研究. 2021, 26(3): 312 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20073>

北京地区一次空气重污染过程的气象条件模拟参数化敏感性试验

Sensitivity Experiments of Meteorological Parameterization Schemes for WRF Model during a Heavy Air Pollution Episode in Beijing

气候与环境研究. 2020, 25(3): 253 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2019.19053>



关注微信公众号，获得更多资讯信息



杨丽超, 段晚锁. 2025. 重污染天气事件预报的目标观测: 思考和展望 [J]. 气候与环境研究, 30(5): 595–606. YANG Lichao, DUAN Wansuo. 2025. Targeted Observations for Severe Air Pollution Event Forecasting: Insights and Prospects [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 30 (5): 595–606. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2025.24163

重污染天气事件预报的目标观测: 思考和展望

杨丽超¹ 段晚锁²

1 首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100048

2 中国科学院大气物理研究所地球系统数值模拟与应用全国重点实验室, 北京 100029

摘要 以细颗粒物 (PM_{2.5}) 和 O₃ 为主的大气复合污染事件, 是当前中国大气环境治理面临的重大挑战之一。实现大气复合污染物的精准预报, 是科学治污、防污的关键基础。复合污染物浓度的预报尚存在很大不确定性, 但常规观测难以满足其精准预报的需求。“目标观测”聚焦预报对观测的需求, 是提高数值预报水平新的观测策略, 已成功应用于高影响天气气候事件的理论与实际外场试验, 显著提升了预报效果。与高影响天气气候事件预报的目标观测研究相比, 重污染天气事件预报的目标观测研究起步较晚, 尚未在外场试验中获得应用。本文回顾了高影响天气气候事件目标观测研究的进展, 评述了目标观测策略在重污染天气事件研究中的应用, 讨论了当前大气环境目标观测研究所面临的挑战以及未来研究的重点, 最后展望了目标观测在提升大气复合污染物预报水平中的重要作用, 以期为实现大气复合污染的精准治理提供科技支撑。

关键词 初始误差 目标观测 可预报性 大气污染

文章编号 1006-9585(2025)05-0595-12

中图分类号 P456

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2025.24163

Targeted Observations for Severe Air Pollution Event Forecasting: Insights and Prospects

YANG Lichao¹ and DUAN Wansuo²

1 College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048

2 State Key Laboratory of Earth System Numerical Modeling and Application, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

Abstract Atmospheric compound pollution events, primarily those involving PM_{2.5} and O₃, represent one of the significant challenges faced by China in mitigating atmospheric environmental pollution. The accurate forecasting of atmospheric composite pollutants is essential for implementing effective pollution control and prevention measures. There is considerable uncertainty in forecasting compound pollutant concentrations. However, conventional observations are insufficient to meet the demands for the accurate forecasting of these pollutants. Targeted observations focus on the observational needs of forecasts and present a new strategy to enhance numerical forecasting skills. Currently, targeted observations have been successfully applied to theoretical research and practical field trials for high-impact weather and climate events, significantly improving forecasting skills. Compared to targeted observation research on high-impact

收稿日期 2024-11-26; 网络预出版日期 2025-03-25

作者简介 杨丽超, 女, 讲师, 研究方向为大气环境可预报性。E-mail: yanglc@cnu.edu.cn

通讯作者 段晚锁, 男, 研究员, 研究方向为天气、气候可预报性。E-mail: duanws@lasg.iap.ac.cn

资助项目 国家自然科学基金项目 42475064, 国家重点研发计划 2023YFC3705501

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grant 42475064), National Key Research and Development Program of China (Grant 2023YFC3705501)

weather and climate events, studies on targeted observations for air pollution events began relatively late, and this approach has not yet been implemented in field experiments. The research progress regarding the use of targeted observations for high-impact weather and climate event forecasts were reviewed, the application of targeted observation strategies in studies of severe air pollution events were evaluated, and current challenges were discussed. Additionally, it highlights key areas for future research and explores the critical role of targeted observations in improving the forecasting accuracy of atmospheric composite pollutants, aiming at providing scientific support for the precise management of atmospheric composite pollution.

Keywords Initial error, Target observation, Predictability, Air pollution

1 引言

大气污染严重危害着人类的生存环境和全球的生态系统。2021年世界卫生组织新颁布的《世界卫生组织全球空气质量指南》指出,空气污染是目前人类健康面临的重大环境威胁之一(World Health Organization, 2021)。细颗粒物(PM_{2.5})和臭氧(O₃)被认为是最重要的大气污染物,它们通过诱发呼吸道疾病造成全球每年约450万成人早逝(Murray et al., 2020),而长期O₃暴露更会增加5岁以下儿童死亡的风险(Xue et al., 2023)。2013年起,伴随我国《大气污染防治行动计划》(https://www.gov.cn/zwggk/2013-09/12/content_2486773.htm[2025-03-25])和《打赢蓝天保卫战三年行动计划》(https://www.gov.cn/zhengce/content/2018-07/03/content_5303158.htm[2025-03-25])的实施,我国大气污染治理成效显著,但空气中PM_{2.5}浓度仍距世界卫生组织的推荐值有较大差距,同时O₃浓度开始显著上升,我国的大气污染特征正以单一污染物PM_{2.5}或O₃,向以PM_{2.5}和O₃为主的多种污染物的复合污染转变(Zhao et al., 2018; 楚碧武等, 2020)。较单一的PM_{2.5}污染或单一的O₃污染,高浓度PM_{2.5}和O₃同时存在的复合污染事件对人体健康和生态环境的危害更为严重,是目前中国大气环境污染面临的重大挑战之一(Xiao et al., 2022; Zhu et al., 2022)。

大气复合污染物的准确预报是精准治污防污的核心基础之一。尽管学者们尝试用人工智能、复杂网络等方法开展空气质量模拟和预报研究,但尚在探索中(Chen Y R et al., 2021; Zhao et al., 2021)。数值模拟和预报仍是目前认识大气污染生成、区域输送和消退机理以及探讨减小预报不确定性的有效途径。当前,气象—化学传输数值模式是大气污染物数值模拟的核心工具(Wang et al., 2017; 唐颖潇

等, 2018; Baklanov and Zhang, 2020)。尽管经过数十年的努力,大气污染物浓度的数值模拟能力已明显提高,但目前国内外主流模式对我国大气污染物浓度的预报仍存在明显偏差(Zhou et al., 2017; Yang and Zhao, 2023)。Liu et al. (2023)研究表明,采用国际先进的数值模式Weather Research and Forecasting (WRF) model coupled with Chemistry (WRF-Chem)和Community Multiscale Air Quality (CMAQ)关于PM_{2.5}和O₃浓度的预报误差超过实况的20%,在污染物峰值时的预报误差甚至超过实况的近40%。Petersen et al. (2019)评估了由国际上7个先进数值模式组成的大气污染浓度集合预报系统,发现该系统对我国北部地区O₃浓度的72 h预报的误差接近40 μg/m³,部分地区PM_{2.5}浓度预报误差可达60~80 μg/m³,这与业务要求的预报精度(即清洁天气的O₃和PM_{2.5}预报误差均应控制在8 μg/m³以内,轻污染天气的O₃和PM_{2.5}预报误差应分别限制在30 μg/m³和12 μg/m³以内)仍有很大差距。因此,当前亟需探讨如何减小污染物浓度的预报误差,特别是对人类健康有较大危害的含PM_{2.5}和O₃的复合污染事件的预报误差,从而为大气污染精准防控提供关键科技支撑。

造成污染物浓度预报误差的主要原因,一方面是由于气象—化学传输模式本身存在模式误差,而另一方面则是源于数值模式的初始场和排放源的不确定性,如初始污染物浓度和气象场的不确定性以及人为(生物)排放的氮氧化物浓度(NO_x)、挥发性有机物浓度(VOCs)和无机气溶胶浓度等的不确定性。这些不确定性导致大气污染的精准预报存在较大难度,使防控政策的制定有较大风险(Sillman et al., 1995),有时甚至导致相互矛盾的防控策略,进而无法为公众提供准确的预警信息。数值预报的本质是解一组复杂的偏微分方程的初值问题。因此,除了数值模式和排放源的不确定性研

