

盛杰,金荣花,张小雯,等,2025. 临近气象预报大模型“风雷”V1 版本检验及个例评估[J]. 气象,51(4):389-399. Sheng J, Jin R H, Zhang X W, et al, 2025. Verification and case evaluation of the “Fenglei” V1 meteorological nowcasting model[J]. Meteor Mon, 51(4):389-399(in Chinese).

临近气象预报大模型“风雷”V1 版本检验及个例评估^{*}

盛 杰¹ 金荣花¹ 张小雯¹ 代 刊¹ 张小玲¹ 关 良¹ 杨 波¹
张育宸² 邢蓝翔² 龙明盛² 王建民²

¹ 国家气象中心, 北京 100081

² 清华大学, 北京 100084

提 要: 光流法等传统外推技术是目前强对流临近预报采用的主要客观方法, 其无法体现对流系统的生消演变且预报时效有限; 2024 年中国气象局发布了我国首个基于人工智能的临近气象预报大模型“风雷”V1 版本(以下简称“风雷”), 基于雷达组合反射率开展 3 h 雷达回波外推预报。对 2023 年数据进行定量检验, 结果表明“风雷”客观检验评分优于传统光流外推算法, 1 h 预报时效以上回波预报优势更加明显, 检验评分下降相对平缓, 3 h 预报时效内始终保持较小的 Bias, 致灾性显著的强回波 TS 评分较光流法提升了 33%。选取 2024 年不同尺度的强对流过程开展个例评估, “风雷”在一定预报时效内能够正确给出对流系统生消演变的预报, 表现出传统方法所不具备的对雷暴变化趋势的预报能力, 有效延长了外推时效, 为强对流临近预报提供了较好的人工智能客观指导产品。

关键词: 人工智能, 风雷, 临近预报, 检验评估

中图分类号: P456, TP183

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2025.032801

Verification and Case Evaluation of the “Fenglei” V1 Meteorological Nowcasting Model

SHENG Jie¹ JIN Ronghua¹ ZHANG Xiaowen¹ DAI Kan¹ ZHANG Xiaoling¹ GUAN Liang¹
YANG Bo¹ ZHANG Yuchen² XING Lanxiang² LONG Mingsheng² WANG Jianmin²

¹ National Meteorological Centre, Beijing 100081

² Tsinghua University, Beijing 100084

Abstract: Traditional extrapolation techniques, such as the optical flow method, are the main objective methods currently used for nowcasting severe convective weather. These methods fail to represent the generation, dissipation, and evolution of convective systems, resulting in limited forecast validity periods. In 2024, the China Meteorological Administration released China’s first AI-based meteorological nowcasting model “Fenglei” V1 (hereafter referred to as “Fenglei”). “Fenglei” can generate 3 h extrapolation forecasts based on composite radar reflectivity. The results of quantitative verification on the 2023 data show that “Fenglei” outperforms the traditional optical flow extrapolation algorithms in objective verification scores, with more significant advantages for the forecasts exceeding a lead time of 1 h. Its verification scores decline relatively slowly and flatly, having relatively small Biases within the 3 h forecast lead time.

^{*} 国家自然科学基金面上项目(42175001)、中国气象局气象能力提升联合研究专项(23NLTZ002)和中国气象局青年创新团队(CMA2023QN06)共同资助

2025 年 1 月 8 日收稿; 2025 年 3 月 31 日收修定稿

第一作者: 盛杰, 主要从事强对流天气预报研究. E-mail: shengjie@cma.gov.cn

通讯作者: 金荣花, 主要从事天气分析与大尺度动力过程研究. E-mail: jinrh@cma.gov.cn

Its TS score for severe and hazardous echo systems has been improved by 33% compared to the optical flow extrapolation algorithm. Case evaluations on the 2024 severe convective events of different scales reveal that “Fenglei” can accurately forecast the generation, dissipation, and evolution of convective systems within a certain forecast lead time. It shows the forecasting capability that traditional methods lack for thunderstorm trend evolution, effectively extending the extrapolation lead time. Thus, “Fenglei” can provide reliable AI-based objective forecast products for the nowcasting of severe convection.

Key words: artificial intelligence (AI), Fenglei, nowcasting, verification and evaluation

引言

随着全球气候变暖,中国极端强对流事件致灾性日益凸显,近年来发生多次局地暴雨事件,如“21·7”河南郑州特大暴雨(苏爱芳等,2022;冉令坤等,2021;梁旭东等,2022)、2022年8月27日青海大通泥石流和“23·7”华北特大暴雨(张芳华等,2023;杨舒楠等,2023)等过程都由对流活动造成。强对流临近精准预报是气象防灾减灾的重要保障,基于雷达回波外推是临近预报的核心技术(郑永光等,2010),一方面传统外推方法,如光流法作为发布强对流预警信号的重要参考已在业务中应用多年,但由于其依赖线性外推,无法预报复杂的对流演变,预报能力在1 h预报时效后会明显下降;另一方面,基于快速更新的数值模式由于其复杂性和耗时性,预报员无法及时获得最新的临近预报结果。

深度学习是近年来大气科学新兴的研究方向,为外推技术提供了新的可能性,通过神经网络模型进行建模,在时间层面上实现预报(Tomoaki et al, 2017; Stephan and Sebastian, 2017; Philipp and Niklas, 2022; Olivier et al, 2025; 金龙等, 2004; 林开平, 2017; 黄天文等, 2024; 蔡康龙等, 2024; 马敏劲, 2024)。经典的神经网络结构如卷积长短期记忆循环网络(ConvLSTM; Shi et al, 2015),采用卷积结构提取数据空间特征,通过循环神经网络提取时间依赖关系,但对长时效的预报能力有限, Hochreiter and Schmidhuber(1997)基于长短期记忆模块进一步增强模型的长时记忆。Ronneberger et al(2015)提出的 U-Net 架构是科学人工智能领域的主流多尺度主干网络。Ayzel et al(2020)将 U-Net 首次用于雷达回波外推,通过取消自回归的循环预报机制并一次性预报全部未来时刻雷达回波,降低预报累计误差对模型结果的影响,但预报结果容易模糊,细节刻画能力较低。针对雷达回波外推中信息失真的

问题, Tran and Song(2019)采用提升锐化度的训练损失函数,引导模型尽量不产生模糊的预报结果。Jing et al(2019)与 Liu and Lee(2020)将对抗生成网络策略引入雷达外推任务,通过要求模型预报与真实雷达回波在概率分布上保持一致,进而保留外推回波中的重要细节信息,但是其计算复杂度较高。2022年,谷歌发布了 MetNet-2 模型(Espeholt et al, 2022),使用分类目标函数取代传统的回归目标函数以防止预报中强对流系统的消散,然而由于缺少有效的物理限制,其对小尺度对流系统的生消预报能力不足,并可能频繁出现空报,对实际的对流预报参考价值依然有限。

