暴雨灾害
Torrential Rain and Disasters
中国科技核心期刊
中国科技论文统计源期刊

基于深度学习的降水临近预报方法及其在2023年江苏汛期的应用评估

庄潇然 刘梅 蔡凝昊 王啸华 郑玉 徐 曾康

Evaluation of deep learning-based precipitation nowcasting methods during the 2023 flood season in Jiangsu Province

ZHUANG Xiaoran，LIU Mei，CAI Ninghao，WANG Xiaohua，ZHENG Yu，XU Jun，ZENG Kang

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12406/byzh.2023-206

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

深度学习方法在强降水临近预报技术中的应用及其改进思考

Thoughts on application and improvement of deep learning in severe precipitation nowcasting technology

暴雨灾害. 2022, 41(5): 506-514 https://doi.org/10.12406/byzh.2022-079

深度学习模型对武汉地区雷达回波临近预报的检验评估

Examination and evaluation of deep learning models for radar echo nowcasting in Wuhan area

暴雨灾害. 2022, 41(4): 458-466 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2022.04.010

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

A precipitation forecast method based on transfer learning and Long Short Term Memory

暴雨灾害. 2024, 43(1): 45-53 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-118

基于GCA-ConvLSTM预测网格的短临降水雷达回波外推方法

Extrapolation method of precipitation nowcasting radar echo based on GCA-ConvLSTM prediction network

暴雨灾害. 2023, 42(4): 427-436 https://doi.org/10.12406/byzh.2021-245

基于光流法雷达外推的2020年长江致洪降水临近预报检验评估

Evaluation of flood-producing rainfall nowcasting based on radar extrapolation with the variational optical flow method in the Yangtze River Basin in 2020

暴雨灾害. 2021, 40(3): 316-325 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.03.010

雷达反演的多尺度风场在临近预报中的应用研究

A study of the multi-scale winds from radar retrieval for nowcasting

暴雨灾害. 2021, 40(4): 401-409 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.04.008

关注微信公众号，获得更多资讯信息

庄潇然,刘梅,蔡凝昊,等.2025.基于深度学习的降水临近预报方法及其在 2023 年江苏汛期的应用评估[J].暴雨灾害,44(1):1−8.
ZHUANG Xiaoran, LIU Mei, CAI Ninghao, et al. 2025. Evaluation of deep learning-based precipitation nowcasting methods during the 2023 flood season in Jiangsu Province [J]. Torrential Rain and Disasters,44(1):1−8 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023−206

基于深度学习的降水临近预报方法及其在 2023 年江苏汛期的应用评估

庄潇然[1], 刘梅[1], 蔡凝昊[1], 王啸华[1], 郑玉[2], 徐珺[3], 曾康[4]

(1. 江苏省气象台, 南京 210041; 2. 南京气象科技创新研究院, 南京 210041; 3. 国家气象中心, 北京 100081;
4. 南京信息工程大学, 南京 210004)

摘　要: 与传统外推类临近预报方法相比, 深度学习降水临近预报方法能够预报强降水的生消演变。目前应用较多的深度学习方法有 PhyDNet、PredRNN-v2、GAN 三种, 前两种为深度学习框架下不同网络架构的时空卷积神经网络, 第三种则是以 PhyDNet 为生成器、多层卷积为判别器构成的生成对抗网络。本文评估了上述三种方法在 2023 年江苏汛期 (4—8 月) 的应用效果, 并通过典型个例分析了各方法在不同降水类型中的适用性。结果表明: (1) 从整体时段的评估结果看, PhyDNet 和 PredRNN-v2 的 TS 评分表现优于 GAN, 而 GAN 对于主要降水雨带的预报偏差 (BIAS) 有着最优表现, 可消除前两种方法中出现的随预报时效趋于平滑的问题。(2) 系统性暴雨时段三种方法的评估结论与整体评估时段基本一致, 但在局地强降水时段中, GAN 的 TS 评分和 BIAS 表现均优于 PhyDNet 和 PredRNN-v2。(3) 典型个例分析结果表明三种方法均能刻画降水系统的生消演变, 在系统性暴雨过程中, PredRNN-v2 对降水增强过程的预报能力优于其他两种方法, 而在局地强降水过程中, GAN 不仅能够克服“模糊”导致的降雨区偏大的问题, 还能更好描述降水中心强度及位置。以上结果表明, 三种预报方法针对两类强降水预报预警场景各具优势, PhyDNet 整体评分表现最优, PreRNN-v2 适用于较长时效预报, GAN 则适用于局地强降水预报, 在实际业务中需根据各自特点择优参考。

