

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 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

doi: 10.3878/j.issn.1006-9585.2025.24163

收稿日期 2024-11-26; 收修定稿日期 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。Email: yanglc@cnu.edu.cn

通讯作者 段晚锁，男，研究员，研究方向可预报性动力学与目标观测。Email: 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 No. 42475064), National Key Research and Development Program of China (Grant No. 2023YFC3705501)

Target Observations for Severe Air Pollution Event

Forecasting: Insights and Prospects

YANG Lichao¹, DUAN Wansuo^{2*}

¹College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 10048

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

Corresponding author: DUAN Wansuo duanws@lasg.iap.ac.cn

Abstract. The atmospheric compound pollution events, primarily composed of fine particulate matter (PM_{2.5}) and ozone (O₃), represent one of the significant challenges facing China's atmospheric environmental pollution. Accurate forecasting of atmospheric composite pollutants is essential for implementing effective pollution control and prevention measures. There is considerable uncertainty in forecasting the concentrations of compound pollutants. However, conventional observations are insufficient to meet the demands for their accurate forecasting. 'Target observations' focus on the observational needs of forecasts and present a new observational strategy to enhance numerical forecasting skills. Currently, the target observation has been successfully applied in theoretical research and practical field trials for high-impact weather and climate events, significantly improving forecast skills. Compared to target observation research on high-impact weather and climate events, studies on target observation for air pollution events began relatively late and have not yet been implemented in field experiments. This paper reviews the research progress of target observation on high-impact weather and climate event forecasts, evaluates the application of targeted observation strategies in studies of severe air pollution events, and discusses the challenges currently faced. Additionally, it highlights key areas for future research and explores the critical role of targeted observations in improving the forecasting skills of atmospheric composite pollutants, aiming at providing scientific support for the precise management of atmospheric composite pollution.

Key words: Initial error, target observation, predictability, air pollution

59 1 引言

60 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
61 组织新颁布的《世卫组织全球空气质量指南》指出，空气污染是目前人类健康面
62 临的最大环境威胁之一（WHO, 2021）。细颗粒物（PM_{2.5}）和臭氧（O₃）被认为
63 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
64 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
65 et al., 2023）。2013 年起，伴随我国《大气污染防治行动计划》和《打赢蓝天保卫
66 战三年行动计划》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
67 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
68 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
69 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
70 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
71 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;
72 Zhu et al., 2022）。

73 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
74 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
75 （Chen et al., 2021a; Zhao et al., 2021）。数值模拟和预报仍是目前认识大气污染生
76 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
77 -化学传输数值模式是大气污染物数值模拟的核心工具（唐颖潇等, 2018; Wang
78 et al., 2017; Baklanov and Zhang, 2020）。尽管经过数十年的努力，大气污染物浓
79 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
80 预报仍存在明显偏差（Zhou et al., 2017; Yang and Zhao, 2023）。Liu et al. (2023a)
81 研究表明，采用国际先进的数值模式 Weather Research and Forecasting (WRF)
82 model coupled with Chemistry (WRF-Chem)和 Community Multiscale Air Quality
83 (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
84 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
85 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
86 的 72 小时预报的误差接近 40 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ，部分地区 PM_{2.5} 浓度预报误差可达 60-
87 80 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ，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

88 控制在 $8\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以内, 轻污染天气的 O_3 和 $\text{PM}_{2.5}$ 预报误差应分别限制在 $30\mu\text{g}/\text{m}^3$
89 和 $12\mu\text{g}/\text{m}^3$ 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
90 报误差, 特别是对人类健康有较大危害的含 $\text{PM}_{2.5}$ 和 O_3 的复合污染事件的预报
91 误差, 从而为大气污染精准防控提供关键科技支撑。

92 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
93 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,
94 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
95 (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
96 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
97 (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
98 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,
99 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
100 性对大气污染物浓度预报的影响 (Pagowski et al., 2010; Kumar et al., 2019; Zhang
101 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
102 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.
103 (2017) 表明初始气象场的不确定性导致的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度峰值预报误差可达 $190\mu\text{g}/$
104 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 $40\mu\text{g}/\text{m}^3$,
105 $\text{PM}_{2.5}$ 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)
106 和 Hou et al. (2021) 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
107 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
108 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
109 的精度, 将会大大降低大气污染物浓度的预报误差。

110 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
111 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
112 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
113 水平的预报策略 (Talagrand, 1997; Bauer et al., 2015)。为获得高质量的资料同化,
114 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
115 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
116 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;

117 Mu et al., 2015)。这是“目标观测”策略的基本思想。

118 “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
119 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
120 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
121 (Zhou et al., 2013; Feng et al., 2017; Duan et al., 2018; Qin et al., 2023)。然而，相
122 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
123 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
124 目标观测对提高大气污染预报水平的可能作用 (Liu et al., 2021)，或采用基于误
125 差发展线性近似的方法识别目标观测的敏感区 (Goris et al., 2015)，这些都限制
126 了目标观测策略在提高大气污染预报水平中的效能。