综上所述,强对流事件中系统生消的复杂性对传统深度学习模型提出了挑战,因为缺乏与物理约束相结合的方法,预报结果易失真,很难实现对强对流生消演变的有效预报,尤其是对小尺度对流系统的预报性能仍然不足。如何在雷达回波深度学习外推中融入物理约束,在保持高分辨率和准确度的前提下延长临近外推时效,成为人工智能技术亟需突破的难题。Zhang et al (2023)提出 NowcastNet 外推模型,该模型采用端到端的方式,将物理过程的神经演变算子与深度学习技术相结合,实现了深度学习与物理规律的无缝融合,显著提升了千米尺度降水过程的预报能力,在国际上首次将强降水外推预报的预报时效延长至 3 h,并一定程度上解决了降水强度预报不足的问题,为人工智能临近外推预报研究提供新的理论和技术支持。

国家气象中心基于 NowcastNet 和中国长序列雷达数据,尝试开展了雷达组合反射率的外推预报建模工作,建立了临近气象预报大模型“风雷”,希望借助人工智能技术能够预报雷暴的生消演变,并延长预报时效,提升气象部门应对强对流灾害天气事件的预报能力。本文对“风雷”V1 版本开展客观评分和个例分析以评估其性能,为强对流临近预报业务提供应用参考。

1 “风雷”建模和产品

雷达回波是强对流系统的直接表现,其生消演变是临近预报的关键,基于长序列雷达组合反射率拼图数据,对 NowcastNet 开展本地化升级改造。与 NowcastNet 相比,临近气象预报大模型“风雷”V1 版本(以下简称“风雷”)基于中国气象局强对流天气短时临近预报系统(Severe Weather Automatic Nowcasting, SWAN),使用 2016—2022 年雷达组合反射率拼图数据开展训练,总计有效全图数据序列 345 898 条(吴涛等,2013;韩丰和沃伟峰,2018;张勇等,2019)。为了增加模型在全图上的泛化能力,每条训练数据的空间大小从 $256\text{ km} \times 256\text{ km}$ 扩大至 $1024\text{ km} \times 1024\text{ km}$,模型训练采用分层抽样技术有效筛选雷达回波序列样本,确保稳定迅速训

练。考虑地形、海陆分布等对对流活动产生的重要影响,“风雷”增加了 1 km 级别的数字高程地形数据以及海陆类别数据的输入,可使模型更加精确地预测复杂地形条件下的对流系统演变。从模型架构层面,为减少部分雷达观测数据中噪音与连续性不足带来的影响,“风雷”将 NowcastNet 中使用变分自编码器替换二阶段生成式模型中的编码-解码结构,将高维的原始数据映射到低维特征空间,再从低维特征中学习重建原始数据,能够重构出更加稳健的图像,实现可控、高质量重建生成预测。

基于中国长序列雷达拼图数据重新训练建模,2024 年 6 月 18 日“风雷”V1 版本发布,其生成了 $0\sim 3\text{ h}$ 全国雷达组合反射率外推预报产品(表 1),并投入实际业务应用,为预报员提供了更可靠的外推产品,可支撑各级气象部门开展防灾减灾工作。

表 1 “风雷”临近大模型产品信息

Table 1 Product information of the “Fenglei” meteorological nowcasting model

产品名称	起报间隔	预报时效	时间分辨率	空间分辨率	产品区域
组合反射率外推预报	逐 6 min	$0\sim 3\text{ h}$	6 min	$1\text{ km} \times 1\text{ km}$	$17^{\circ}\sim 55^{\circ}\text{N}$ 、 $70^{\circ}\sim 137^{\circ}\text{E}$

2 检验评估方法

本文基于未加入训练集的 2023 年全国范围“风雷”反算结果和 SWAN 系统 $0\sim 2\text{ h}$ 光流外推产品(与表 1“风雷”起报间隔、时空分辨率一致)开展检验对比,通过客观评分评估“风雷”预报性能。考虑弱回波致灾性小,选择超过 35 dBz 和 50 dBz 回波阈值分别代表对流回波($\geq 35\text{ dBz}$ 回波,下同)和强对流回波($\geq 50\text{ dBz}$ 回波,下同),评分方法使用 TS 邻域法,即以该网格为中心的 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 网格作为命中、漏报、空报的标准,如果在预报中大于回波阈值的 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 邻域网格内出现实际大于该阈值的雷达回波,则认为该预报命中(统计所有预报格点记为 A),否则记为空报(统计所有预报格点记为 B);如果在实际回波大于某一阈值点的 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 邻域网格内没有出现预报大于该阈值的雷达回波,则记为漏报(统计所有预报格点记为 C)。式(1)~式(4)分别为命中率(POD)、空报率(FAR)、偏差(Bias)以及 TS 评分计算公式,其中, Bias 用于衡量特定阈值回波预报面积与实况面积的比值,其值越接近于 1 则表示回波面积相近,预报越

合理。为了多维度考量“风雷”性能,在计算以上客观检验量的基础上参考 Roebber(2009)提出的性能曲线图开展分析,绘制 POD 和 $1-\text{FAR}$,用以综合诊断 TS 以及 Bias 的情况。

$$\text{POD} = A/(A + C) \quad (1)$$

$$\text{FAR} = B/(A + B) \quad (2)$$

$$\text{Bias} = (A + B)/(A + C) \quad (3)$$

$$\text{TS} = A/(A + B + C) \quad (4)$$

主观个例评估主要选取 2024 年汛期几类有代表性的天气过程(具体方案见表 2),生消演变是回波外推技术的最大瓶颈和难点,传统的光流法接近于线性外推,基本没有演变信息,所以本次主观检验的重点是关注以“风雷”为代表的人工智能技术能否在对流下山等预报难点上体现对流的生消演变,并通过选取大、中尺度飑线和小尺度单体等来讨论不同尺度对流系统的预报能力。

3 2023 年客观评分检验

对流回波和强对流回波的 TS 评分表明(图 1a, 1b),“风雷” $0\sim 2\text{ h}$ 预报时效 TS 评分均高于 SWAN 原有光流法产品(SWAN 光流产品只预报

2 h 预报时效), 尤其是对于 ≥ 50 dBz 的强对流回波, SWAN 光流法在 1 h 以上预报时效 TS 评分迅速下降, 结果迅速趋向于零值, 而“风雷”评分下降缓慢, 可见其优势体现在强回波外推和更长时效的预报。从 2023 年 2 h 预报时效平均来看, 对流回波预