究外，国际上也有大量研究关注初始不确定性对大气污染物浓度预报的影响 (Pagowski et al., 2010; Kumar et al., 2019; Zhang et al., 2023)。Gilliam et al. (2015) 利用气象—化学传输模式集合预报系统，发现初始气象场的不确定性可导致区域 O_3 浓度的预报误差达 $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ，而 Bei et al. (2017) 的研究表明，初始气象场的不确定性导致的 $PM_{2.5}$ 浓度峰值预报误差可达 $190 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ，两种污染物的预报误差都超过了污染等级划分的浓度间隔（即 O_3 的 $40 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ， $PM_{2.5}$ 的 $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ），从而直接影响了污染等级预报的判定结果；唐晓等 (2010) 和 Hou et al. (2022) 的研究表明，初始污染物浓度误差能导致污染物预报误差超过实况的 30%。由此可见，无论是初始气象场误差，还是初始污染物浓度误差，均能导致污染物浓度具有显著的预报误差。因此，若能有效提高初始气象场和污染物浓度的精度，将会大大降低大气污染物浓度的预报误差。

资料同化是减小初始场不确定性，提高数值预报水平的有效手段之一。所谓资料同化是指假定模式完美，将模式与当前在时间和空间上均有限的观测资料相结合，通过非线性优化算法为数值模式提供一个更准确的初始场，从而提高预报水平的预报策略 (Talagrand, 1997; Bauer et al., 2015)。为获得高质量的资料同化，充足的观测是十分必要的。然而，无论是气象观测，还是污染物浓度观测，全面观测是不实际的，而优先在一些关键区域开展关键变量的额外观测，并将其同化到数值模式，成为提高资料同化质量和预报效果的最有效手段之一 (Mu, 2013; Mu et al., 2015)。这是“目标观测”策略的基本思想。

“目标观测”的核心是确定应优先增加观测的区域，即目标观测敏感区。目标观测在高影响天气和气候事件的研究已取得很大进展，而且无论从理论研究还是从实际外场试验，都已证明其能够显著提高高影响天气气候事件的预报水平 (Zhou et al., 2013; Feng et al., 2017; Duan et al., 2018; Qin et al., 2023)。然而，相较于高影响天气气候的目标观测研究，大气污染的目标观测研究起步较晚。在为数不多的大气污染目标观测研究中，通常仅局限于通过理想的敏感性试验来探究目标观测对提高大气污染预报水平的可能作用 (Liu C L et al., 2021)，或采用基于误差发展线性近似的方法识别目标观测的敏感区 (Goris and Elbern, 2015)，这些都限制了

目标观测策略在提高大气污染预报水平中的效能。

本文将回顾重污染天气事件预报的目标观测研究进展，评述目标观测对提高空气重污染事件预报水平的作用，讨论当前大气环境目标观测研究所面临的主要挑战及未来可能研究的重点。

2 目标观测及其在高影响天气气候事件预报中的应用

“目标观测”是高影响天气事件预报的新的观测策略 (Snyder, 1996; Mu et al., 2015; Duan et al., 2023)。所谓目标观测，即是指为了使将来时刻（验证时刻 t_1 ）我们所关注的区域（验证区）内的预报更加准确，要在目标时刻 t_0 ($t_0 < t_1$) 对验证区域预报影响较大的区域（敏感区）进行额外的观测，这些额外观测通过同化系统处理后，可为数值模式提供更接近真实状态的初始场，从而最大限度地提高验证区域的预报水平 (Snyder, 1996; 穆穆, 2013)。

事实上，在数值天气预报发展的初期，气象学家们就意识到某一区域数值预报的技巧受限于前期某一局部区域初始条件的精度 (Riehl et al., 1956)，但当时增加观测的位置常常由主观判断。20 世纪 90 年代中期，目标观测理念被正式提出，国际上也随之提出了若干识别优先增加观测的区域（即目标观测敏感区）的动力学方法，如基于预报误差对不同位置初始误差敏感程度的大小来识别敏感区的伴随敏感性方法 (adjoint sensitivity, Bergot, 1999) 和奇异向量方法 (Singular Vectors, SVs, Palmer et al., 1998) 以及基于集合思想，通过评估实施某一目标观测方案后，使验证区域内预报误差方差减小的程度来确定敏感区的集合转换卡尔曼滤波方法 (Ensemble Transform Kalman Filter, ETKF, Bishop et al., 2001) 等。这些方法均已在理论研究的基础上，成功应用于高影响天气事件的目标观测外场试验。世界气象组织在 2003 年第十四届会议上确定了为期 10 年的全球观测系统研究和可预报性试验计划 (The Observing system Research and Predictability Experiment, THORPEX, 2005~2014 年)。该计划主要聚焦预报对观测的需求，旨在加速提升全球范围内 1~14 d 的高影响天气预报的准确性。THORPEX 计划的主要观测策略即是目标观测 (图 1; World Meteorological Organization, 2011)，而确定目标观

测敏感区的方法主要采用了 SVs 和 ETKF 法。在 THORPEX 计划的推动下, 目标观测外场试验在全球范围内展开, 如非洲地区启动了针对西非地区 1~3 d 降水预报的 AMMA 观测计划 (African Monsoon Multidisciplinary Analysis, Faccani et al., 2009), 法国和德国实施了针对 24~36 h 降水预报的 E-TReC 观测计划 (European THORPEX Regional Campaign, Wulfmeyer et al., 2011) 以及极地地区开启了 1~2 d 极地低压预报的目标观测计划 (Irvine et al., 2011) 等。这些外场试验的结果均表明, 目标观测能够有效提高数值天气预报水平 (Chou et al., 2011; Bielli et al., 2012)。

我国的目标观测研究和外场试验起步较晚, 但在近 10 年取得了显著进展。Mu et al. (2009) 提出了采用全面考虑非线性影响的条件非线性最优扰动方法 (CNOP; Mu et al., 2003)。CNOP 代表了满足给定物理约束条件, 且在预报时刻能够导致最大预报误差的一类初始误差 (Mu et al., 2003; Duan

and Mu, 2009), 已被应用于台风、暴雨、西南涡、海洋中尺度涡、ENSO 和印度洋偶极子 (IOD) 等高影响天气气候事件的目标观测研究, 揭示了由 CNOP 识别的敏感区较传统 SVs 等线性方法识别的敏感区在物理上更合理, 且在该敏感区内同化目标观测能够更大程度地提高预报技巧 (Qin et al., 2013; Feng et al., 2017; Chen G et al., 2021; Jiang et al., 2022; Hou et al., 2023)。而且自 2020 年起, CNOP 方法已被我国气象部门应用于台风预报的目标观测外场试验, 对提高台风实时预报效果提供了宝贵的观测资料 (Feng et al., 2022; Chan et al., 2023; Qin et al., 2023)。特别值得一提的是, 我国气象部门与有关科研院所针对台风“木兰”(2022) 的预报, 首次开展了“地—空—天”目标观测试验 (Chan et al., 2023), 所获得的实时观测资料通过卫星及时传送至中国地球系统数值预报中心的业务模式, 成功地预报出台风木兰先西行后北折的异常路径, 为后续全国天气会商及台风防御工作提供了