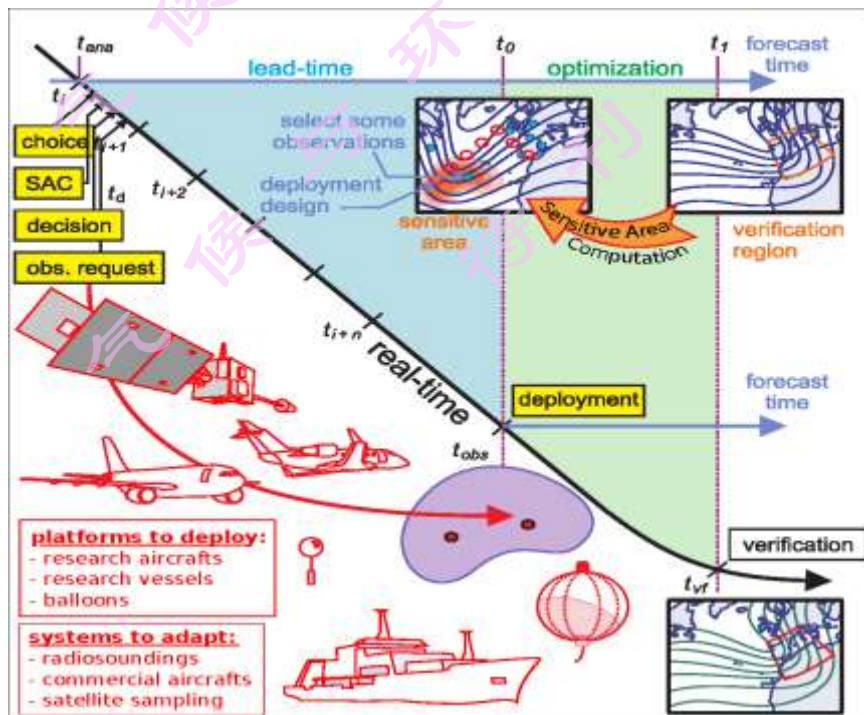
127 本文将回顾重污染天气事件预报的目标观测研究进展，评述目标观测对提高
128 空气重污染事件预报水平的作用，讨论当前大气环境目标观测研究所面临的主要
129 挑战，及未来可能研究的重点。文章第 2 节将首先介绍目标观测策略及其在高影
130 响天气气候事件预报中的应用，第 3 节将回顾目标观测在重污染天气事件预报中
131 的应用，第 4 节将讨论目前空气重污染事件目标观测研究的局限性，第 5 节将总
132 结全文内容、展望目标观测在大气污染预报研究中的应用前景。

133 2. 目标观测及其在高影响天气气候事件预报中的应用

134 “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
135 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
136 t_1) 我们所关注的区域 (验证区) 内的预报更加准确，我们要在目标时刻 t_0 ($t_0 <$
137 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
138 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
139 度地提高验证区域的预报水平 (Snyder, 1996; 穆穆, 2013)。

140 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
141 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
142 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
143 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
144 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
145 的伴随敏感性方法 (adjoint sensitivity, Bergot 1999) 和奇异向量方法 (SVs, Singular

146 Vectors, 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
 147 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
 148 方法(ETKF, Ensemble Transform Kalman Filter, Bishop et al. 2001)等。这些方法均
 149 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
 150 界气象组织在 2003 年第十四届会议上确定了为期十年的全球观测系统研究和可
 151 预报性试验计划 (THORPEX, The Observing system Research and Predictability
 152 Experiment, 2005-2014 年)。该计划主要聚焦预报对观测的需求, 旨在加速提升
 153 全球范围内 1-14 天的高影响天气预报的准确性。THORPEX 计划的主要观测策
 154 略即是目标观测 (图 1; Majumdar et al. 2011), 而确定目标观测敏感区的方法主
 155 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
 156 全球范围内展开, 如非洲地区启动了针对西非地区 1-3 天降水预报的 AMMA 观
 157 测计划 (African Monsoon Multidisciplinary Analysis, Faccani et al., 2009), 法国和
 158 德国实施了针对 24-36 小时降水预报的 E-TReC 观测计划(European THORPEX
 159 Regional Campaign, Wulfmeyer et al., 2011), 以及极地地区开启了 1-2 天极地低压
 160 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
 161 测能够有效提高数值天气预报水平 (Chou et al., 2011; Bielli et al., 2012)



162
 163 图 1 目标观测外场试验示意图。对角线黑色坐标轴代表“现实时间”，水平蓝色坐标轴表示
 164 依赖数值预报实施目标观测的时间节点： t_{ana} (t_i)为当前时刻， t_i-t_{i+n} 时间段为仪器准备阶段，

165 $t_o(t_{obs})$ 为实施目标观测的时间, $t_f(t_{vf})$ 为验证时间。 t_o 时刻下方空间图内红色阴影为敏感区,
166 $t_f(t_{vf})$ 时刻下方空间图内红色框内为验证区域。该图摘自 Majumdar et al. (2011).
167 Figure 1 Schematic diagram of target observation field experiments. The diagonal black axis
168 represents "real time," while the horizontal blue axis indicates the time points for implementing
169 target observations based on numerical forecasts: $t_{ana}(t_i)$ represents the current time, t_i-t_{in} is the
170 instrument preparation period, $t_o(t_{obs})$ is the time of target observation implementation and the
171 $t_f(t_{vf})$ is the verification time. The red-shaded area in the spatial diagram below time t_o denotes
172 the sensitive region, while the red box in the spatial diagram below $t_f(t_{vf})$ indicates the verification
173 region. This figure is from Majumdar et al. (2011).

174 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。
175 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
176 (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
177 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
178 被应用于台风、暴雨、西南涡、海洋中尺度涡、ENSO 和 IOD 等高影响天气气候
179 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
180 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
181 预报技巧 (Qin et al., 2013; Feng et al., 2017; Chen et al., 2021b; Jiang et al., 2022;
182 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
183 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
184 (Chan et al., 2023; Qin et al. 2023; Feng et al., 2022)。特别值得一提的是,我国气
185 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-
186 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
187 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
188 的异常路径,为后续全国天气会商及台风防御工作提供了有效保障 (Chan et al.,
189 2023)。

190 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
191 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
192 应用于高影响气候事件的预测研究 (Duan et al., 2023)。Kramer and Dijkstra (2013)
193 通过同化的方法确定了能够克服厄尔尼诺-南方涛动 (ENSO) 事件“春季预报障
194 碍”影响的最佳海表温度观测位置,而 Duan et al. (2018) 利用目标观测思想,通
195 过 CNOP 方法建立了能够有效提高厄尔尼诺事件多样性预报水平的最优目标观测

196 阵列；对更具挑战性的印度洋偶极子 (IOD) 的预报, Mu et al. (2017) 也采用 CNOP
197 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
198 提高 IOD 的预报能力[亦见 Feng et al., 2017]。特别值得一提的是, Liu et al.(2021)
199 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
200 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
201 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
202 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
203 预报水平。

204

205 3. “目标观测”在重污染天气事件预报研究中的应用

206 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
207 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
208 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 天 19
209 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
210 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,
211 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
212 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
213 型预报有显著益处的物种的额外观测路径。

214 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
215 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
216 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
217 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
218 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
219 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
220 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 (STEM,
221 Sulfur Transport Eulerian Model, Carmichael et al. 2003) 及其伴随模式, 计算了 SVs
222 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
223 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
224 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