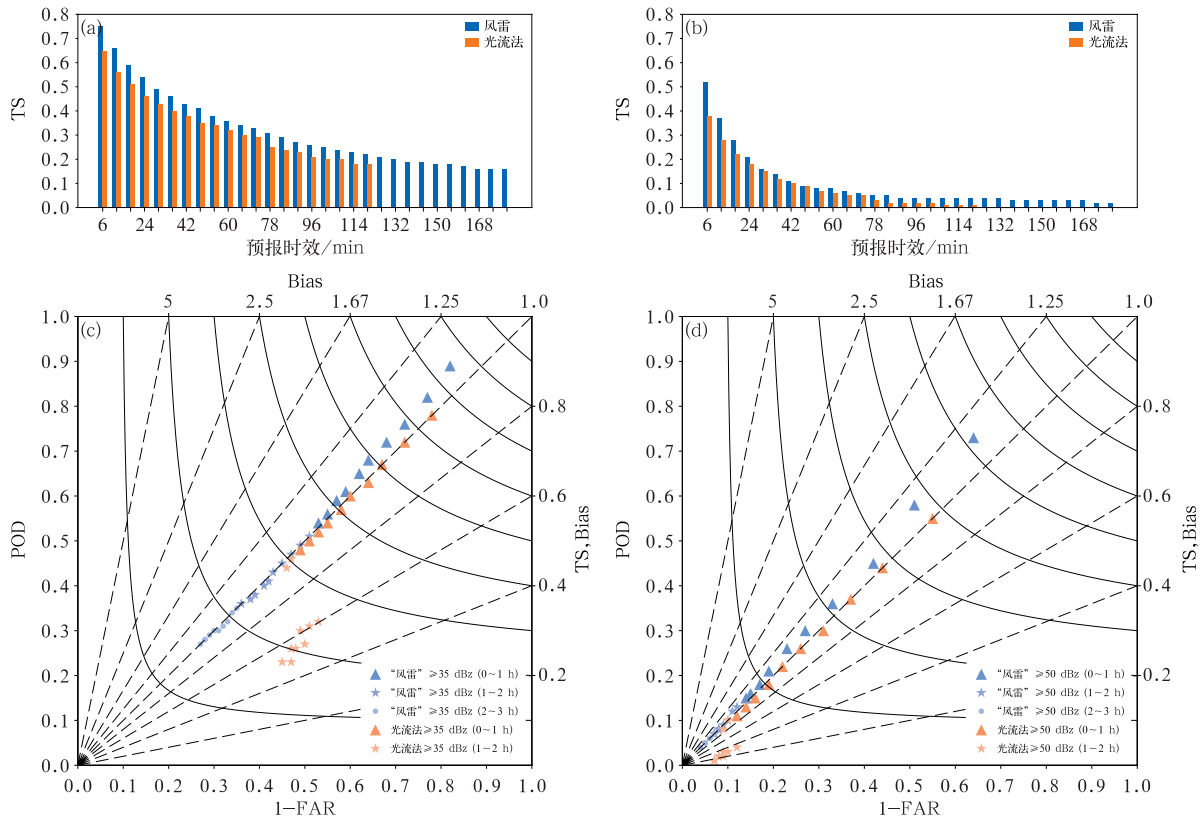
报“风雷”TS 评分达到 0.39, 较 SWAN 原有产品提升了 18%; 针对强对流回波预报, “风雷”的 TS 评分达到 0.16, 较原有提升了 33%, 说明其在预报极端强对流天气方面优势更加明显。

表 2 临近气象预报大模型“风雷”检验评估方案

检验对象	内容	目的
2023 年客观评分检验	对流回波(≥ 35 dBz)和强对流回波(≥ 50 dBz)定量检验	客观评分对比 SWAN 光流外推预报的 TS、Bias 等
2024 年主观个例评估	江南春季强对流橙色预警期间大尺度飑线过程	大尺度飑线发展的预报能力
	5 月 30 日北京极端雷暴大风过程	中尺度飑线天气的预报能力
	7 月 6 日北京单体下山增强致灾过程	不同起报时刻单体下山增强的预报能力
	8 月上旬北戴河区域多次对流过程	沿海地区回波减弱消散预报能力

由图 1c, 1d 可见, 光流法预报无论是对流回波还是强对流回波, 其性能在 72 min 前后都出现了明显突变(图 1c, 1d 中远离对角线的五角星样本),

POD 发生断崖式减小, 这可能是因为超过雷暴小时尺度的平均生命史, SWAN 光流法由于无法预报生消演变导致 POD 急剧下降, 同时位于对角线右侧



注: 图 c, d 中虚线斜率为 Bias, 曲线为 TS。

图 1 2023 年客观检验结果
(a, c) ≥ 35 dBz 与 (b, d) ≥ 50 dBz 回波阈值下不同预报时效“风雷”与 SWAN 光流外推产品的
(a, b) TS 评分和 (c, d) 预报技巧综合图

Fig. 1 Objective verification results in 2023

(a, b) TS scores and (c, d) performance diagrams for “Fenglei” and SWAN optical flow extrapolation products with different forecast lead times under thresholds of (a, c) ≥ 35 dBz and (b, d) ≥ 50 dBz

Bias 远离 1, 介于 0.4~0.6, 说明预报回波面积也明显偏小。基于人工智能技术的“风雷”没有出现剧烈变化, Bias 全时效保持接近于 1, 靠近对角线, 能够较好地全时效预报出回波影响面积。由于“风雷”具备一定的生消演变预报能力, 无论是回流回波还是强对流回波, 随着预报时效的延长, POD 下降平缓, 2~3 h 时效的 TS 评分与 SWAN 光流法 1~2 h 预报时效的预报评分相当, 强对流回波优势更加明显。可见, “风雷”在保持较好的 Bias 情况下, 回波面积预报相对准确, 超出雷暴生命史仍能给出相对正确的生消强度变化预报, 命中率没有突降, TS 评分维持稳定。

由上可见, “风雷”整体评分效果优于 SWAN 光流产品, 这种优势主要体现在 1 h 预报时效以上的外推预报, 尤其是对于致灾性更明显的强回波。“风雷”POD 不会突然下降, 回波预报面积也能和实况保持一致, 在保持较好 Bias 的前提下, “风雷”2~3 h 预报时效的 TS 评分与 SWAN 光流法 1~2 h 预报时效的评分相当。此外, 2 h 以上当光流产品

基本无预报能力的时候, “风雷”仍然具备一定的预报能力。

4 2024 年典型个例评估

分别选择江南春季强对流橙色预警期间大尺度飑线过程、5 月 30 日北京极端大风过程(中尺度飑线)、7 月 6 日北京对流单体下山增强过程和 8 月 1—12 日北戴河地区多次强对流过程开展主观评估。通过 2024 年的典型个例分析评估“风雷”在对流演变方面的预报能力。

4.1 江南春季强对流橙色预警期间大尺度飑线过程

2024 年 4 月 29 日夜間在江南地区出现尺度超过上千千米的飑线, 造成大范围强对流天气, 中央气象台发布了强对流最高等级橙色预警, 江南大部出现 8~10 级雷暴大风, 局地风力 11 级以上, 并伴有冰雹。29 日 21:00(北京时, 下同; 图 2a), 飑线位于湖南西北部, 处于发展爆发期, 飑线西段回波有一