关键词: 强降水; 临近预报; 深度学习; 预报评估

中图法分类号: P456.9　　**文献标志码**: A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2023−206

Evaluation of deep learning-based precipitation nowcasting methods during the 2023 flood season in Jiangsu Province

ZHUANG Xiaoran[1], LIU Mei[1], CAI Ninghao[1], WANG Xiaohua[1], ZHENG Yu[2], XU Jun[3], ZENG Kang[4]

(1. *Jiangsu Meteorological Observatory*, *Nanjing* 210041; 2. *Nanjing Joint Institute for Atmosphere Sciences*, *Nanjing* 210041;
3. *National Meteorological Center*, *Beijing* 100081; 4. *Nanjing University of Information Science and Technology*, *Nanjing* 210004)

Abstract: Compared to the traditional nowcasting methods based on extrapolation, deep learning-based precipitation nowcasting methods can effectively forecast the trigger, development, and dissipation of heavy rainfall events. Currently, there are three widely used deep learning methods, which are PhyDNet, PredRNN-v2, and GAN. The first two are spatiotemporal convolutional neural networks under the deep learning framework, while the third is the generative adversarial network with PhyDNet as the generator and multilayer convolution as the discriminator. This study evaluates the application of the above three deep learning-based precipitation nowcasting methods during the flood season of 2023 (April to July) in Jiangsu region. The applicability of these methods in different precipitation types was also discussed through the representative case studies. The results are as follows. (1) From the entire evaluation period, PhyDNet and PredRNN-v2 show better TS performance than GAN. However, GAN performs the best in terms of BIAS for the main precipitation bands, which helps eliminate the "blurry" issue observed in the first two methods with the increase of forecast lead time. (2) During the systematic heavy precipitation periods, the evaluation results for all three methods are consistent with the overall period assessment. However, during

收稿日期: 2023−09−28; **定稿日期**: 2024−05−30

资助项目: 国家重点研发计划项目 (2021YFC3000905); 中国气象局创新发展专项 (CXFZ2023J008); 中国气象局能力提升联合研究专项 (22NLTSZ001); 中国气象局揭榜挂帅项目 (CMAJBGS202212, CMAJBGS202211); 中国气象局重点创新团队项目 (CMA2022ZD04); 国家自然科学基金项目 (42105008)

第一作者: 庄潇然, 主要从事灾害性天气机理和预报预警技术研究。E-mail: zxrxz3212009@163.com

© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY−NC−ND 4.0

the localized heavy precipitation periods, GAN outperforms PhyDNet and PredRNN-v2 in both TS and BIAS. (3) The results of the typical case analysis show that all three methods can capture the evolution of precipitation systems. In the case of systematic heavy rainfall events, PredRNN-v2 exhibits better performance in precipitation intensification compared to the other two methods. In localized heavy rainfall events, GAN not only overcomes the issue of precipitation overestimation caused by "blurriness" but also provides a better representation of the intensity and locations of the heavy precipitation centers. The above results suggest that each of the three forecasting methods has its advantages for different scenarios in heavy precipitation forecasting and warning. PhyDNet performs the best overall, PredRNN-v2 can be used for forecasts with longer lead time, while GAN is suitable for localized heavy rainfall events. Therefore, in practical operational applications, the choice of method should be based on their respective strengths and characteristics.