225 法识别了针对特定区域 O_3 和过氧乙酰硝酸酯 (PAN) 浓度预报的目标观测敏感
226 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
227 -传输模式 (EURAD-IM, EUROpean Air pollution and Dispersion – Inverse Model,
228 Elbern et al., 2007), 确定了特定区域单一污染物 (O_3) 浓度预报的目标观测敏感
229 污染物物种 (敏感性依次为: O_3 , NO, NO_2 , HCHO 和 CO) 和物种 HCHO 敏感
230 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
231 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
232 的成功应用, Liu et al. (2021)利用误差发展线性近似的方法识别了特定区域 $PM_{2.5}$
233 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
234 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。

235 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
236 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
237 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
238 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
239 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
240 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.,
241 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
242 预报技巧的有效途径之一, 但传统气象观测站点主要以认识和理解天气现象为目
243 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
244 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.,
245 2008; Vautard et al., 2012; Ryan., 2016)。近年来, 随着气象卫星的不断发展和遥感
246 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
247 面发挥了重要的作用 (Han et al., 2023; Liu et al., 2023b)。虽然卫星观测具有覆
248 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,
249 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.,
250 2010; Janjic et al., 2018; Zhang et al., 2019)。因此, 即使在观测充足的情况下,
251 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
252 影响, 使预报技巧获得最大程度的提高。

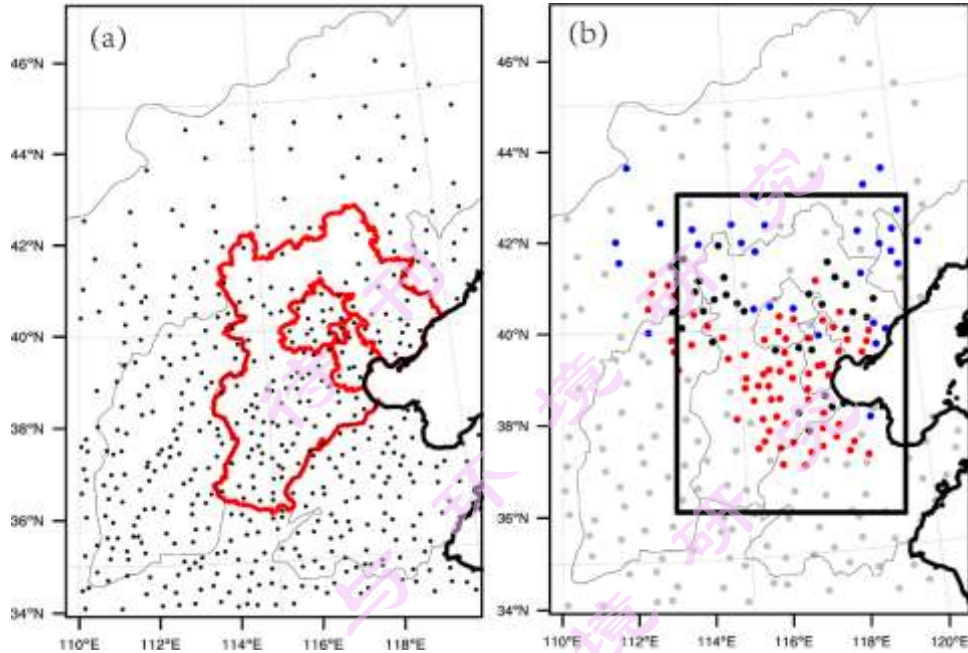
253 针对气象场常规观测不能很好服务于污染物预报对观测的需求, Mee Kim

254 (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
255 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
256 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
257 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
258 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
259 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
260 高空气象站观测网。

261 然而, 不论是 Goris and Elbern (2015) 采用 SVs 方法探讨污染物浓度预报的
262 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
263 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
264 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
265 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
266 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
267 物浓度预报的业务效果大打折扣。

268 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
269 非线性过程影响的 CNOP 方法逐步应用于大气污染物浓度预报的目标观测研究
270 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
271 别了 2016 年北京市一次空气重污染事件 PM_{2.5} 浓度预报的气象场目标观测敏
272 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
273 利于北京市 PM_{2.5} 预报效果的改善; 在此基础上, Yang et al. (2022) 用非线性的
274 CNOP 方法识别了 2017 年京津冀地区一次重污染天气事件 PM_{2.5} 浓度预报的初
275 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
276 南部和西北部部分区域; 在污染物消散阶段, 敏感区主要位于内蒙古及蒙古部分
277 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, PM_{2.5} 浓
278 度的预报水平能够提高 20-44%, 显著高于在其它区域同化气象观测的预报技巧。
279 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 PM_{2.5}
280 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
281 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
282 布局能够更大程度提高京津冀地区 PM_{2.5} 浓度预报水平的优化气象站网布局, 而

283 该气象站网的站点数量仅占地面气象站数量的 60% (图 2)。Yang et al. (2024) 也
284 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
285 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
286 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
287 预报水平更有效, 且在物理上更合理。



288
289 图 2 (a) 京津冀(红色实线)及周边地区 481 个气象站点分布图 (b) 优化后的 288 个经济
290 有效的地面站点空间分布图, 其中对累积过程预报起关键作用的 67 个地面站点(红色圆点)、
291 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
292 键作用的 32 个地面站点(黑色圆点) 以及其它分散站点的空间分布图。该图摘自 Yang et
293 al. (2023).

294 Figure 2 The maps of (a) 481 national ground meteorological stations within and around the BTH
295 region (red lines) (b) the 288 cost-effective stations' network, including the 67 essential stations for
296 accumulation forecasts (red dots), 28 essential stations for dissipation forecasts (blue dots) and the
297 32 essential stations for both the accumulation and dissipation forecasts. The additional scattered
298 stations are marked as grey dots. The figure is from Yang et al. (2023).