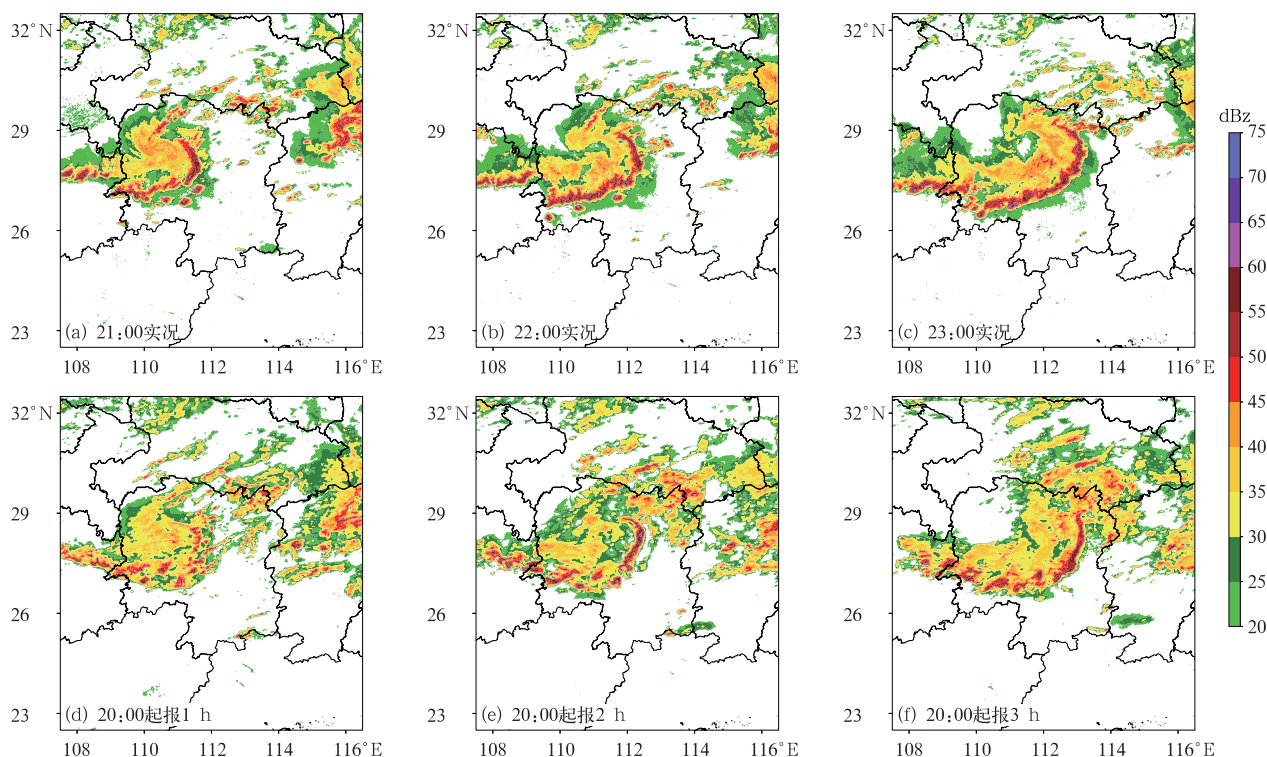


图 2 2024 年 4 月 29 日江南强对流过程(a~c)21:00—23:00 实况, 以及(d~f)

“风雷”20:00 起报的不同预报时效的雷达组合反射率

Fig. 2 Radar composite reflectivity of (a~c) observation from 21:00 BT to 23:00 BT and (d~f)

“Fenglei” forecasts with different lead times initialized at 20:00 BT 29 April 2024

for the severe convective process in Jiangnan Region

定的不连续性,且在飑线前侧有强单体触发与飑线主体合并发展;22:00(图 2b)飑线东移并增强,进入发展成熟期,弓状回波特征明显;23:00(图 2c)飑线尺度继续增长,东段已影响到湖南中东部,与西段回波构成具有弓状结构的大尺度飑线,回波的连续性也相较前一个时次更加清晰。

选择 20:00 作为起报时刻评估“风雷”3 h 外推效果(图 2d~2f)。从飑线移动上看,“风雷”预报 3 h 后,飑线位置与实况基本保持一致,对预报员发布极端大风预警落区有很好的指导价值。从结构上看,“风雷”预报出了飑线尺度增长的发展趋势,并对飑线西段结构相对松散、东段结构连续的细节把握很好,同时对飑线的尾随层状云也有体现。整体而言,“风雷”外推给出了飑线增强发展的趋势,2 h 以上的外推没有出现明显的松散模糊,对于飑线的移动、尺度增长、回波结构都有较强的预报能力,这是传统的光流等外推方法无法实现的。而且与以往人工智能外推出现模糊性能不同,即使是 2~3 h 预报时效的预报,结果与真实回波差别不大,其中致灾性明显的强回波也预报效果较好,与上文强回波的客观检验结果保持一致。但是,在回波结构的细节上,如飑线头部的涡旋结构 3 h 外推结构稍有松散,对于 21:00 和 22:00 飑线前部的新生单体,“风雷”的预报能力相对有限。

4.2 2024 年“5·30”北京极端大风过程

2024 年 5 月 30 日下午,北京城区发生了一次罕见的极端雷暴大风事件,10 级以上雷暴大风达到 100 个站次(郭楠楠和林建,2024)。此次过程北京地区水汽条件差,业务经验表明中尺度数值模式在干环境下往往会给出下山减弱的预报结果。13:48(图 3a),回波即将下山,此时判断对流下山的变化趋势难度极大,光流法外推也无法从目前的回波状态研判未来回波发展趋势。从实况看(图 3b~3d),回波下山后 1 h 迅速增强并形成飑线影响北京城区,仅用 2 h 便快速移出北京。

“风雷”13:48 起报的 1 h 预报结果显示(图 3f)对流下山不会消散,且组织性将明显增强,形成线状结构影响全市,2~3 h 预报结果显示系统移速较快(图 3g,3h),对流快速移动需要关注雷暴大风的影响。根据“风雷”预报产品的提示,中央气象台及时做出预报指导,提醒防范全市性大风天气。从发展趋势上看,“风雷”给出了参考性很高的预报结论,但是,其外推的回波强度比实况偏弱,移动速度也要慢于实际飑线移动,强回波位置与实况也有所偏差。