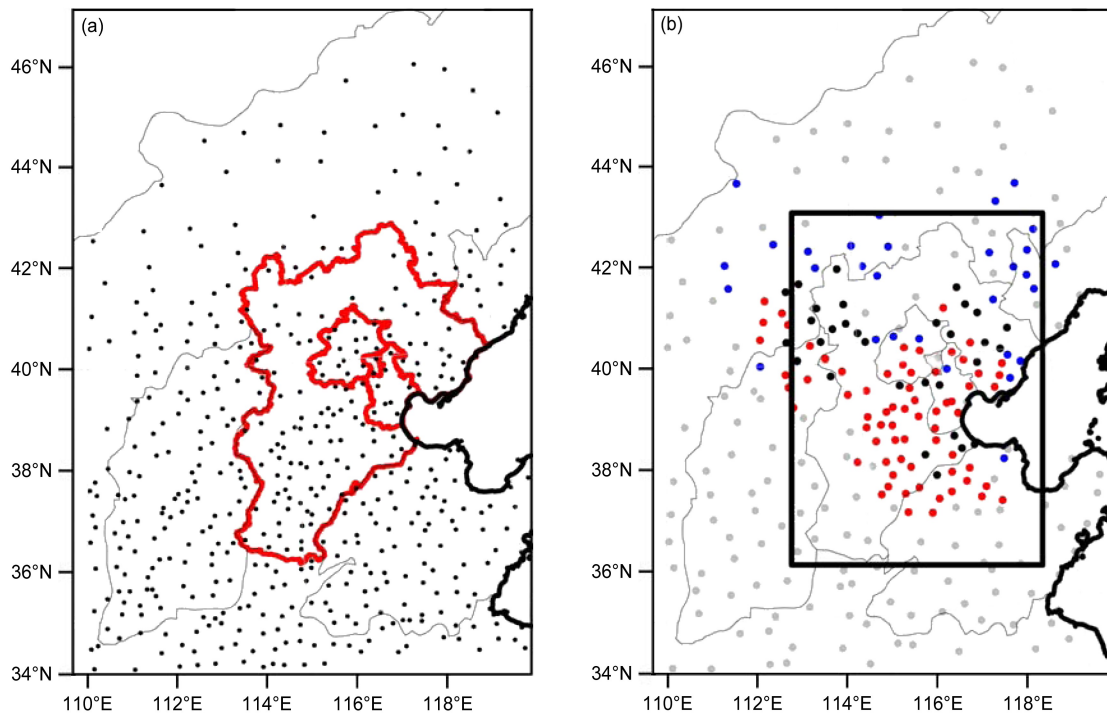


图 1 (a) 北京—天津—河北 (京津冀, 红色实线) 及其周边地区 481 个气象站点分布; (b) 优化后的 288 个经济有效的地面站点空间分布, 包括对累积过程预报起关键作用的 67 个地面站点 (红色圆点)、对消散过程预报起关键作用的 28 个地面站点 (蓝色圆点)、同时对累积过程及消散过程有关键作用的 32 个地面站点 (黑色圆点) 以及其他分散站点 (灰色圆点) 的空间分布, 黑框代表验证区范围 (即京津冀地区)。该图摘自 Yang et al. (2023)。

Fig. 1 Distributions of (a) 481 national ground meteorological stations within and around the Beijing-Tianjin-Hebei region (red lines). (b) 288 cost-effective stations' network, including the 67 essential stations for accumulation forecasts (red dots), 28 essential stations for dissipation forecasts (blue dots), and 32 essential stations for both the accumulation and dissipation forecasts (black dots). The additional scattered stations are marked as grey dots and black rectangle represents the verification area (i.e. Beijing-Tianjin-Hebei region). The figure is from Yang et al. (2023).

有效保障 (Chan et al., 2023)。

目标观测已经成为我国台湾地区气象部门台风预报的业务手段，为有效提高台风预报水平提供了大量宝贵资料 (Wu et al., 2009)。同时，目标观测也被成功应用于高影响气候事件的预测研究 (Duan et al., 2023)。Kramer and Dijkstra (2013) 通过同化的方法确定了能够克服 El-Niño—南方涛动 (ENSO) 事件“春季预报障碍”影响的优先海表温度观测的位置，而 Duan et al. (2018) 利用目标观测思想，通过 CNOP 方法建立了能够有效提高 El-Niño 事件多样性预报水平的最优目标观测阵列；对更具挑战性的 IOD 的预报，Mu et al. (2017) 也采用 CNOP 方法识别了 IOD 预测的目标观测敏感区，并证实了在敏感区内增加观测能够有效提高 IOD 的预报能力 [亦见 Feng et al. (2017)]。特别值得一提的是，Liu K et al. (2021) 利用 CNOP 方法确定了目标观测敏感区，并于 2019 年在黄海海域开展了国内首次海洋环境目标观测外场试验，验证了在 CNOP 目标观测敏感区内增加观测，能够有效提高海洋垂直热结构的预报技巧。可见，目标观测在天气和气候应用研究中已相对成熟，且作为一种新的观测策略，有效提升了高影响天气和气候事件的预报水平。

3 目标观测在重污染天气事件预报研究中的应用

随着目标观测在天气和气候研究中的成功应用，这一方法逐渐被引入大气污染预报领域，但目前仍处于发展阶段。Khattatov et al. (1999) 采用一个线性化学模型研究表明，仅在初始场给出 9 种物种的浓度，即可较准确地预测随后 4 d 19 种物种的浓度，从而揭示了大气污染预报对初始物种的敏感性，为大气污染预报的目标观测研究奠定了理论基础。随着化学—传输模型和污染物同化技术的发展，Daescu and Carmichael (2003) 首次在大气污染研究中提及目标观测，并利用基于碳键机制 IV (Gery et al., 1989) 的二维测试模型和伴随敏感性方法，确定了对模型预报有显著益处的物种的额外观测路径。

伴随敏感性方法仅通过计算目标函数 (例如预报误差) 相对于初始扰动的梯度，来量化初始扰动的变化如何影响预报结果，并不能获得对预报结果有最大影响的初始扰动。在假设误差线性发展的前

提下，SVs 能够代表有限时间区间内最大扰动增长的方向，可以用来确定短时间内对预报结果有最大影响的一类初始扰动。根据 SVs 初始扰动在不同 (气象) 变量或不同 (污染物) 物种间的分布，一般将具有大振幅扰动的变量或物种作为敏感变量或敏感物种，而将具有大振幅扰动的空间区域作为敏感区。Liao et al. (2006) 基于三维区域化学传输模型 (Sulfur Transport Eulerian Model, STEM, Carmichael et al., 2003) 及其伴随模式，计算了 SVs 的空间结构，并讨论了模拟时间间隔的长度、气象场、优化区域的位置、优化物种的选择和误差范数的选择对 SVs 结构的影响，同时指出了 SVs 方法在大气污染目标观测和集合预报中的重要应用前景。Goris and Elbern (2013) 利用 SVs 方法识别了针对特定区域 O₃ 和过氧乙酰硝酸酯 (Peroxide Acetyl Nitrate, PAN) 浓度预报的目标观测敏感污染物物种；随后，Goris and Elbern (2015) 利用相同的方法和更先进的嵌套化学—传输模式 (European Air pollution and Dispersion-Inverse Model, EURAD-IM, Elbern et al., 2007)，确定了特定区域单一污染物 (O₃) 浓度预报的目标观测敏感污染物物种 (敏感性依次为 O₃、NO、NO₂、HCHO 和 CO) 和物种 HCHO 敏感区域，并通过数值试验验证了优先改善上述敏感区污染物的初始浓度，能够更加有效地提高污染物浓度的预报水平。鉴于目标观测策略在提高大气污染预报水平的成功应用，Liu C L et al. (2021) 利用误差发展线性近似的方法识别了特定区域 PM_{2.5} 浓度预报的污染物目标观测敏感区，并以敏感区为基础，构建了一个能够有效提高 PM_{2.5} 浓度预报水平的污染物观测网，为优化污染物观测站提供了理论基础。

上述大气污染的目标观测研究在假定气象场预报完全准确的情况下展开，其利用化学—传输模式以及误差发展线性近似的方法，确定了针对单一大气污染物浓度预报的敏感区域和敏感物种。事实上，除了污染物初始场对污染浓度预报具有重要作用之外，污染物的传输、生成、反应速率在很大程度上受到气象条件的影响，而气象场与污染物之间强的非线性关系，使得微小的气象场预报误差将导致显著的污染物浓度预报误差 (Gilliam et al., 2015; 韩丽娜等, 2021; Weng et al., 2022)。虽然同化气象观测，已被认为是提高气象预报水平，进而提高大气污染预报技巧的有效途径之一，但是传统气象观