299 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
300 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
301 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,
302 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
303 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。
304 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

305 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。

306

307 4. 讨论

308 尽管已有研究分别针对污染物浓度初始场和气象初始场开展了目标观测的
309 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
310 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
311 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
312 测的意义可知，我们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
313 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
314 前尚缺乏该类研究。

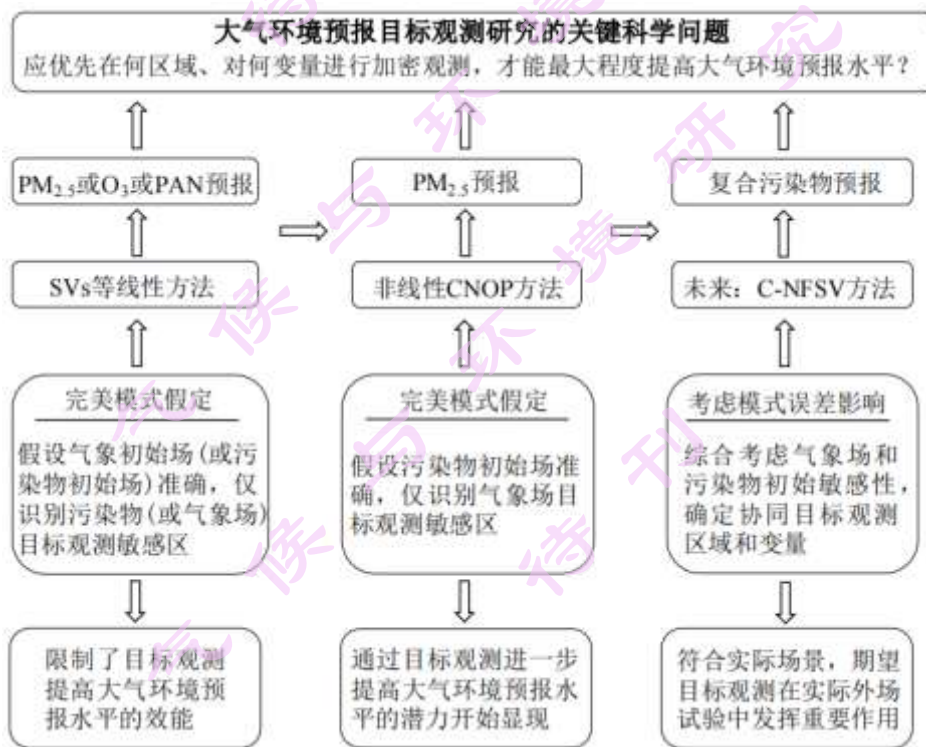
315 如前所述，非线性 CNOP 方法已被应用于大气污染物预报的初始气象场的
316 目标观测研究，但在污染物初始场敏感性方面，前人主要仍还是依赖初始误差发
317 展线性近似的方法来识别敏感区和敏感要素，这在很大程度上降低了受较强非线
318 性过程影响的污染物预报的实际效果。实际上，污染物之间复杂的非线性的化学
319 反应，常常导致同化某种污染物观测后，不同污染物的预报效果存在显著差异，
320 甚至对一些污染物的预报会出现同化观测后反而变差的现象（朱江等 2018）。例
321 如，Van Loon 等人（2000）将地面 O₃ 浓度同化到数值模式中，发现同化观测后
322 对 O₃ 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
323 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
324 于 PM_{2.5}，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
325 同化 PM_{2.5} 地基观测已被证实能够有效提高 PM_{2.5} 浓度的预报水平，但仍存在部
326 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，
327 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
328 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
329 来，我国空气质量呈现 PM_{2.5} 浓度逐渐降低，O₃ 浓度缓慢上升的态势，以 PM_{2.5}
330 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，
331 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
332 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
333 PM_{2.5} 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

334 复合污染物的新形势，因此，同时考虑 $PM_{2.5}$ 和 O_3 预报效果的目标观测研究亟
335 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
336 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
337 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
338 度场误差，进而提高大气污染物浓度的预报水平。

339 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
340 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
341 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
342 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
343 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
344 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
345 （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
346 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
347 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
348 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
349 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
350 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
351 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
352 影响。目前，该方法的动力学合理性已在著名的 Lorenz-96 模型中得到了验证，
353 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
354 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
355 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
356 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
357 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
358 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
359 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，那么我
360 们可以尝试采用 1st C-NFSV 的模式扰动分量，识别排放源的目标观测敏感性，
361 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。
362 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

363 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
364 有效的目标观测，将是值得进一步探讨的研究。

365 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
366 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，
367 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，
368 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
369 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 3）。随着
370 目标观测在大气污染预报研究中的不断发展，以及人类社会对大气污染精准预报
371 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
372 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
373 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。



374

375 图 3 大气环境目标观测研究进展和展望概述图

376 Figure 3 Overview of the progress and prospects of target observation in atmospheric environmental
377 research.

378

379 5. 总结和展望

380 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

381 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
382 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
383 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 3),
384 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
385 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
386 外场观测试验的可能性。

387 近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)气象大数据模型快速发展,
388 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,
389 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
390 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
391 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
392 等动力学方法应用于数值模式识别目标观测敏感区时,我们不得不因为数值模式
393 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,
394 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
395 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,
396 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。

397

398

399 致谢

400 感谢国家自然科学基金(42475064)和国家重点研发计划(2023YFC3705501)的
401 资助。

402

403 参考文献

404 Baklanov A, Zhang Y. 2020. Advances in air quality modeling and forecasting[J]. *Global*
405 *Transitions*, 2: 261-270. Doi: 10.1016/j.glt.2020.11.001

406 Bauer P, Thorpe A, Brunet G. 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction[J].
407 *Nature*, 525: 47-55. Doi: 10.1038/nature14956

408 Bei N, Wu J, Elser M, et al. 2017. Impacts of meteorological uncertainties on the haze
409 formation in Beijing-Tianjin-Hebei (BTH) during wintertime: a case study[J]. *Atmospheric*
410 *Chemistry and Physics*, 17: 14579-14591. Doi: 10.5194/acp-17-14579-2017

411 Bergot T. 1999. Adaptive observations during FASTEX: A systematic survey of upstream
412 flights[J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 125: 3271-3298. Doi: 10.1256/smsqj.56106

413 Bielli S, Grzeschik M, Richard E, et al. 2012. Assimilation of water-vapor airborne lidar
414 observations: Impact study on the COPS precipitation forecasts[J]. *Quart. J. Roy. Meteor.*
415 *Soc.*, 138: 1652–1667. Doi: 10.1002/qj.1864

416 Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the ensemble
417 transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129: 420–436. Doi:
418 10.1175/1520-0493(2001)129<0420:ASWTET>2.0.CO;2