此次过程极端罕见,对于预报员挑战很大,“风雷”能够提前给出回波下山发展演变为飑线的预报,从外推技术来说已经具备了很好的业务参考价值。

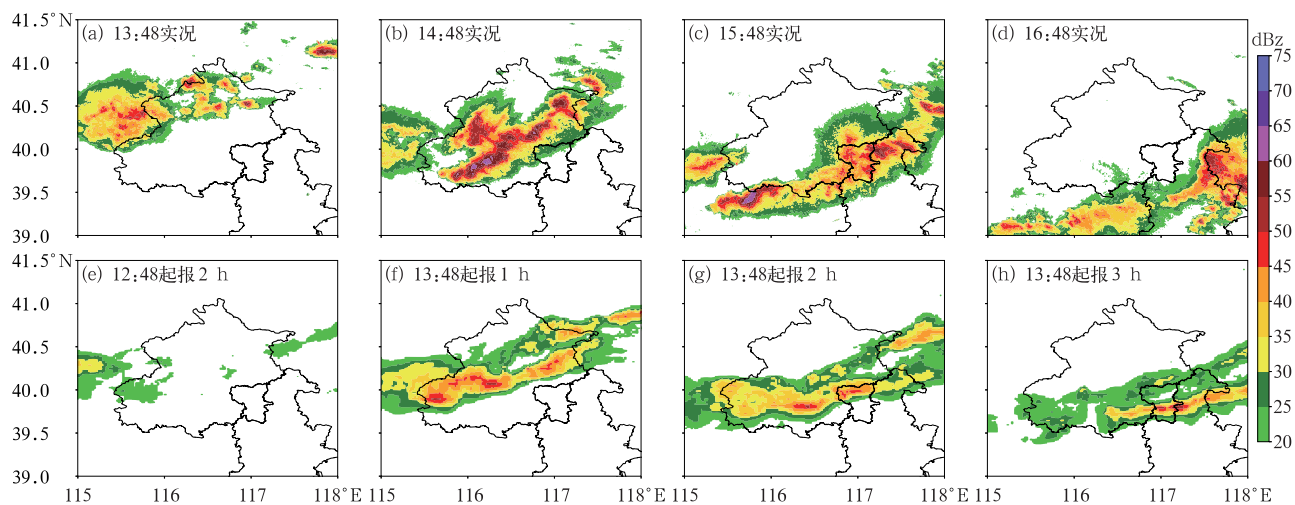


图 3 2024 年 5 月 30 日北京极端大风过程(a~d)13:48—16:48 实况,以及(e~h)

“风雷”不同起报时刻的不同预报时效的雷达组合反射率

Fig. 3 Radar composite reflectivity of (a—d) observation from 13:48 BT to 16:48 BT and (e—h) “Fenglei” forecasts with different lead times initialized at different times on 30 May 2024 for the extreme gale process

但其提前时间也有上限,如图 3e,12:48 起报的“风雷”给出的结论是下山减弱,与实况相反,说明基于人工智能的外推技术和光流法一样依赖于初始场,不同的是“风雷”具有预报生消演变能力。

4.3 2024 年 7 月 6 日北京对流单体下山增强过程

2024 年 7 月 6 日傍晚,北京昌平附近出现局地强对流,18:00 左右,强风致怀昌路沿线多棵树木倒伏、电缆受损、交通阻断。此次预报难点也是对流下山演变,但区别于“5·30”北京极端大风过程,该过程尺度更小,属于小尺度对流活动。单体下山演变实况如图 4a~4d 所示,16:00 该单体位于河北张家口附近,强度较弱,向东偏南方向移动;17:00 对流回波进入北京西北部山区后强度略有增强;18:00 在昌平附近下山,回波强度显著增强,单体出现了爆发增长,发展成为强单体,回波强度达到 60 dBz,在山脚附近造成局地大风等强对流天气。

分析不同起报时刻对于预报的影响。18:00 是单体下山增强的关键时刻。图 4e 为 16:00 起报结果(提前 2 h)，“风雷”预报 18:00 对流有所发展,基本维持原强度下山,不会减弱或消散;图 4f 和 4g 分别为 16:30(提前 1.5 h)和 17:30(提前 1 h)起报的结果,预报下山回波强度将增强,即提前 1.5 h 给出了下山增强的信号,但仍将对流形态预报为多单体风暴;提前 0.5 h(图 4h)，“风雷”预报的回波强度达到 60 dBz 以上,而且不再外推为多单体,与 18:00 强单体实况在强度、位置、结构上基本一致(图 4d)。

总体而言这次单体下山增强过程,“风雷”提前 1.5 h 预报有参考价值,提前 0.5 h 正确预报了对流单体特征和强度爆发增长趋势。不同起报时刻的结果对比说明“风雷”预报依赖初始场,并且随着预报时效的临近,结果逐渐调整接近实况。对比传统的光流法,“风雷”的优势在于对流系统演变趋势的预报,但需要注意当预报时效过长时,“风雷”也会给出不具备参考价值的趋势预报,例如“5·30”北京极端大风过程,“风雷”前期甚至给出了相反的趋势预报(图 3e)。

4.4 2024 年 8 月 1—12 日北戴河地区多次强对流过程

北戴河地区地形复杂,尤其是在华北汛期,周边出现对流天气后,准确研判该地区的对流生消演变难度很大。2024 年 8 月 1—12 日,北戴河地区周边出现多次对流天气(图 5),挑选出表现相对较好的结果评估分析“风雷”的预报能力。这些强对流过程演变复杂,回波接近北戴河地区关注点时(图 5 五角星),出现了强度、形态等方面的诸多变化,具有很大的临近预报难度。区别于上文的对流加强个例,过程 1(图 5a₁, 5a₂)、过程 2(图 5b₁, 5b₂)、过程 3(图 5c₁, 5c₂)、过程 6(图 5f₁, 5f₂)表现为强对流来势汹汹,但影响北戴河地区时显著减弱,可用来评估“风雷”对于雷暴减弱的预报能力,过程 4(图 5d₁, 5d₂)和过程 5(图 5e₁, 5e₂)则为强对流强度维持不变的个例。

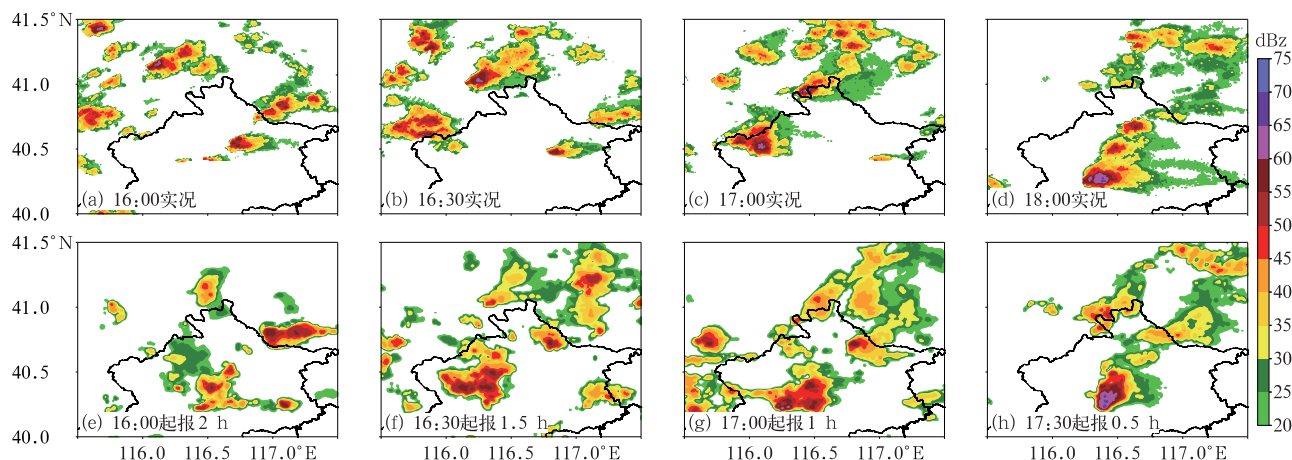


图 4 2024 年 7 月 6 日北京对流单体下山增强过程(a~d)16:00—18:00 实况,以及(e~h)