测站点主要以认识和理解天气现象为目标建立,因而所获得的观测不能最大程度地服务于预报对观测的需求,限制了数值天气预报水平的提高,进而使大气污染预报水平的提升有限 (Carmichael et al., 2008; Vautard et al., 2012; Ryan, 2016)。近年来,随着气象卫星的不断发展和遥感技术的不断提高,卫星观测已在提高天气预报准确率和监测灾害性天气系统等方面发挥了重要的作用 (Han et al., 2023; Liu C P et al., 2025)。虽然卫星观测具有覆盖范围广、时空分辨率高等优势,但已有研究表明,由于观测和模式误差的存在,同化所有的观测并不一定能使预报效果变得更好 (Liu and Rabier, 2002; Li et al., 2010; Janjić et al., 2018; Zhang et al., 2019)。因此,即使在观测充足的情况下,数值预报预测也须考虑应优先同化哪些区域的观测,才能克服观测和模式误差的影响,使预报技巧获得最大程度的提高。

针对气象场常规观测不能很好服务于污染物预报对观测的需求, Mee Kim et al. (2013) 在假设污染物初始场完美的情况下,继续采用基于误差发展线性近似的 SVs 方法和先进的天气数值预报模式 WRF, 识别了针对韩国地区沙尘事件发生时 PM10 浓度预报的气象场目标观测敏感区,并通过数值试验表明在气象场目标观测敏感区内同化少量观测站点,即能显著提高气象场的预报技巧,进而提高 PM10 浓度的预报技巧。在此基础上, Yang et al. (2014) 根据 11 次韩国沙尘事件的气象场目标观测敏感区的信息,建立了能够显著提高韩国 PM10 浓度预报水平的高空气象站观测网。

然而,不论是 Goris and Elbern (2015) 采用 SVs 方法探讨污染物浓度预报的污染物敏感区和敏感物种,还是 Yang et al. (2014) 采用 SVs 方法探讨污染物浓度预报的气象场敏感区,尽管这些线性方法确定的敏感区对改善污染物浓度的预报水平有积极意义,但污染物浓度的发展在很大程度上受气象条件演变和污染物物理化学反应的非线性过程的影响,所以由线性近似的方法确定的目标观测敏感区会偏离真实的敏感区,从而使获得的目标观测对受较强非线性过程影响的污染物浓度预报的业务效果大打折扣。

考虑到 SVs 和伴随敏感性等方法线性局限性,学者们近年来将全面刻画非线性过程影响的目标观测研究中 (Duan et al., 2023)。刘娜等 (2018)

首先基于气象初始场敏感性试验结果,识别了 2016 年北京市一次空气重污染事件 PM2.5 浓度预报的气象场目标观测敏感区及敏感变量,并利用数值试验证实了提高特定敏感区域的气象初始场精度有利于北京市 PM2.5 预报效果的改善;在此基础上, Yang et al. (2022) 用非线性的 CNOP 方法识别了 2017 年北京—天津—河北 (京津冀) 地区一次重污染天气事件 PM2.5 浓度预报的初始气象场敏感区,结果显示,在污染物累积阶段,敏感区主要位于京津冀地区的南部和西北部部分区域;在污染物消散阶段,敏感区主要位于中国内蒙古和蒙古国部分地区。通过观测系统模拟试验表明,在该敏感区内同化额外的气象观测,PM2.5 浓度的预报水平能够提高 20%~44%,显著高于在其他区域同化气象观测的预报技巧。基于此结果, Yang et al. (2023) 确定了京津冀地区 8 次重污染天气事件 32 次 PM2.5 浓度预报的气象场目标观测敏感区,发现了气象场敏感区对重污染天气事件个例的依赖性;根据上述敏感区, Yang et al. (2023) 设计了一个较已建地面气象站网布局能够更大程度提高京津冀地区 PM2.5 浓度预报水平的优化气象站网布局,而该气象站网的站点数量仅占地面气象站数量的 60% (图 2)。Yang and Duan (2025) 也采用 CNOP 方法研究了京津冀地区沙尘暴事件预报的目标观测敏感区,并与 SVs 方法的结果进行了对比。结果表明,采用两种方法识别的敏感区在空间分布上存在显著差别,而用 CNOP 方法识别的敏感区对提高沙尘事件背景下的气象场的预报水平更有效,且在物理上更合理。

通过回顾目标观测策略在重污染天气事件的应用进展,可以看出,尽管该策略在大气污染预报领域起步较晚,目前仍处于理论研究阶段,尚未开展实际的外场观测试验,但无论是针对污染物的初始场误差,还是针对气象场的初始误差,都已从数值试验的角度证实了目标观测对提升大气污染预报水平的重要作用,期望继续在理论研究的基础上,逐步将其应用于大气环境预报的目标观测外场试验。全面考虑非线性影响的 CNOP 方法在确定目标观测外场试验的敏感区上具有巨大潜力,可为提高大气环境的预报水平提高宝贵资料和新的预报技术。

4 讨论

尽管已有研究分别针对污染物浓度初始场和气

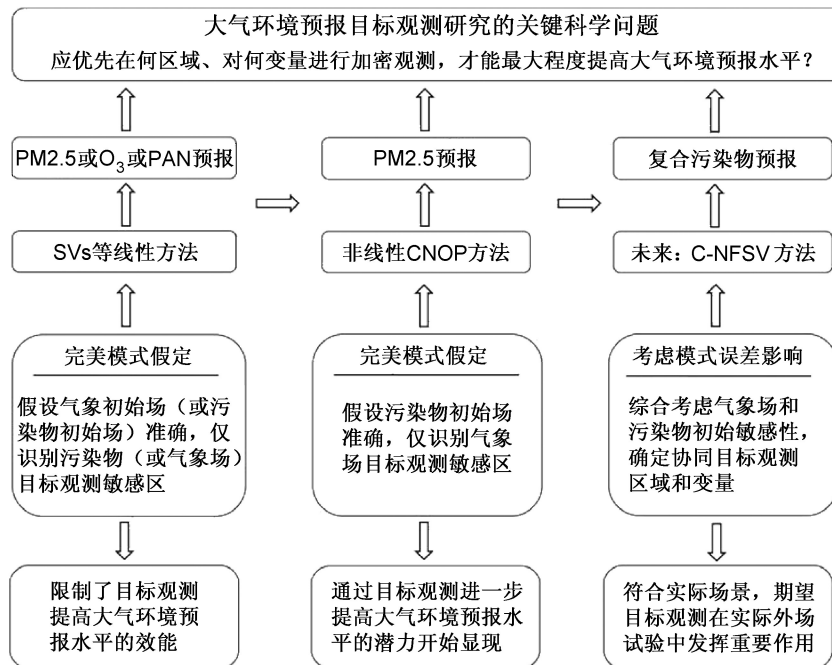


图2 大气环境目标观测研究进展和展望概述。

Fig. 2 Overview of the progress and prospects of target observation in atmospheric environmental research.

象初始场开展了目标观测的研究，但通过回顾其研究进展可发现，这些研究要么只关注污染物初始不确定性对大气污染预报的影响，要么只探讨气象初始场不确定性的影响。然而，在实际情形下，气象场与污染物初始不确定性是同时存在的。针对这种情形，从目标观测的意义可知，只有协同考虑气象场与污染物浓度场的目标观测敏感区，并开展协同观测和同化，才能同时有效减小气象场和污染物浓度的初始误差，但目前尚缺乏该类研究。

如前所述，非线性 CNOP 方法已被应用于大气污染物预报的初始气象场的目标观测研究，但在污染物初始场敏感性方面，前人主要仍还是依赖初始误差发展线性近似的方法来识别敏感区和敏感要素，这在很大程度上降低了受较强非线性过程影响的污染物预报的实际效果。实际上，污染物之间复杂的非线性的化学反应，常常导致同化某种污染物观测后，不同污染物的预报效果存在显著差异，甚至对一些污染物的预报会出现同化观测后反而变差的现象（朱江等, 2018）。例如，Van Loon et al. (2000) 将地面 O₃ 浓度同化到数值模式中，发现同化观测后对 O₃ 浓度的预报水平有显著提高，但 NO₂ 和 SO₂ 等的预报技巧却不升反降；而 Tang et al. (2011) 在同化了 NO_x 浓度后，O₃ 浓度的预报效果却变得更差。而对于 PM2.5，它的成分多达几十种甚至上百种，其化学平衡关系更为复杂，虽然