419 Carmichael G R, Sandu A, Chai T F, et al. 2008. Predicting air quality: Improvements
420 through advanced methods to integrate models and measurements[J]. *Journal of*
421 *Computational Physics*, 227 (7): 3540–3571. Doi: 10.1016/j.jcp.2007.02.024

422 Carmichael G R, Tang Y, Kurata G, et al. 2003. Regional-scale chemical transport modeling
423 in support of the analysis of observations obtained during the TRACE-P experiment[J]. *J.*
424 *Geophys. Res.*, 108: 10649–10671. Doi: 10.1029/2002JD003117

425 Chan P W, Han W, Mak B, et al. 2023. Ground-Space-Sky Observing System Experiment
426 during Tropical Cyclone Mulan in August 2022[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 40:
427 194–200. Doi: 10.1007/s00376-022-2267-z

428 Chen G, Wang B, Liu J J. 2021b. Study on the sensitivity of initial perturbations to the
429 development of a vortex observed in Southwest China[J]. *J. Geophys. Res.*, 126:
430 e2021JD034715. Doi: 10.1029/2021JD034715

431 Chen Y R, Cui S H, Chen P Y, et al. 2021a. An LSTM-based neural network method of
432 particulate pollution forecast in China[J]. *Environmental Research Letter*, 16: 044006. Doi:
433 10.1088/1748-9326/abe1f5

434 Chou K H, Wu C C, Wu P H, et al. 2011. The impact of dropwindsonde observations on
435 typhoon track forecasts in DOTSTAR and T-PARC[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 139: 1728–1743.
436 Doi: 10.1175/2010MWR3582.1

437 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*, 2(1):
438 1-4. Chu Biwu, Ma Qingxin, Duan Fengkui, et al. 2020. Atmospheric “Haze Chemistry”:
439 Concept and Research Prospects[J]. *Progress in Chemistry (in Chinese)*, 32(1): 1-4. Doi:
440 10.7536/PC191230

441 Daescu D N, Carmichael G R. 2003. An Adjoint Sensitivity Method for the Adaptive
442 Location of the Observations in Air Quality Modeling[J]. *J. Atmos. Sci.*, 60: 434–450. Doi:
443 10.1175/1520-0469(2003)060<0434:AASMFT>2.0.CO;2

444 Duan W S, Li X, Tian B. 2018. Towards optimal observational array for dealing with
445 challenges of El Niño–Southern Oscillation predictions due to diversities of El Niño[J]. *Clim*
446 *Dyn*, 51: 3351–3368. Doi: 10.1007/s00382-018-4082-x

447 Duan W S, Mu M. 2009. Conditional nonlinear optimal perturbation: applications to stability,
448 sensitivity, and predictability[J]. *Science in China (D)*, 52(7): 884-906. Doi:
449 10.1007/s11430-009-0090-3

450 Duan W S, Yang L C, Mu M, et al. 2023. Recent advances in China on the predictability of
451 weather and climate[J]. *Advances in Atmospheric Science*, 40(8): 1521–1547. Doi:
452 10.1007/s00376-023-2334-0

453 Duan W, Ma J, Vannitsem S. 2022. An Ensemble Forecasting Method for Dealing with the
454 Combined Effects of the Initial and Model Errors and a Potential Deep Learning
455 Implementation[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 150: 2959–2976. Doi: 10.1175/MWR-D-22-0007.1

456 Duan, W. and Zhou, F. 2013. Non-linear forcing singular vector of a two-dimensional quasi-
457 geostrophic model [J]. *Tellus*, 65, 256–256. Doi: 10.3402/tellusa.v65i0.18452

- 458 Elbern H, Strunk A, Schmidt H, et al. 2007. Emission rate and chemical state estimation
459 by 4-dimensional variational inversion[J]. *Atmos. Chem. Phys.*, 7: 3749–3769. Doi:
460 10.5194/acp-7-3749-2007
- 461 Faccani C, Rabier F, Fourrie N. et al. 2009. The impact of the AMMA rawinsonde data on
462 the French global assimilation and forecast system[J]. *Wea. Forecasting*, 24, 1268–1286.
463 Doi: 10.1175/2009WAF2222237.1
- 464 Feng J, Qin X, Wu C, et al. 2022. Improving typhoon predictions by assimilating the
465 retrieval of atmospheric temperature profiles from the FengYun-4A's Geostationary
466 Interferometric Infrared Sounder (GIIRS) [J]. *Atmospheric Research*, 280: 106391. Doi:
467 10.1016/j.atmosres.2022.106391
- 468 Feng R, Duan W S, Mu M. 2017. Estimating observing locations for advancing beyond the
469 winter predictability barrier of Indian Ocean dipole event predictions[J]. *Clim Dyn*, 48:
470 1173–1185. Doi: 10.1007/s00382-016-3134-3
- 471 Gery M W, Whitten G Z, Killus J P, et al. 1989. A photochemical kinetics mechanism for
472 urban and regional scale computer modeling[J]. *J. Geophys. Res.*, 94: 12925–12956. Doi:
473 10.1029/JD094iD10p12925
- 474 Gilliam R C, Hogrefe C, Godowitch J M, et al. 2015. Impact of inherent meteorology
475 uncertainty on air quality model predictions[J], *J. Geophys. Res.*, 120: 12259–12280. Doi:
476 10.1002/2015JD023674
- 477 Goris N, Elbern H. 2013. Singular vector decomposition for sensitivity analyses of
478 tropospheric chemical scenarios[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 13: 5063-5087.
479 Doi: 10.5194/acp-13-5063-2013
- 480 Goris N, Elbern H. 2015. Singular vector-based targeted observations of chemical
481 constituents: description and first application of the EURAD-IM-SVA v1.0[J]. *Geosci. Model*
482 *Dev.*, 8: 3929–3945. Doi: 10.5194/gmd-8-3929-2015
- 483 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
484 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.
485 Influence of Meteorological Forecast Model Parameterization Schemes on PM_{2.5}
486 Concentration Forecast Effect in Heavy Pollution Process [J]. *Climatic and Environmental*
487 *Research (in Chinese)*, 26 (3): 312–322. Doi: 10.3878/j.issn.1006-9585.2020.20073
- 488 Han W, Yin R Y, Li J, et al. 2023. Assimilation of Geostationary Hyperspectral Infrared
489 Sounders (GeoHIS): Progresses and Perspectives[M]// *Numerical Weather Prediction:*
490 *East Asian Perspectives*. 2023. Park, S.K. Eds. Springer Atmospheric Sciences. Springer
491 Cham Press.
- 492 Hou M Y, Tang Y M, Duan W S, et al. 2023. Toward an optimal observational array for
493 improving two flavors of El Niño predictions in the whole Pacific[J]. *Clim Dyn*, 60: 831–850.
494 Doi: 10.1007/s00382-022-06342-w
- 495 Hou T Y, Yu S C, Jiang Y P, et al. 2021. Impacts of Chemical Initial Conditions in the WRF-
496 CMAQ Model on the Ozone Forecasts in Eastern China[J]. *Aerosol and Air quality*
497 *Research*, 22(7): 1-18. Doi: 10.4209/aaqr.210402
- 498 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*
499 *候与环境研究*, 21 (6): 700–710. Huang Si, Tang Xiao, Wang Zifa, et al. 2016. Evaluating
500 the PM_{2.5} Pollution over Beijing-Hebei-Tianjin Region Based on Observations,
501 Simulations, and Data Assimilation Results[J]. *Climatic and Environmental Research (in*
502 *Chinese)*, 21(6): 700-710. Doi: 10.3878/j.issn.1006-9585.2016.14284