“风雷”不同起报时刻的不同预报时效的雷达组合反射率

Fig. 4 Radar composite reflectivity of (a—d) observation from 16:00 BT to 18:00 BT and (e—h) “Fenglei” forecasts with different lead times initialized at different times on 6 July 2024 for the convective cell downhill strengthening process in Beijing

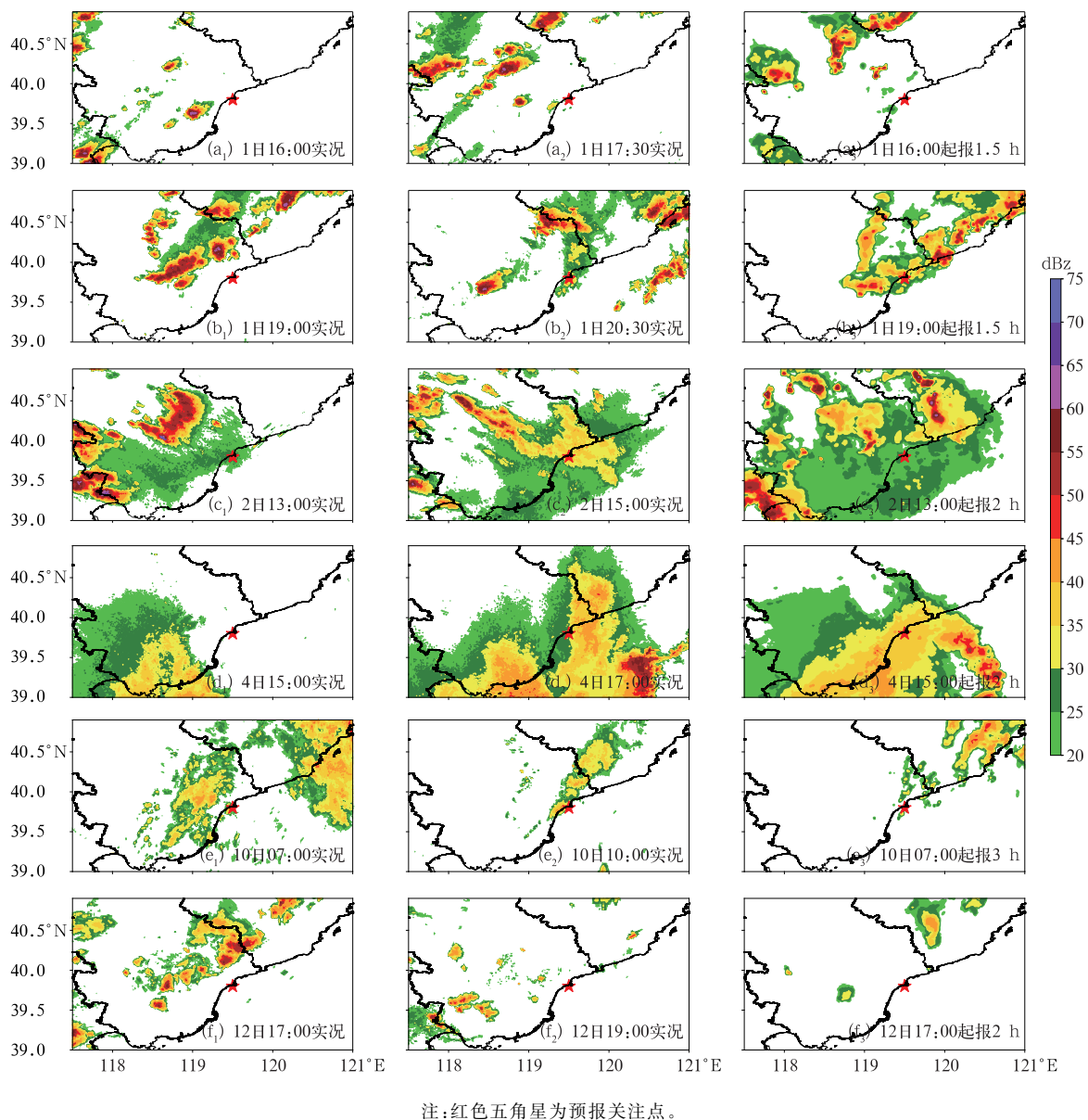


图 5 2024 年 8 月 1—12 日北戴河地区 6 次强对流过程的(5a₁~5f₁)起报时刻和(5a₂~5f₂)预报时刻实况,以及(5a₃~5f₃)“风雷”预报的预报时刻雷达组合反射率

(a)过程 1,(b)过程 2,(c)过程 3,(d)过程 4,(e)过程 5,(f)过程 6

Fig. 5 The observation of radar composite reflectivity at the (5a₁~5f₁) initial time and (5a₂~5f₂) forecasting time and (5a₃~5f₃) the radar composite reflectivity of “Fenglei” forecasts at forecasting time during the six severe convective processes in Beidaihe Region from 1 to 12 August 2024

(a) Process 1, (b) Process 2, (c) Process 3, (d) Process 4, (e) Process 5, (f) Process 6

过程 1 和过程 2 均发生在 8 月 1 日。16:00,北戴河地区南侧有强回波单体正在向北移动靠近,“风雷”16:00 起报的 1.5 h 预报提示(图 5a₃)该单体将减弱,不会对关注点造成影响,实况显示沿海地区午后热对流没有发展(图 5a₂),“风雷”提前超过 1 h 准确预报了雷暴单体的消亡。同时,“风雷”对于内陆

对流的增强发展也有一定的预测能力,但回波形态与实况不完全一致。19:00,内陆强对流维持发展(图 5b₁),1.5 h 后到达沿海地区,开始影响北戴河地区(图 5b₂),但雷暴强度迅速减弱,“风雷”提前 1.5 h 给出了接近于实况的预报(图 5b₃),整体对流减弱入海,并预报 20:30 左右影响关注点,可见对于