同化 PM2.5 地基观测已被证实能够有效提高 PM2.5 浓度的预报水平，但仍存在部分区域的预报技巧大大降低的现象（黄思等, 2016; 汪代春等, 2020）。可见，污染物之间复杂的物理化学反应的非线性过程以及不同区域的污染物之间复杂的非线性关系，都会显著影响污染物浓度的预报技巧。特别值得一提的是，近年来，我国空气质量呈现 PM2.5 浓度逐渐降低，O₃ 浓度缓慢上升的态势，以 PM2.5 和 O₃ 为主的复合污染开始变得愈发突出，已成为我国大气污染面临的新挑战，而上述研究仍主要关注单一污染物的预报效果。例如，Goris and Elbern (2015) 识别了只针对 O₃ 浓度预报得敏感区和敏感物种，Yang et al. (2022) 确定了只针对 PM2.5 浓度预报的气象场目标观测敏感区，等等。但这些研究难以应对目前我国复合污染物的新形势，因此，同时考虑 PM2.5 和 O₃ 预报效果的目标观测研究亟需开展，尤其应考虑采用全面考虑非线性过程的 CNOP 方法来确定复合污染物预报的目标观测敏感区和敏感要素以及考虑气象场和污染物浓度场协同影响下的初始场目标观测敏感区和敏感要素，从而有效降低初始气象场误差和污染物浓度场误差，进而提高大气污染物浓度的预报水平。

如上所述，采用 CNOP 方法确定气象场与污染物协同作用影响下的目标观测敏感区与敏感要素，开展气象场与污染物浓度场的协同观测，是提高大

气污染物预报的有效手段。在实际计算中,一般通过求解同化有限观测后的模拟结果的 CNOP 型初始扰动来确定敏感区与敏感要素,尤其在外场试验中,通过求解同化有限观测后的预报结果的 CNOP 型初始扰动来确定敏感区与敏感要素。然而,无论是模拟结果还是预报结果,与真实状态相比,显然受到了初始误差和模式误差(包括排放源误差、模式自身误差)的共同影响。基于模拟和预报结果确定的 CNOP 目标观测敏感区与敏感要素,必然会受到模式误差的影响,从而与真实情况有所偏差。如果在该敏感区内同化观测,可能会影响目标观测的最佳效果。因此,要进一步提高大气污染预报的准确性,仍需考虑模式误差对目标观测敏感性的影响。近期, Duan et al. (2022) 提出了考虑初始扰动和模式扰动动力协调增长的非线性强迫奇异向量(C-NFSVs)集合预报方法,该方法采用模式倾向误差代表不同来源模式误差的综合影响,并考虑与初始误差的协同作用对预报不确定性的影响。目前,该方法的动力学合理性已在 Lorenz-96 模型中得到了验证,而且与仅考虑初始扰动和仅考虑模式扰动的方法相比,C-NFSVs 方法展现出了更高的集合预报技巧(Duan et al., 2022)。利用该方法求解的第一 C-NFSV(即 1st C-NFSV)能够综合考虑初始误差和模式误差的最快增长,扮演了最敏感的初始误差和模式误差最优组合模态,适用于研究模式误差影响下的初值敏感性,且可根据 1st C-NFSV 中初始扰动分量的空间结构特征,识别模式误差影响下的目标观测敏感区。另外,如前所述,排放源的不确定性也是大气污染预报不确定性的主要来源之一。事实上,若将排放源视作化学模式的一种特殊的外强迫,那么可以尝试采用 1st C-NFSV 的模式扰动分量,识别排放源的目标观测敏感性,进而通过增加观测样本来提高排放源的准确性,降低大气污染预报的不确定性。因此,将 C-NFSVs 方法应用于气象—大气化学传输模式,揭示模式误差对大气污染物预报目标观测敏感区及敏感要素的影响,从而减小模式误差影响,获得更加有效的目标观测,将是值得进一步探讨的研究。

尽管随着相关理论研究和方法的日益成熟,目标观测在提高重污染天气事件预报水平中的作用将日益突出,但其在提升大气污染预报准确性方面的实际效果,最终仍需通过外场试验加以验证。相比于高影响天气气候事件的目标观测研究,重污染天

气事件的目标观测研究,不论是在污染物浓度初始场方面,还是在气象初始场方面,仍主要停留在理论阶段,尚未开展大规模的外场试验(图 2)。随着目标观测在大气污染预报研究中的不断发展以及人类对大气污染精准预报需求的日益增长,目标观测或将成为大气污染预报的重要手段。因此,若能开展大气污染预报的目标观测外场试验,提供助力其精准预报的观测资料,将使重污染天气事件的预报水平显著提高,同时可为精准治理大气污染提供科技支撑。

5 总结和展望

本文回顾了重污染天气事件目标观测的研究进展,概述了污染物及气象场目标观测在提高空气重污染事件预报水平中的作用,评述了国际上用于识别大气污染预报目标观测敏感区及敏感要素的方法,强调了全面考虑非线性过程影响的 CNOP 方法在识别目标观测敏感区和提升大气污染预报准确性的巨大潜力(图 2),尤其强调了采用该方法探讨综合考虑气象场和污染物浓度场协同作用下的目标观测敏感性问题的必要性以及考虑模式误差影响下,C-NFSVs 方法应用于实际外场观测试验的可能性。

近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)气象大数据模型快速发展,一些更先进的深度学习方法,如卷积长短记忆循环神经网络和前反馈神经网络等,也逐步应用于大气污染预报,有效提升了大气污染的预报效率和预报质量(Wen et al., 2019),大幅降低运算成本和时间消耗(朱晏民等, 2020)。而本文前面综述的目标观测研究,则主要是在数值模式框架下开展的。不可否认,将 SVs、CNOP 等动力学方法应用于数值模式识别目标观测敏感区时,不得不因为数值模式积分耗时较长而提前更长时间确定敏感区,从而增加了识别的敏感区的不确定性,限制了通过目标观测提高数值预报水平的效能。因此,将 AI 模型与全面考虑非线性过程影响的 CNOP 等方法应用于大气污染预报,高效识别目标观测敏感区,有效提高重污染天气事件的预报水平,将是值得探讨的新的研究方向。

参考文献 (References)

- Baklanov A, Zhang Y. 2020. Advances in air quality modeling and forecasting [J]. *Global Transitions*, 2: 261–270. doi:10.1016/j.glt.