Key words: heavy precipitation; nowcast; deep learning; forecast evaluation

引 言

江苏地处长江中下游地区的南北气候过渡带，受典型季风气候影响，夏季极端强降水天气频发。根据世界气象组织定义，临近预报是指当前到未来 6 h 对局地中小尺度天气细节的预报 (Wang et al., 2017)。因此，基于天气雷达等高分辨率观测资料驱动的外推方法已成为当前业务上应对极端强降水预报的重要手段之一。风暴追踪 (Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis and Nowcasting, TITAN)、交叉相关 (Tracking Radar Echoes by Correlation, TREC)、光流法等外推技术在临近预报中应用最为广泛 (程丛兰等, 2013; 田刚等, 2021; 张勇等, 2023)，能够根据雷达回波或降水发生实况进行未来 2 h 的准线性预报，并已广泛集成于 STEPS (Short-Term Ensemble Prediction System) (Bowler et al., 2007; Pulkkinen et al., 2019)、SWAN (Severe Weather Auto Nowforecasting) (韩丰等, 2023)、INCA (Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis) (解小寒等, 2018) 等成熟短临预报系统中，但这一类方法不能体现降水系统的生消演变，因此预报可信度随时间快速降低，难以提供超过 1 h 时效的预报支撑 (Mandapaka et al., 2012; 庄潇然等, 2023)。

近年来，深度学习在降水临近预报中应用愈发广泛，与光流法等传统技术相比，尽管深度学习业务应用尚不成熟，但已经表现出预报降水生消演变特征的能力，因此能够有效延长预报时效 (Espeholt et al., 2022; 庄潇然等, 2023; Ko et al., 2023)。早在 2015 年，Shi 等 (2015) 就开始尝试将深度学习方法 (ConvLSTM) 应用于降水临近预报，通过中国香港地区雷达回波数据集建立预报模型并结合雷达反射率 (Z) 与降雨强度 (R) 之间的关系求得未来 90 min 的降水量，结果表明 ConvLSTM 对 0.5 mm·h^{-1} 阈值降水预测结果优于传统光流法。此后，Shi 等 (2017) 进一步通过改进原模型中的门结构发展了 TrajGRU，并通过对损失函数权重的设置改善了模型对较大量级降水的预报能力；Sønderby 等 (2020) 发展了一种基于深度神经网络的降水预报模型 MetNet，通过输入雷达定量估测降水、卫星、地形高度等信息，可预测未来 8 h 的降水发生概率，检验结果表明 MetNet 对较小量级降水 (<0.2、1.0 和 2.0 mm·h^{-1}) 预测效果优于光流法和北美高分辨率模式 (HRRR)；Ravuri 等 (2021) 提出了基于生成式网络的降水临近预报模型 DGMR (Deep Generative Model of Rainfall)，通过输入雷达定量估测降水场预报未来 90 min 的降水量，可以改善深度学习中普遍存在随预报时效趋于平滑的问题 (即“模糊”问题)，定量评估结果表明，与 STEPS 系统中的光流法以及卷积神经网络 U-Net 相比，DGMR 对中等到较强雨强的预报能力更优；近期，清华大学研究团队开发了生成对抗网络和物理约束机制相结合的降水临近预报模型 NowcastNet (Zhang et al., 2023)，可生成未来 3 h、覆盖全中国地区的降水预报，与 DGMR 相比，NowcastNet 在解决“模糊”问题的同时还通过物理约束机制的引入提升了模型对极端强降水的预报能力。内地气象部门的学者针对降水临近预报技术也开展了充分研究，顾建峰等 (2020) 发展了基于 TrajGRU 的重庆地区雷达回波和降水临近预报技术，新方法较传统外推方法的预报技巧随时间降低速度减慢，但对强降水预报能力仍旧有限；庄潇然等 (2023) 基于深度学习方法研制了融合雷达和地面自动站的降水临近预报方法，在江苏地区汛期不同背景下的强降水过程中均能够较好地刻画未来 3 h 时效内降水的快速增强及组织化演变过程，凸显出深度学习在提升气象预警提前量中的应用潜力。

以上研究从不同层面证实了深度学习方法在降水临近预报中的有效性，但各种方法在实际业务应用中的表现尚不明确，尤其是针对暴雨预警业务关注的降水增强过程预报。2023 年汛期 (4—8 月)，江苏地区降水发生频次、强度及覆盖范围较过去 2 a 均有明显增强，其中 4、5、8 月以分散性局地对流降水为主，降水特征呈现局地性、突发性等特点，6—7 月则以梅雨期系统性强降水为主，表现出明显的持续性和极端性特征。2021 年起，江苏省气象台陆续研发了多种基于深度学习的降水临近预报方法并投入