- 503 Irvine E A, Gray S, Methven J. 2011. Targeted observations of a polar low in the Norwegian
504 Sea[J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137: 1688–1699. Doi: 10.1002/qj.914
- 505 Janjic T, Bormann N, Bocquet M, et al. 2018. On the representation error in data
506 assimilation[J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 144: 1257–1278. Doi: 10.1002/qj.3130
- 507 Jiang L, Duan W S, Liu H L. 2022. The most sensitive initial error of sea surface height
508 anomaly forecasts and its implication for target observations of mesoscale eddies[J]. *J.*
509 *Phys. Oceanogr.*, 52: 723–740. Doi: 10.1175/JPO-D-21-0200.1
- 510 Khattatov B V, Gille J, Lyjak L, et al. 1999. Assimilation of photochemically active species
511 and a case analysis of UARS data[J]. *J. Geophys. Res.*, 104: 18715–18738. Doi:
512 10.1029/1999JD900225
- 513 Kramer W, Dijkstra H A. 2013. Optimal localized observations for advancing beyond the
514 ENSO predictability barrier[J]. *Nonlin. Processes Geophys.*, 20: 221–230. Doi:
515 10.5194/npg-20-221-2013
- 516 Kumar R, Delle Monache L, Bresch J, et al. 2019. Toward improving short-term predictions
517 of fine particulate matter over the United States via assimilation of satellite aerosol optical
518 depth retrievals[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124: 2753–2773. Doi:
519 10.1029/2018JD029009
- 520 Li X, Zhu J, Xiao Y, et al. 2010. A Model-Based Observation Thinning Scheme for the
521 Assimilation of High-Resolution SST in the Shelf and Coastal Seas around China[J]. *J.*
522 *Atmos. Ocean. Tech.*, 27: 1044–1058. Doi: 10.1175/2010JTECHO709.1
- 523 Liao W, Sandu A, Carmichael G R, et al. 2006. Singular Vector Analysis for Atmospheric
524 Chemical Transport Models[J]. *Mon. Weather Rev.*, 134: 2443–2465. Doi:
525 10.1175/MWR3158.1
- 526 Liu C F, Wu C Y, Kang X Y, et al. 2023a. Evaluation of the prediction performance of air
527 quality numerical forecast models in Shenzhen[J]. *Atmospheric Environment*, 314: 120058.
528 Doi: 10.1016/j.atmosenv.2023.120058
- 529 Liu C L, Zhang S Q, Gao Y, et al. 2021. Optimal estimation of initial concentrations and
530 emission sources with 4D-Var for air pollution prediction in a 2D transport model[J]. *Science*
531 *of The Total Environment*, 773: 145580. Doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.145580
- 532 Liu C P, Han W, Zhang F. et al. 2023b. Deriving overlapped cloud motion vectors based on
533 geostationary satellite and its application on monitoring Typhoon Mulan[J]. *ESS Open*
534 *Archive*, 465: 46537955. Doi: 10.22541/essoar.168987154.46537955/v1
- 535 Liu K, Guo W, Da L. et al. 2021. Improving the thermal structure predictions in the Yellow
536 Sea by conducting targeted observations in the CNOP identified sensitive areas [J].
537 *Scientific Reports*, 11: 19518. Doi: 10.1038/s41598-021-98994-7
- 538 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*
539 *与环境研究*, 23 (5): 619–632. Liu Na, Duan Wansuo, Wang Zifa. et al. 2018. A study on
540 target observation of a heavy air pollution event in Beijing[J]. *Climatic and Environmental*
541 *Research (in Chinese)*, 23 (5): 619–632. Doi: 10.3878/j.issn.1006-9585.2018.18025
- 542 Liu Z Q, Rabier F. 2002. The interaction between model resolution, observation resolution
543 and observation density in data assimilation: A one-dimensional study[J]. *Q. J. Roy. Meteor.*
544 *Soc.*, 128: 1367–1386. Doi: 10.1256/003590002320373337
- 545 Majumdar S J, Abernethy S D, Bishop C H, et al. 2011. Targeted observations for improving
546 numerical weather prediction: An overview[C]. *WWRP/THORPEX Publ.* 15, 37 pp.