2020.11.001

- Bauer P, Thorpe A, Brunet G. 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction [J]. *Nature*, 525(7567): 47–55. doi:10.1038/nature14956
- Bei N F, Wu J R, Elser M, et al. 2017. Impacts of meteorological uncertainties on the haze formation in Beijing–Tianjin–Hebei (BTH) during wintertime: A case study [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 17(23): 14579–14591. doi:10.5194/acp-17-14579-2017
- Bergot T. 1999. Adaptive observations during FASTEX: A systematic survey of upstream flights [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 125(561): 3271–3298. doi:10.1256/smsqj.56106
- Bielli S, Grzeschik M, Richard E, et al. 2012. Assimilation of water–vapour airborne lidar observations: Impact study on the COPS precipitation forecasts [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 138(667): 1652–1667. doi:10.1002/qj.1864
- Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129(3): 420–436. doi:10.1175/1520-0493(2001)129<0420:ASWTET>2.0.CO;2
- Carmichael G R, Sandu A, Chai T F, et al. 2008. Predicting air quality: Improvements through advanced methods to integrate models and measurements [J]. *J. Comput. Phys.*, 227(7): 3540–3571. doi:10.1016/j.jcp.2007.02.024
- Carmichael G R, Tang Y, Kurata G, et al. 2003. Regional-scale chemical transport modeling in support of the analysis of observations obtained during the TRACE-P experiment [J]. *J. Geophys. Res.*, 108(D21): 8823. doi:10.1029/2002JD003117
- Chan P W, Han W, Mak B, et al. 2023. Ground–space–sky observing system experiment during tropical cyclone Mulan in August 2022 [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 40(2): 194–200. doi:10.1007/s00376-022-2267-z
- Chen G, Wang B, Liu J J. 2021. Study on the sensitivity of initial perturbations to the development of a vortex observed in Southwest China [J]. *J. Geophys. Res.*, 126(21): e2021JD034715. doi:10.1029/2021JD034715
- Chen Y R, Cui S H, Chen P Y, et al. 2021. An LSTM-based neural network method of particulate pollution forecast in China [J]. *Environmental Research Letter*, 16(4): 044006. doi:10.1088/1748-9326/abef15
- Chou K H, Wu C C, Lin P H, et al. 2011. The impact of dropwindsonde observations on typhoon track forecasts in DOTSTAR and T-PARC [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 139(6): 1728–1743. doi:10.1175/2010MWR3582.1
- 楚碧武, 马庆鑫, 段凤魁, 等. 2020. 大气“霾化学”: 概念提出和研究展望 [J]. *化学进展*, 32(1): 1–4. Chu Biwu, Ma Qingxin, Duan Fengkui, et al. 2020. Atmospheric “Haze Chemistry”: Concept and research prospects [J]. *Progress in Chemistry (in Chinese)*, 32(1): 1–4. doi:10.7536/PC191230
- Daescu D N, Carmichael G R. 2003. An adjoint sensitivity method for the adaptive location of the observations in air quality modeling [J]. *J. Atmos. Sci.*, 60(2): 434–450. doi:10.1175/1520-0469(2003)060<0434:AASMFT>2.0.CO;2
- Duan W S, Li X Q, Tian B. 2018. Towards optimal observational array for dealing with challenges of El Niño–Southern Oscillation predictions due to diversities of El Niño [J]. *Climate Dyn.*, 51(9): 3351–3368. doi:10.1007/s00382-018-4082-x
- Duan W S, Ma J J, Vannitsem S. 2022. An ensemble forecasting method for dealing with the combined effects of the initial and model errors and a potential deep learning implementation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 150(11): 2959–2976. doi:10.1175/MWR-D-22-0007.1
- Duan W S, Mu M. 2009. Conditional nonlinear optimal perturbation: Applications to stability, sensitivity, and predictability [J]. *Science in China (Ser. D: Earth Sciences)*, 52(7): 883–906. doi:10.1007/s11430-009-0090-3
- Duan W S, Yang L C, Mu M, et al. 2023. Recent advances in China on the predictability of weather and climate [J]. *Advances in Atmospheric Science*, 40(8): 1521–1547. doi:10.1007/s00376-023-2334-0
- Elbern H, Strunk A, Schmidt H, et al. 2007. Emission rate and chemical state estimation by 4-dimensional variational inversion [J]. *Atmos. Chem. Phys.*, 7(14): 3749–3769. doi:10.5194/acp-7-3749-2007
- Faccani C, Rabier F, Fourrié N, et al. 2009. The impacts of AMMA radiosonde data on the French global assimilation and forecast system [J]. *Wea. Forecasting*, 24(5): 1268–1286. doi:10.1175/2009WAF2222237.1
- Feng J, Qin X H, Wu C Q, et al. 2022. Improving typhoon predictions by assimilating the retrieval of atmospheric temperature profiles from the FengYun-4A’s Geostationary Interferometric Infrared Sounder (GIIRS) [J]. *Atmospheric Research*, 280: 106391. doi:10.1016/j.atmosres.2022.106391
- Feng R, Duan W S, Mu M. 2017. Estimating observing locations for advancing beyond the winter predictability barrier of Indian Ocean dipole event predictions [J]. *Climate Dyn.*, 48(3): 1173–1185. doi:10.1007/s00382-016-3134-3
- Gery M W, Whitten G Z, Killus J P, et al. 1989. A photochemical kinetics mechanism for urban and regional scale computer modeling [J]. *J. Geophys. Res.*, 94(D10): 12925–12956. doi:10.1029/JD094iD10p12925
- Gilliam R C, Hogrefe C, Godowitch J M, et al. 2015. Impact of inherent meteorology uncertainty on air quality model predictions [J]. *J. Geophys. Res.*, 120(23): 12259–12280. doi:10.1002/2015JD023674
- Goris N, Elbern H. 2013. Singular vector decomposition for sensitivity analyses of tropospheric chemical scenarios [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 13(9): 5063–5087. doi:10.5194/acp-13-5063-2013
- Goris N, Elbern H. 2015. Singular vector-based targeted observations of chemical constituents: Description and first application of the EURAD-IM-SVA v1.0 [J]. *Geosci. Model Dev.*, 8(12): 3929–3945. doi:10.5194/gmd-8-3929-2015
- 韩丽娜, 唐晓, 陈科艺, 等. 2021. 气象预报模式参数化方案对重污染过程 PM_{2.5} 浓度预报效果的影响 [J]. *气候与环境研究*, 26(3): 312–322. Han Lina, Tang Xiao, Chen Keyi, et al. 2021. Influence of meteorological forecast model parameterization schemes on PM_{2.5} concentration forecast effect in heavy pollution process [J]. *Climatic*