关注点雷暴的强度和影响是预报成功的,回波整体减弱消散趋势也有体现,但相比实况其预报偏强,回波面积偏大。

过程3发生在8月2日午后的13:00,北戴河西北方向出现有组织的强对流系统,呈现西南—东北走向向东移动,但2h后影响关注点时迅速减弱为层状云回波(图5c₂),“风雷”提前2h给出了正确的趋势预报(图5c₃),东移入海回波强度大大减弱,对流由西南—东北走向变为东西走向,强度也减弱为层状云降水,“风雷”整体把握强对流减弱的趋势预报正确,但分布和强度还是存在不足,如北部回波预报偏强,关键点附近回波减弱相对实况更明显等。过程6同样是西侧有组织性较好的强回波东移,影响北戴河地区时基本消散,“风雷”提前2h预报雷暴基本完全消散(图5f₃),但消散程度比实况更明显。

过程4和过程5回波强度变化不大,以移动为主。8月4日15:00降水回波缓慢北抬,海上回波有所发展,“风雷”对这一趋势提前2h给出了较好预报(图5d₃),但实况中层状云有一定的断裂,“风雷”没有描述出这样的演变。10日07:00,北戴河区域西侧有大量回波缓慢向北移动,3h后弱回波影响北戴河地区,“风雷”3h外推预报回波强度维持缓慢移动(图5e₃),但层状云比实况要稀松、偏弱。由于对其移动的预报较为准确,所以关注点提前3h的天气预报仍具较好的参考价值。

针对以上6次过程,“风雷”提前1~3h在雷暴维持或减弱演变的趋势上给出了较为准确的结果,但如果对比回波演变的细节,与实况差异还是较大,“风雷”预报的减弱幅度有时偏强、有时偏弱,整体回波的强度、形态等也不完全一致,可见在6次过程中,“风雷”对于关注点的预报价值更多体现在对于减弱趋势的把握。

5 结论和讨论

通过定量检验和个例评估具体结论如下:

(1)基于2023年“风雷”预报数据的定量检验表明“风雷”TS评分各预报时效均优于业务上现行的SWAN光流法,由于具备一定的生消演变预报能力,“风雷”保持了较好的命中率,没有发生突降,且全时效回波预报面积和实况基本保持一致,TS评分和Bias取得了较好的平衡,所以“风雷”相比传统方

法不仅延长了预报时效,且在致灾明显的强回波外推上具有更高的准确率和合理性。

(2)基于2024年代表性强对流天气过程评估结果表明,“风雷”在各对流尺度上都具备一定的对流生消演变预报能力,如江南春季大尺度飑线的发展成熟、北京地区中尺度飑线和小尺度单体下山爆发增强,以及北戴河地区多次过程中回波减弱消亡,“风雷”都给出了正确的演变趋势预报。区别于传统的外推方法,人工智能技术确实在雷暴发展变化预报方面有新的优势,这也是临近业务中的难点问题。

(3)个例评估表明“风雷”预报效果与初始场和天气尺度相关。同传统外推方法一样,“风雷”预报效果也依赖初始场,随着预报时效临近逐步与实况接近,在北京对流单体下山爆发增强的个例中,随着预报时效临近,“风雷”的预报效果逐步调整趋于实况,提前0.5h才给出强度、结构、位置都符合实况的预报;此外,“风雷”的可预报性和对流系统的尺度也有一定的关系,江南春季大尺度飑线由于尺度大,“风雷”提前3h就给出可用的预报,但北京“5·30”中尺度飑线提前1h才给出有参考价值的预报。

综上所述,“风雷”作为首个中国气象局发布的大数据驱动的人工智能临近外推产品,预报的回波形态结构与真实回波相似度较高,并弥补了传统外推技术无法体现回波演变的不足,在强对流临近业务中为预报员提供了较好的回波生消演变趋势预报,也为诸如对流下山入海时的生消变化这一难题提供了人工智能解决方法。但是在实际业务中,参考“风雷”的长预报时效产品仍会给出错误的趋势预报,如2024年汛期北京多个下山雷暴过程中,提前1h以上预报时效时“风雷”常常预报增强但下山并未增强,因此预报员在使用过程中仍需要结合天气形势、地面等要素综合研判才能提前给出更精准的预报。其次,“风雷”也没有彻底解决外推的精准预报问题,如江南春季大尺度飑线个例中飑线前部新生单体刻画不足,引起北京“5·30”极端大风的中尺度飑线的回波强度偏弱、移动速度偏慢,北戴河地区多个过程也表明“风雷”生消趋势预报准确,但回波强度、结构等与实况对比还有待改善,要提供精准的高分辨率临近预报产品仍然任重道远。

“风雷”基于我国7年的雷达长序列数据,首先通过分解连续方程提取雷暴移动和生消的信息应用在模型训练中,保证回波的移动和生消更加合理,再通过基于对抗学习的生成网络技术提取雷暴对流尺

度演变的多尺度细节信息,形成与真实回波更为接近的预报产品。但“风雷”后续还有很大改进空间,V1 版本建模仅限于雷达回波的二维数据,加入物理的多源数据融合驱动是人工智能外推技术继续发展的方向,输入卫星观测以及中尺度模式等更多的数据会进一步提升大模型的准确性和时效性。此外在模型的设计上,如何结合物理规律更显式地表达生消演变背后的物理机制需要进一步探索,从而提升人工智能模型预报的可解释性与效果。

本文结合 2023 年和 2024 年“风雷”预报结果给出初步检验评估结果,未来还需要针对更多的个例开展相关评估工作。对于临近预报业务而言,人工智能技术将发挥越来越重要的作用,但当下仍需要预报员结合天气背景理解订正人工智能的结果才能给出更理想的预报。