业务应用, 本文对其中具有代表性的 PhyDNet、PredRNN-v2 和 GAN 三种方法在 2023 年汛期的应用情况开展评估, 分析各方法的优缺点, 为深度学习在强降水临近预报的业务应用提供科学支撑。

1 资料与方法

1.1 资料说明

本文用到的三种深度学习降水临近预报方法均采用 2019—2021 年的江苏天气雷达组合反射率因子拼图和网格化降水数据集训练得到, 原始的雷达基数据和自动站降水观测数据来源于中国气象局气象大数据云平台 (天擎), 数据集具体处理方法见庄潇然等 (2023) 的文献。

1.2 预报及评估方法

在深度学习的使用方面, 三种方法分别采用了 PredRNN-v2、PhyDNet 和 GAN。PredRNN-v2 是由 Wang 等 (2022) 在 PredRNN (Wang et al., 2017) 基础上通过增加记忆解耦和反向计划采用功能后改良得到, 较 PredRNN、TrajGRU、ConvLSTM、MIM 等时空卷积神经网络能提供更优的预报技巧和更低的预报误差; PhyDNet 是由 Le Guen 和 Thome (2020) 提出的一种物理约束深度学习网络, 通过残差网络设计区分物理运动项和非线性扰动项, 可以有效延长临近预报时效; 在第三种方法 GAN 的技术路线中, 采用 PhyDNet 作为生成器, 并通过判别器同时接收生成器生成的图像及真实的图像 (即实况降水场), 并给出其是否真实的判断, 在二者的持续博弈过程中使最终的输出结果趋近真实, 一般认为, GAN 可解决深度学习时空序列预报任务中普遍存在的“模糊”问题 (曾康等, 2024)。在预报结果方面, 三种方法均以起报时刻前 2 h 逐 6 min 的数据作为输入, 输出覆盖江苏地区 6 min 滚动更新的 0~3 h、6 min 间隔、1 km 空间分辨率的降水量预报结果。

在本文评估的三种方法中, PredRNN-v2 和 PhyDNet 均采用了考虑降水权重的联合回归损失函数 (庄潇然等, 2023)。GAN 采用了将联合回归损失函数与判别器空间损失相结合的损失函数, 其中前者与前两种方法一致, 后者则可用下式表示

$$L_{\mathrm{GAN}} = E_{x\sim P\mathrm{data}(x)}[\log D(x)] + E_{x\sim Pg(x)}[\log(1-D(G(x)))] \quad (1)$$

式中 G 表示生成器 (即 PhyDNet), $D(x)$为鉴别器, 用于判定输入的图片序列在空间上的真实性, 在模型的训练过程中, 生成器 G 不断进行目标极小化训练, 生成趋近真值的图片序列, 鉴别器则不断判识该序列与真值场之间的差异。

采用业务上通用的 TS 评分和 BIAS 对上述三种深度学习方法在 2023 年汛期预报中的表现进行定量评估, 评估对象为逐 30 min 间隔的 1 h 累积降水, 并按照 0.1、5、10 和 20 mm·h^{-1} 四个阈值分别进行评估, 评估区域及自动站分布见于图 1, 在评估时首先通过天擎获取检验区域内的逐 5 min 降水量观测并累加得到逐 30 min 间隔的降水观测, 进而将 1 h 累积格点降水预报场通过最邻近插值方法插值到检验站点上, 继而开展点对点的评估。