- and Environmental Research (in Chinese), 26(3): 312–322. doi:[10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20073](https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20073)
- Han W, Yin R Y, Li J, et al. 2023. Assimilation of geostationary hyperspectral infrared sounders (GeoHIS): Progresses and perspectives [M]//Park S K. Numerical Weather Prediction: East Asian Perspectives. Cham: Springer, 205–216. doi:[10.1007/978-3-031-40567-9_8](https://doi.org/10.1007/978-3-031-40567-9_8)
- Hou M Y, Tang Y M, Duan W S, et al. 2023. Toward an optimal observational array for improving two flavors of El Niño predictions in the whole Pacific [J]. Climate Dyn., 60(3): 831–850. doi:[10.1007/s00382-022-06342-w](https://doi.org/10.1007/s00382-022-06342-w)
- Hou T Y, Yu S C, Jiang Y P, et al. 2022. Impacts of chemical initial conditions in the WRF-CMAQ model on the ozone forecasts in eastern China [J]. Aerosol and Air Quality Research, 22(7): 210402. doi:[10.4209/aaqr.210402](https://doi.org/10.4209/aaqr.210402)
- 黄思, 唐晓, 王自发, 等. 2016. 基于观测、模拟和同化数据的 PM_{2.5} 污染回顾分析 [J]. 气候与环境研究, 21(6): 700–710. Huang Si, Tang Xiao, Wang Zifa, et al. 2016. Evaluating the PM_{2.5} pollution over Beijing–Hebei–Tianjin region based on observations, simulations, and data assimilation results [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 21(6): 700–710. doi:[10.3878/j.issn.1006-9585.2016.14284](https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2016.14284)
- Irvine E A, Gray S L, Methven J. 2011. Targeted observations of a polar low in the Norwegian Sea [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 137(660): 1688–1699. doi:[10.1002/qj.914](https://doi.org/10.1002/qj.914)
- Janjić T, Bormann N, Bocquet M, et al. 2018. On the representation error in data assimilation [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 144(713): 1257–1278. doi:[10.1002/qj.3130](https://doi.org/10.1002/qj.3130)
- Jiang L, Duan W S, Liu H L. 2022. The most sensitive initial error of sea surface height anomaly forecasts and its implication for target observations of mesoscale eddies [J]. J. Phys. Oceanogr., 52(4): 723–740. doi:[10.1175/JPO-D-21-0200.1](https://doi.org/10.1175/JPO-D-21-0200.1)
- Khattatov B V, Gille J C, Lyjak L V, et al. 1999. Assimilation of photochemically active species and a case analysis of UARS data [J]. J. Geophys. Res., 104(D15): 18715–18737. doi:[10.1029/1999JD900225](https://doi.org/10.1029/1999JD900225)
- Kramer W, Dijkstra H A. 2013. Optimal localized observations for advancing beyond the ENSO predictability barrier [J]. Nonlinear Processes Geophys., 20(2): 221–230. doi:[10.5194/npg-20-221-2013](https://doi.org/10.5194/npg-20-221-2013)
- Kumar R, Delle Monache L, Bresch J, et al. 2019. Toward improving short-term predictions of fine particulate matter over the United States via assimilation of satellite aerosol optical depth retrievals [J]. J. Geophys. Res., 124(5): 2753–2773. doi:[10.1029/2018JD029009](https://doi.org/10.1029/2018JD029009)
- Li X C, Zhu J, Xiao Y G, et al. 2010. A model-based observation thinning scheme for the assimilation of high-resolution SST in the shelf and coastal seas around China [J]. J. Atmos. Oceanic Technol., 27(6): 1044–1058. doi:[10.1175/2010JTECHO709.1](https://doi.org/10.1175/2010JTECHO709.1)
- Liao W Y, Sandu A, Carmichael G R, et al. 2006. Singular vector analysis for atmospheric chemical transport models [J]. Mon. Wea. Rev., 134(9): 2443–2465. doi:[10.1175/MWR3158.1](https://doi.org/10.1175/MWR3158.1)
- Liu C F, Wu C Y, Kang X Y, et al. 2023. Evaluation of the prediction performance of air quality numerical forecast models in Shenzhen [J]. Atmos. Environ., 314: 120058. doi:[10.1016/j.atmosenv.2023.120058](https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2023.120058)
- Liu C L, Zhang S Q, Gao Y, et al. 2021. Optimal estimation of initial concentrations and emission sources with 4D-Var for air pollution prediction in a 2D transport model [J]. Science of the Total Environment, 773: 145580. doi:[10.1016/j.scitotenv.2021.145580](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.145580)
- Liu C P, Han W, Zhang F, et al. 2025. Deriving overlapped cloud motion vectors based on geostationary satellite and its application on monitoring Typhoon Mulan [J]. Geophysical Research Letters, 52, e2025GL116397. doi: [10.1029/2025GL116397](https://doi.org/10.1029/2025GL116397).
- Liu K, Guo W H, Da L L, et al. 2021. Improving the thermal structure predictions in the Yellow Sea by conducting targeted observations in the CNOP-identified sensitive areas [J]. Scientific Reports, 11(1): 19518. doi:[10.1038/s41598-021-98994-7](https://doi.org/10.1038/s41598-021-98994-7)
- 刘娜, 段晚锁, 王自发, 等. 2018. 北京地区一次空气重污染过程的目标观测分析 [J]. 气候与环境研究, 23(5): 619–632. Liu Na, Duan Wansuo, Wang Zifa, et al. 2018. A study on target observation of a heavy air pollution event in Beijing [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 23(5): 619–632. doi:[10.3878/j.issn.1006-9585.2018.18025](https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9585.2018.18025)
- Liu Z Q, Rabier F. 2002. The interaction between model resolution, observation resolution and observation density in data assimilation: A one-dimensional study [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 128(582): 1367–1386. doi:[10.1256/003590002320373337](https://doi.org/10.1256/003590002320373337)
- Mee Kim H, Kyung Kay J, Yang E G, et al. 2013. Statistical adjoint sensitivity distributions of meteorological forecast errors of Asian dust transport events in Korea [J]. Tellus B: Chemical and Physical Meteorology, 65(1): 20554. doi:[10.3402/tellusb.v65i0.20554](https://doi.org/10.3402/tellusb.v65i0.20554)
- 穆穆. 2013. 目标观测的方法、现状与发展展望 [J]. 中国科学: 地球科学, 43(11): 1717–1725. Mu Mu. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation [J]. Science China Earth Sciences, 56(12): 1997–2005. doi:[10.1360/zd-2013-43-11-1717](https://doi.org/10.1360/zd-2013-43-11-1717)
- Mu M. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation [J]. Science China Earth Sciences, 56(12): 1997–2005. doi:[10.1007/s11430-013-4727-x](https://doi.org/10.1007/s11430-013-4727-x)
- Mu M, Duan W S, Chen D K, et al. 2015. Target observations for improving initialization of high-impact ocean–atmospheric environmental events forecasting [J]. National Science Review, 2(2): 226–236. doi:[10.1093/nsr/nwv021](https://doi.org/10.1093/nsr/nwv021)
- Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications [J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 10(6): 493–501. doi:[10.5194/npg-10-493-2003](https://doi.org/10.5194/npg-10-493-2003)
- Mu M, Feng R, Duan W S. 2017. Relationship between optimal precursors for Indian Ocean Dipole events and optimally growing initial errors in its prediction [J]. J. Geophys. Res., 122(2): 1141–1153. doi:[10.1002/2016JC012527](https://doi.org/10.1002/2016JC012527)
- Mu M, Zhou F F, Wang H L. 2009. A method for identifying the sensitive areas in targeted observations for tropical cyclone prediction: Conditional nonlinear optimal perturbation [J]. Mon. Wea. Rev., 137(5): 1623–1639. doi:[10.1175/2008MWR2640.1](https://doi.org/10.1175/2008MWR2640.1)
- Murray C J L, Aravkin A Y, Zheng P, et al. 2020. Global burden of 87 risk factors in 204 countries and territories, 1990–2019: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019 [J]. The