- 547 Mee Kim H, Kyung Kay J, Yang E G, et al. 2013. Statistical adjoint sensitivity distributions
548 of meteorological forecast errors of Asian dust transport events in Korea[J]. *Tellus B:*
549 *Chemical and Physical Meteorology*, 65(1): 20554. Doi: 10.3402/tellusb.v65i0.20554
- 550 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, 1717-1725. Mu
551 Mu. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation[J]. *Science China:*
552 *Earth Sciences*, 43, 1717-1725. Doi: 10.1360/zd-2013-43-11-1717
- 553 Mu M, Duan W S, Chen D K, et al. 2015. Target observations for improving initialization of
554 high-impact ocean-atmospheric environmental events forecasting[J]. *National Science*
555 *Review*, 2: 226-236. Doi: 10.1093/nsr/nwv021
- 556 Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its
557 applications[J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 10: 493-501. Doi: 10.5194/npg-10-
558 493-2003
- 559 Mu M, Feng R, Duan W S. 2017. Relationship between optimal precursors for Indian Ocean
560 Dipole events and optimally growing initial errors in its prediction[J]. *J. Geophys. Res.*,
561 122(2): 1141–1153. Doi: 10.1002/2016JC012527
- 562 Mu M, Zhou F F, Wang H L. 2009. A Method for Identifying the Sensitive Areas in Targeted
563 Observations for Tropical Cyclone Prediction: Conditional Nonlinear Optimal
564 Perturbation[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137: 1623–1639. Doi: 10.1175/2008MWR2640.1
- 565 Mu M. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation[J]. *Science*
566 *China: Earth Science*, 56(12): 1997-2005. Doi: 10.1007/s11430-013-4727-x
- 567 Murray C, Aravkin A Y, Zheng P. et al. 2020. Global burden of risk factors in countries and
568 territories, 1990–2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study
569 2019[J]. *The lancet*, 396: 1223-1249. Doi: 10.1016/S0140-6736(20)30752-2
- 570 Pagowski M, Grell G A, McKeen S A, et al. 2010. Three-dimensional variational data
571 assimilation of ozone and fine particulate matter observations: Some results using the
572 Weather Research and Forecasting – Chemistry model and Grid-point Statistical
573 Interpolation[J]. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 136: 2013–2024. Doi: 10.1002/qj.700
- 574 Palmer T N, Gelaro R, Barkmeijer J, et al. 1998. Singular vectors, metrics, and adaptive
575 observations[J]. *J. Atmos. Sci.*, 55: 633–653. Doi: 10.1175/1520-
576 0469(1998)055<0633:SVMAAO>2.0.CO;2
- 577 Petersen A K, Brasseur G P, Bouarar I, et al. 2019. Ensemble forecasts of air quality in
578 eastern China – Part 2: Evaluation of the MarcoPolo–Panda prediction system, version
579 1[J]. *Geoscientific Model Development*, 12(3): 1241–1266. Doi: 10.5194/gmd-12-1241-
580 2019
- 581 Qin X H, Duan W S, Mu M. 2013. Conditions under which CNOP sensitivity is valid for
582 tropical cyclone adaptive observations[J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 139: 1544–1554.
583 Doi: 10.1002/qj.2109
- 584 Qin X H, Duan W S, Pak W C, et al. 2023. Effects of dropsonde data in field campaigns on
585 forecasts of tropical cyclones over the western North Pacific in 2020 and role of CNOP
586 sensitivity[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 40: 791–803. Doi: 10.1007/s00376-022-
587 2136-9
- 588 Riehl H, Haggard W H, Sanborn R W. 1956. On the prediction of 24-hour hurricane
589 motion[J]. *J Meteor*, 13: 415–420. Doi: 10.1175/1520-
590 0469(1956)013<0415:OTPOHH>2.0.CO;2
- 591 Ryan W F. 2016. The air quality forecast rote: Recent changes and future challenges[J].

592 Journal of the Air & Waste Management Association, 66(6): 576–596. Doi:
593 10.1080/10962247.2016.1151469

594 Sillman S, Al-Wali K I, Marsik F J, et al. 1995. Photochemistry of ozone formation in Atlanta,
595 GA—Models and measurements [J]. *Atmos. Environ.*, 29 (21): 3055–3066. Doi:
596 10.1016/1352-2310(95)00217-M

597 Snyder C. 1996. Summary of an Informal Workshop on Adaptive Observations and
598 FASTEX[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society* 77(5): 953-961. Doi:
599 10.1175/1520-0477-77.5.953

600 Talagrand O. 1997. Assimilation of Observations, an Introduction[J]. *J. Meteorol. Soc. Jpn*,
601 Ser. II, 75: 191–209. Doi: 10.2151/jmsj1965.75.1B_191

602 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*
603 *环境研究*, 15(5), 541-550. Tang Xiao, Wang Zifa, Zhu Jiang, et al. 2010. Preliminary
604 Application of Monte Carlo Uncertainty Analysis in O3 Simulation[J]. *Climatic and*
605 *Environmental Research* (in Chinese), 15(5): 541-550. Doi: 10.3878/j.issn.1006-
606 9585.2010.05.02

607 Tang X, Zhu J, Wang Z F, et al. 2011. Improvement of ozone forecast over Beijing based
608 on ensemble Kalman filter with simultaneous adjustment of initial conditions and
609 emissions[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 11 (24): 12901–12916. Doi:
610 10.5194/acp-11-12901-2011

611 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
612 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
613 Yulu, Zhu Jia et al. 2018. A Modeling Study of Impacts of Dust Surface Heterogeneous
614 Chemistry on Atmospheric Pollutants Concentrations in China during a Dust Storm
615 Event[J]. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 23(4): 413-428. Doi:
616 10.3878/j.issn.1006-9585.2017.17028

617 Van Loon M, Builtjes P J, Segers A J. 2000. Data assimilation of ozone in the atmospheric
618 transport chemistry model LOTOS[J]. *Environmental Modelling & Software*, 15 (6–7): 603–
619 609. Doi: 10.1016/S1364-8152(00)00048-7

620 Vautard R, Moran M D, Solazzo E, et al. 2012. Evaluation of the meteorological forcing
621 used for the Air Quality Model Evaluation International Initiative (AQMEII) air quality
622 simulations[J]. *Atmos. Environ.* 53: 15–37. Doi: 10.1016/j.atmosenv.2011.10.065

623 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:*
624 *地球科学*, 50 (9): 1302-1315. Wang Daichun, You Wei, Zang Zengliang, et al. 2020. A
625 three-dimensional variational data assimilation system for a size-resolved aerosol model:
626 Implementation and application for particulate matter and gaseous pollutant forecasts
627 across China[J]. *Science China Earth Sciences*, 63: 1366–1380. Doi: 10.1360/SSTe-2019-
628 0182