参考文献

- 蔡康龙,胡志群,谭浩波,等,2024.利用卷积神经网络开展偏振雷达定量降水估测研究[J].热带气象学报,40(1):64-74. Cai K L, Hu Z Q, Tan H B, et al, 2024. Research on quantitative precipitation estimation by polarized radar using CNN[J]. J Trop Meteor, 40(1): 64-74 (in Chinese).
- 郭楠楠,林建,2024.2024 年 5 月大气环流和天气分析[J].气象,50(8):1024-1032. Guo N N, Lin J, 2024. Analysis of the May 2024 atmospheric circulation and weather[J]. Meteor Mon, 50(8): 1024-1032 (in Chinese).
- 韩丰,沃伟峰,2018. SWAN2.0 系统的设计与实现[J].应用气象学报,29(1):25-34. Han F, Wo W F, 2018. Design and implementation of SWAN2.0 Platform[J]. J Appl Meteor Sci, 29(1): 25-34 (in Chinese).
- 黄天文,焦飞,伍志方,2024.一种基于迁移学习和长短期记忆神经网络的降水预报方法[J].暴雨灾害,43(1):45-53. Huang T W, Jiao F, Wu Z F, 2024. A precipitation forecast method based on transfer learning and long short term memory[J]. Torr Rain Dis, 43(1): 45-53 (in Chinese).
- 金龙,况雪源,黄海洪,等,2004.人工神经网络预报模型的过拟合研究[J].气象学报,62(1):62-70. Jin L, Kuang X Y, Huang H H, et al, 2004. Study on the overfitting of the artificial neural network for ecasting model[J]. Acta Meteor Sin, 62(1): 62-70 (in Chinese).
- 梁旭东,夏茹娣,宝兴华,等,2022.2021 年 7 月河南极端暴雨过程概况及多尺度特征初探[J].科学通报,67(10):997-1022. Liang X D, Xia R D, Bao X H, et al, 2022. Preliminary investigation on the extreme rainfall event during July 2021 in Henan Province and its multi-scale processes[J]. Chin Sci Bull, 67(10): 997-1022 (in Chinese).
- 林开平,2017.人工神经网络的泛化性能与降水预报的应用研究[D].南京:南京信息工程大学. Lin K P, 2017. Application research on generalization capability of the artificial neural network and rainfall forecast[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology (in Chinese).
- 马敏劲,陈然,曹译丹,等,2024.卷积神经网络研究进展及其在大气科学中的应用[J].干旱气象,42(5):719-733. Ma M J, Chen R, Cao Y D, et al, 2024. Advances in convolutional neural networks and their applications in atmospheric science[J]. J Arid Meteor, 42(5): 719-733 (in Chinese).
- 冉令坤,李舒文,周玉淑,等,2021.2021 年河南“7·20”极端暴雨动、热力和水汽特征观测分析[J].大气科学,45(6):1366-1383. Ran L K, Li S W, Zhou Y S, et al, 2021. Observational analysis of the dynamic, thermal, and water vapor characteristics of the “7. 20” extreme rainstorm event in Henan Province, 2021[J]. Chin J Atmos Sci, 45(6): 1366-1383 (in Chinese).
- 苏爱芳,席乐,吕晓娜,等,2022. 豫北“21·7”极端暴雨过程特征及成因分析[J].气象,48(5):556-570. Su A F, Xi L, Lyu X N, et al, 2022. Analysis on characteristics and causes of the July 2021 extreme rainstorm in northern Henan[J]. Meteor Mon, 48(5): 556-570 (in Chinese).
- 吴涛,万玉发,沃伟峰,等,2013. SWAN 系统中雷达反射率因子质量控制算法及其应用[J].气象科技,41(5):809-817. Wu T, Wan Y F, Wo W F, et al, 2013. Design and application of radar reflectivity quality control algorithm in SWAN[J]. Meteor Sci Technol, 41(5): 809-817 (in Chinese).
- 杨舒楠,张芳华,胡艺,等,2023.“23·7”华北特大暴雨过程的基本特征与成因初探[J].暴雨灾害,42(5):508-520. Yang S N, Zhang F H, Hu Y, et al, 2023. Analysis on the characteristics and causes of the “23·7” torrential rainfall event in North China[J]. Torr Rain Dis, 42(5): 508-520 (in Chinese).
- 张芳华,杨舒楠,胡艺,等,2023.“23·7”华北特大暴雨过程的水汽特征[J].气象,49(12):1421-1434. Zhang F H, Yang S N, Hu Y, et al, 2023. Water vapor characteristics of the July 2023 severe torrential rain in North China[J]. Meteor Mon, 49(12): 1421-1434 (in Chinese).
- 张勇,吴胜刚,张亚萍,等,2019.基于 SWAN 雷达拼图产品在暴雨过程中的对流云降水识别及效果检验[J].气象,45(2):180-190. Zhang Y, Wu S G, Zhang Y P, et al, 2019. Identification and effect verification of convective cloud precipitation in rainstorm processes based on SWAN mosaic products[J]. Meteor Mon, 45(2): 180-190 (in Chinese).
- 郑永光,张小玲,周庆亮,等,2010.强对流天气短时临近预报业务技术进展与挑战郑永光.气象,36(7):33-42. Zheng Y G, Zhang X L, Zhou Q L, et al, 2010. Review on severe convective weather short term forecasting and nowcasting[J]. Meteor Mon, 36(7): 33-42 (in Chinese).
- Ayzel G, Scheffer T, Heistermann M, 2020. RainNet v1.0: a convolutional neural network for radar-based precipitation nowcasting[J]. Geosci Model Dev, 13(6): 2631-2644.
- Espeholt L, Agrawal S, Sønderby C, et al, 2022. Deep learning for twelve hour precipitation forecasts[J]. Nat Commun, 13(1): 5145. doi:10.1038/s41467-022-32483-x.

- Hochreiter S, Schmidhuber J, 1997. Long short-term memory[J]. *Neural Comput*, 9(8):1735-1780.
- Jing J R, Li Q, Peng X, 2019. MLC-LSTM: Exploiting the spatiotemporal correlation between multi-level weather radar echoes for echo sequence extrapolation[J]. *Sensors*, 19(18):3988. doi:10.3390/s19183988.
- Liu H B, Lee I, 2020. MPL-GAN: Toward realistic meteorological predictive learning using conditional GAN[J]. *IEEE Access*, 8: 93179-93186.
- Olivier C P, Jonathan W, Zhang Z W, et al, 2025. validating deep learning weather forecast models on recent high-impact extreme events[J]. *Artif Intell Ear Sys*, 4(4). doi:https://doi.org/10.1175/AIES-D-24-0033. 1.
- Philipp H, Niklas B, 2022. Deep learning for improving numerical weather prediction of heavy rainfall[J]. *J Adv Model Ear Sys*, 14(3). doi:https://doi.org/10.1029/2021MS002765.
- Roebber P J, 2009. Visualizing multiple measures of forecast quality [J]. *Wea Forecasting*, 24(2):601-608.
- Ronneberger O, Fischer P, Brox T, 2015. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C] // *Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*. Munich: Springer:234-241.
- Shi X J, Chen Z R, Wang H, et al, 2015. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting [C] // *Proceedings of the 29th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal: MIT Press: 28.
- Stephan R, Sebastian L, 2017. neural networks for postprocessing ensemble weather forecasts[J]. *Mon Wea Rev*, 146(11):3885-3900.
- Tomoaki K, Koichi N, Shin A, et al, 2017. A neural network-based local rainfall prediction system using meteorological data on the internet: a case study using data from the Japan Meteorological Agency[J]. *Applied Soft Computing*, 56(7):317-330.
- Tran Q K, Song S K, 2019. Computer vision in precipitation nowcasting: applying image quality assessment metrics for training deep neural networks[J]. *Atmosphere*, 10(5):244. doi:10.3390/atmos10050244.
- Zhang Y C, Long M S, Chen K Y, et al, 2023. Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet[J]. *Nature*, 619(7970): 526-532.

(本文责编:何晓欢)