- Lancet, 396(10258): 1223–1249. doi:10.1016/S0140-6736(20)30752-2
- Pagowski M, Grell G A, McKeen S A, et al. 2010. Three-dimensional variational data assimilation of ozone and fine particulate matter observations: Some results using the Weather Research and Forecasting—Chemistry model and grid-point statistical interpolation [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 136(653): 2013–2024. doi:10.1002/qj.700
- Palmer T N, Gelaro R, Barkmeijer J, et al. 1998. Singular vectors, metrics, and adaptive observations [J]. *J. Atmos. Sci.*, 55(4): 633–653. doi:10.1175/1520-0469(1998)055<0633:SVMAAO>2.0.CO;2
- Petersen A K, Brasseur G P, Bouarar I, et al. 2019. Ensemble forecasts of air quality in eastern China—Part 2: Evaluation of the MarcoPolo–Panda prediction system, version 1 [J]. *Geoscientific Model Development*, 12(3): 1241–1266. doi:10.5194/gmd-12-1241-2019
- Qin X H, Duan W S, Chan P W, et al. 2023. Effects of dropsonde data in field campaigns on forecasts of tropical cyclones over the western North Pacific in 2020 and the role of CNOP sensitivity [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 40(5): 791–803. doi:10.1007/s00376-022-2136-9
- Qin X H, Duan W S, Mu M. 2013. Conditions under which CNOP sensitivity is valid for tropical cyclone adaptive observations [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 139(675): 1544–1554. doi:10.1002/qj.2109
- Riehl H, Haggard W H, Sanborn R W. 1956. On the prediction of 24-hour hurricane motion [J]. *J. Meteor.*, 13(5): 415–420. doi:10.1175/1520-0469(1956)013<0415:OTPOHH>2.0.CO;2
- Ryan W F. 2016. The air quality forecast rote: Recent changes and future challenges [J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 66(6): 576–596. doi:10.1080/10962247.2016.1151469
- Sillman S, Al-Wali K I, Marsik F J, et al. 1995. Photochemistry of ozone formation in Atlanta, GA—Models and measurements [J]. *Atmos. Environ.*, 29(21): 3055–3066. doi:10.1016/1352-2310(95)00217-M
- Snyder C. 1996. Summary of an informal workshop on adaptive observations and FASTEX [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 77(5): 953–961. doi:10.1175/1520-0477-77.5.953
- Talagrand O. 1997. Assimilation of observations, an introduction [J]. *J. Meteor. Soc. Japan (Ser. II)*, 75(1B): 191–209. doi:10.2151/jmsj1965.75.1B_191
- 唐晓, 王自发, 朱江, 等. 2010. 蒙特卡罗不确定性分析在 O₃ 模拟中的初步应用 [J]. *气候与环境研究*, 15(5): 541–550. Tang Xiao, Wang Zifa, Zhu Jiang, et al. 2010. Preliminary application of Monte Carlo uncertainty analysis in O₃ simulation [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 15(5): 541–550. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2010.05.02
- Tang X, Zhu J, Wang Z F, et al. 2011. Improvement of ozone forecast over Beijing based on ensemble Kalman filter with simultaneous adjustment of initial conditions and emissions [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 11(24): 12901–12916. doi:10.5194/acp-11-12901-2011
- 唐颖潇, 邱雨露, 朱佳, 等. 2018. 基于模式分析一次沙尘暴过程中沙尘表面非均相化学过程对中国地区污染物浓度的影响 [J]. *气候与环境研究*, 23(4): 413–428. Tang Yingxiao, Qiu Yulu, Zhu Jia, et al. 2018. A modeling study of impacts of dust surface heterogeneous chemistry on atmospheric pollutants concentrations in China during a dust storm event [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 23(4): 413–428. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2017.17028
- Van Loon M, Buitjes P J H, Segers A J. 2000. Data assimilation of ozone in the atmospheric transport chemistry model LOTOS [J]. *Environmental Modelling & Software*, 15(6–7): 603–609. doi:10.1016/S1364-8152(00)00048-7
- Vautard R, Moran M D, Solazzo E, et al. 2012. Evaluation of the meteorological forcing used for the Air Quality Model Evaluation International Initiative (AQMEII) air quality simulations [J]. *Atmos. Environ.*, 53: 15–37. doi:10.1016/j.atmosenv.2011.10.065
- 汪代春, 尤伟, 臧增亮, 等. 2020. 气溶胶和气态污染物三维变分协同同化 [J]. *中国科学: 地球科学*, 50(9): 1302–1315. Wang Daichun, You Wei, Zang Zengliang, et al. 2020. A three-dimensional variational data assimilation system for a size-resolved aerosol model: Implementation and application for particulate matter and gaseous pollutant forecasts across China [J]. *Science China Earth Sciences*, 63(9): 1366–1380. doi:10.1360/SSTe-2019-0182
- Wang H, Chen H S, Wu Q Z, et al. 2017. GNAQPMS v1.1: Accelerating the Global Nested Air Quality Prediction Modeling System (GNAQPMS) on Intel Xeon Phi processors [J]. *Geosci. Model Dev.*, 10(8): 2891–2904. doi:10.5194/gmd-10-2891-2017
- Wen C C, Liu S F, Yao X J, et al. 2019. A novel spatiotemporal convolutional long short-term neural network for air pollution prediction [J]. *Science of the Total Environment*, 654: 1091–1099. doi:10.1016/j.scitotenv.2018.11.086
- Weng X, Forster G L, Nowack P. 2022. A machine learning approach to quantify meteorological drivers of ozone pollution in China from 2015 to 2019 [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 22(12): 8385–8402. doi:10.5194/acp-22-8385-2022
- World Health Organization. 2021. WHO global air quality guidelines: Particulate matter (PM_{2.5} and PM₁₀), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide. Executive summary [R]. Geneva. ISBN 978-92-4-003442-6.
- World Meteorological Organization. 2011. Targeted observations for improving numerical weather prediction: An overview [R]. WWRP/THORPEX No.15.
- Wu C C, Chen J H, Majumdar S J, et al. 2009. Intercomparison of targeted observation guidance for tropical cyclones in the northwestern Pacific [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137(8): 2471–2492. doi:10.1175/2009MWR2762.1
- Wulfmeyer V, Behrendt A, Kottmeier C, et al. 2011. The Convective and Orographically-induced Precipitation Study (COPS): The scientific strategy, the field phase, and research highlights [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137(S1): 3–30. doi:10.1002/qj.752
- Xiao Q Y, Geng G N, Xue T, et al. 2022. Tracking PM_{2.5} and O₃ pollution and the related health burden in China 2013–2020 [J]. *Environ. Sci. Technol.*, 56(11): 6922–6932. doi:10.1021/acs.est

1c04548

- Xue T, Wang R H, Tong M K, et al. 2023. Estimating the exposure–response function between long-term ozone exposure and under-5 mortality in 55 low-income and middle-income countries: A retrospective, multicentre, epidemiological study [J]. *Lancet Planet. Health*, 7(9): e736–e746. doi:10.1016/S2542-5196(23)00165-1
- Yang E G, Kim H M, Kim J, et al. 2014. Effect of observation network design on meteorological forecasts of Asian dust events [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 142(12): 4679–4695. doi:10.1175/MWR-D-14-00080.1
- Yang J Y, Zhao Y. 2023. Performance and application of air quality models on ozone simulation in China—A review [J]. *Atmos. Environ.*, 293: 119446. doi:10.1016/j.atmosenv.2022.119446
- Yang L C, Duan W S. 2025. Sensitive areas for target observation associated with meteorological forecasts for dust storm events in the Beijing–Tianjin–Hebei region [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 151(770), e4975. doi:10.1002/qj.4975
- Yang L C, Duan W S, Wang Z F, et al. 2022. Toward targeted observations of the meteorological initial state for improving the PM_{2.5} forecast of a heavy haze event that occurred in the Beijing–Tianjin–Hebei region [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 22(17): 11429–11453. doi:10.5194/acp-22-11429-2022
- Yang L C, Duan W S, Wang Z F. 2023. An approach to refining the ground meteorological observation stations for improving PM_{2.5} forecasts in the Beijing–Tianjin–Hebei region [J]. *Geoscientific Model Development*, 16(13): 3827–3848. doi:10.5194/gmd-16-3827-2023
- Zhang A X, Fu T M, Feng X, et al. 2023. Deep learning-based ensemble forecasts and predictability assessments for surface ozone pollution [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 50(8): e2022GL102611. doi:10.1029/2022GL102611
- Zhang K, Mu M, Wang Q, et al. 2019. CNOP-based adaptive observation network designed for improving upstream Kuroshio transport prediction [J]. *J. Geophys. Res.*, 124(6): 4350–4364. doi:10.

1029/2018JC014490

- Zhao G Y, He H D, Huang Y F, et al. 2021. Near-surface PM_{2.5} prediction combining the complex network characterization and graph convolution neural network [J]. *Neural Computing and Applications*, 33(24): 17081–17101. doi:10.1007/s00521-021-06300-3
- Zhao H, Zheng Y F, Li C. 2018. Spatiotemporal distribution of PM_{2.5} and O₃ and their interaction during the summer and winter seasons in Beijing, China [J]. *Sustainability*, 10(12): 4519. doi:10.3390/su10124519
- Zhou F F, Qin X H, Chen B Y, et al. 2013. The advances in targeted observations for tropical cyclone prediction based on Conditional Nonlinear Optimal Perturbation (CNOP) method [M]//Park S K, Xu L. *Data Assimilation for Atmospheric, Oceanic and Hydrologic Applications (Vol. II)*. Berlin, Heidelberg: Springer, 577–607. doi:10.1007/978-3-642-35088-7_24
- Zhou G Q, Xu J M, Xie Y, et al. 2017. Numerical air quality forecasting over eastern China: An operational application of WRF-Chem [J]. *Atmos. Environ.*, 153: 94–108. doi:10.1016/j.atmosenv.2017.01.020
- Zhu J, Chen L, Liao H. 2022. Multi-pollutant air pollution and associated health risks in China from 2014 to 2020 [J]. *Atmos. Environ.*, 268: 118829. doi:10.1016/j.atmosenv.2021.118829
- 朱江, 唐晓, 王自发, 等. 2018. 大气污染资料同化与应用综述 [J]. *大气科学*, 42(3): 607–620. Zhu Jiang, Tang Xiao, Wang Zifa, et al. 2018. A review of air quality data assimilation methods and their application [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 42(3): 607–620. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1802.17260
- 朱晏民, 徐爱兰, 孙强. 2020. 基于深度学习的空气质量预报方法新进展 [J]. *中国环境监测*, 36(3): 10–18. Zhu Yanmin, Xu Ailan, Sun Qiang. 2020. New progress for air quality forecasting methods based on deep learning [J]. *Environmental Monitoring in China (in Chinese)*, 36(3): 10–18. doi:10.19316/j.issn.1002-6002.2020.03.02