629 Wang H, Chen H, Wu Q, et al. 2017. GNAQPMS v1.1: accelerating the Global Nested Air
630 Quality Prediction Modeling System (GNAQPMS) on Intel Xeon Phi processors[J]. *Geosci.*
631 *Model Dev.*, 10: 2891-2904. Doi: 10.5194/gmd-10-2891-2017

632 Wen C, Liu S, Yao X et al. 2019. A novel spatiotemporal convolutional long short-term
633 neural network for air pollution prediction[J]. *Science of The Total Environment*, 654(1):
634 1091-1099. Doi: 10.1016/j.scitotenv.2018.11.086

635 Weng X, Forster G, Nowack P. 2022. A machine learning approach to quantify
636 meteorological drivers of ozone pollution in China from 2015 to 2019[J]. *Atmospheric*
637 *Chemistry and Physics*, 22: 8385-8402. Doi: 10.5194/acp-22-8385-2022

638 World Health Organization. 2021. WHO global air quality guidelines: particulate matter
639 (PM_{2.5} and PM₁₀), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide[C]. World
640 Health Organization.

641 Wu C C, Chen J H, Majumdar S J, et al. 2009. Intercomparison of targeted observation
642 guidance for tropical cyclones in the Northwestern Pacific[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137: 2471-
643 2492. Doi: 10.1175/2009MWR2762.1

644 Wulfmeyer V, Behrendt A, Kottmeier C, et al. 2011. The Convective and Orographically-
645 induced Precipitation Study (COPS): the scientific strategy, the field phase, and research
646 highlights[J]. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, 137: 3-30. Doi: 10.1002/qj.752

647 Xiao Q, Geng G, Xue T, et al. 2022. Tracking PM_{2.5} and O₃ Pollution and the Related Health
648 Burden in China 2013 ~ 2020[J]. *Environmental Science & Technology*, 56: 6922-6932. Doi:
649 10.1021/acs.est.1c04548

650 Xue T, Wang R H, Tong M K, et al. 2023. Estimating the exposure-response function
651 between long-term ozone exposure and under-5 mortality in 55 low-income and middle-
652 income countries: a retrospective, multicenter, epidemiological study[J]. *Lancet Planet
653 Health*, 7(9): 736-746. Doi: 10.1016/S2542-5196(23)00165-1

654 Yang E, Kim H M, Kim J, et al. 2014. Effect of Observation Network Design on
655 Meteorological Forecasts of Asian Dust Events[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 142: 4679–4695. Doi:
656 10.1175/MWR-D-14-00080.1

657 Yang J Y, Zhao Y. 2023. Performance and application of air quality models on ozone
658 simulation in China – A review[J]. *Atmospheric Environment*, 293: 119446. Doi:
659 10.1016/j.atmosenv.2022.119446

660 Yang L C, Duan W S, Wang Z F, et al. 2022. Toward targeted observations of the
661 meteorological initial state for improving the PM_{2.5} forecast of a heavy haze event that
662 occurred in the Beijing-Tianjin-Hebei region[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 22:
663 11429–11453. Doi: 10.5194/acp-22-11429-2022

664 Yang L C, Duan W S, Wang Z F. 2023. An approach to refining the ground meteorological
665 observation stations for improving PM_{2.5} forecasts in Beijing-Tianjin-Hebei region[J].
666 *Geoscientific Model Development*, 16: 3827–3848. Doi: 10.5194/gmd-16-3827-2023

667 Yang L C, Duan W S. 2025. Sensitive Areas for Target Observation Associated with
668 Meteorological Forecasts for Dust Storm Events in Beijing-Tianjin-Hebei Region[J].
669 *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, e4975. Doi: 10.1002/qj.4975

670 Zhang A, Fu T M, Feng X, et al. 2023. Deep learning-based ensemble forecasts and
671 predictability assessments for surface ozone pollution[J]. *Geophysical Research Letters*,
672 50: e2022GL102611. Doi: 10.1029/2022GL102611

673 Zhang K, Mu M, Wang Q, et al. 2019. CNOP-based adaptive observation network designed
674 for improving upstream Kuroshio transport prediction[J]. *J. Geophys. Res.-Oceans*, 124:
675 4350–4364. Doi: 10.1029/2018JC014490

676 Zhao G Y, He H D, Huang Y F, et al. 2021. Near-surface PM_{2.5} prediction combining the
677 complex network characterization and graph convolution neural network[J]. *Neural
678 Computing and Applications*, 33, 17081-17101. Doi: 10.1007/s00521-021-06300-3

679 Zhao H, Zheng Y, Li C. 2018. Spatiotemporal Distribution of PM_{2.5} and O₃ and Their
680 Interaction During the Summer and Winter Seasons in Beijing, China[J]. *Sustainability*, 10:
681 4519. Doi: 10.3390/su10124519

- 682 Zhou F, Qin X, Chen B, et al. 2013. The Advances in Targeted Observations for Tropical
683 Cyclone Prediction Based on Conditional Nonlinear Optimal Perturbation (CNOP)
684 Method[M]// Data Assimilation for Atmospheric, Oceanic and Hydrologic Applications (Vol.
685 II). 2013. Park, S., Xu, L. Eds. Springer, Berlin, Heidelberg, Springer Press.
- 686 Zhou G Q, Xu J M, Xie Y. et al. 2017. Numerical air quality forecasting over eastern China:
687 An operational application of WRF-Chem[J]. Atmospheric Environment, 153: 94-108. Doi:
688 10.1016/j.atmosenv.2017.01.020
- 689 Zhu J, Chen L, Liao H. 2022. Multi-pollutant air pollution and associated health risks in
690 China from 2014 to 2020[J]. Atmospheric Environment, 268: 118829. Doi:
691 10.1016/j.atmosenv.2021.118829
- 692 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):
693 607-620. Zhu Jiang, Tang Xiao, Wang Zifa et al. 2018. A Review of Air Quality Data
694 Assimilation Methods and Their Application[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences
695 (in Chinese), 42(3): 607-620. Doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.1802.17260
- 696 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,
697 36(03):10-18. Zhu Yanmin, Xu Ailan, Sun Qiang. 2020. New Progress for Air Quality
698 Forecasting Methods Based on Deep Learning[J]. Environmental Monitoring in China (in
699 Chinese), 36(03):10-18. Doi: 10.19316/j.issn.1002-6002.2020.03.02