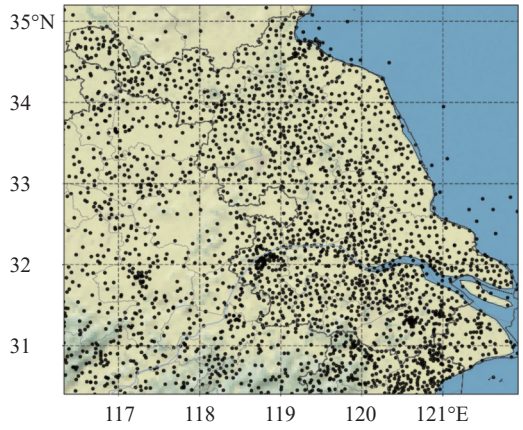


图 1 评估区域及自动站分布图

Fig. 1 Analysis region and station distribution

2 评估结果与分析

2.1 综合评估结果

首先对三种深度学习临近预报方法在 2023 年 4—8 月的整体预报表现进行评估 (图 2), 在 TS 评分方面, PhyDNet 和 PreRNN-v2 较 GAN 对各阈值区间的降水预报均有明显优势, 二者对 5 mm·h^{-1} 阈值预报的 TS 评分相近, 但 PhyDNet 在 10 mm·h^{-1} 及以上量级的总体 TS 评分表现更优。在 BIAS 方面, GAN 对于 0.1 mm·h^{-1}, 即晴雨预报较其他两种方法会更倾向于过度预报, 但对 5 mm·h^{-1} 和 10 mm·h^{-1} 两个阈值而言, 与 PhyDNet 和 PredRNN-v2 呈现出的过度预报相比, GAN 表现出更优的预报“平衡性”, 对于 20 mm·h^{-1} 的短时强降水量级而言, 三种方法表现相似, 均表现为强降水量级预报不足的特点。上述特点通过三种试验的时间序列表现也可以得到体现 (图 3), 也就是说, 从汛期整体表现来看, 尽管 GAN 能够克服主要雨带 (5 mm·h^{-1} 和 10 mm·h^{-1}) 的预报模糊问题, 即降水预报细节随时间趋于均一化 (Ravuri et al., 2021; Zhang et al., 2023), 但对于小雨和短时强降水量级的预报效果仍不明显。

2.2 系统性暴雨过程评估结果

为进一步理解各临近预报方法在不同类型强降

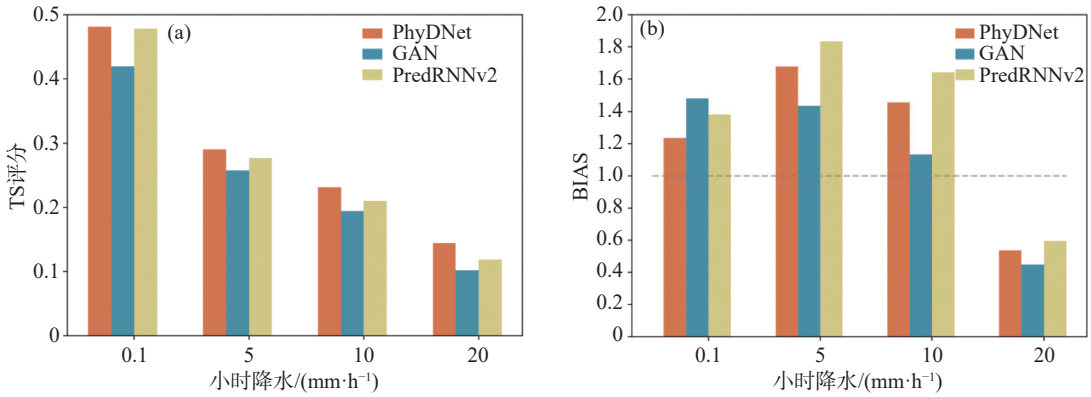


图 2 PhyDNet、PredRNN-v2、GAN 三种预报方法在 2023 年 4—8 月江苏地区降水量分别为 0.1 mm·h^{-1}、5 mm·h^{-1}、10 mm·h^{-1} 和 20 mm·h^{-1} 的 TS 评分 (a) 和 BIAS (b) 评估结果

Fig. 2 The (a) TS and (b) BIAS scores with precipitation rates of 0.1 mm·h^{-1}, 5 mm·h^{-1}, 10 mm·h^{-1}, and 20 mm·h^{-1} for PhyDNet, PredRNN-v2 and GAN over the Jiangsu area from April to August 2023

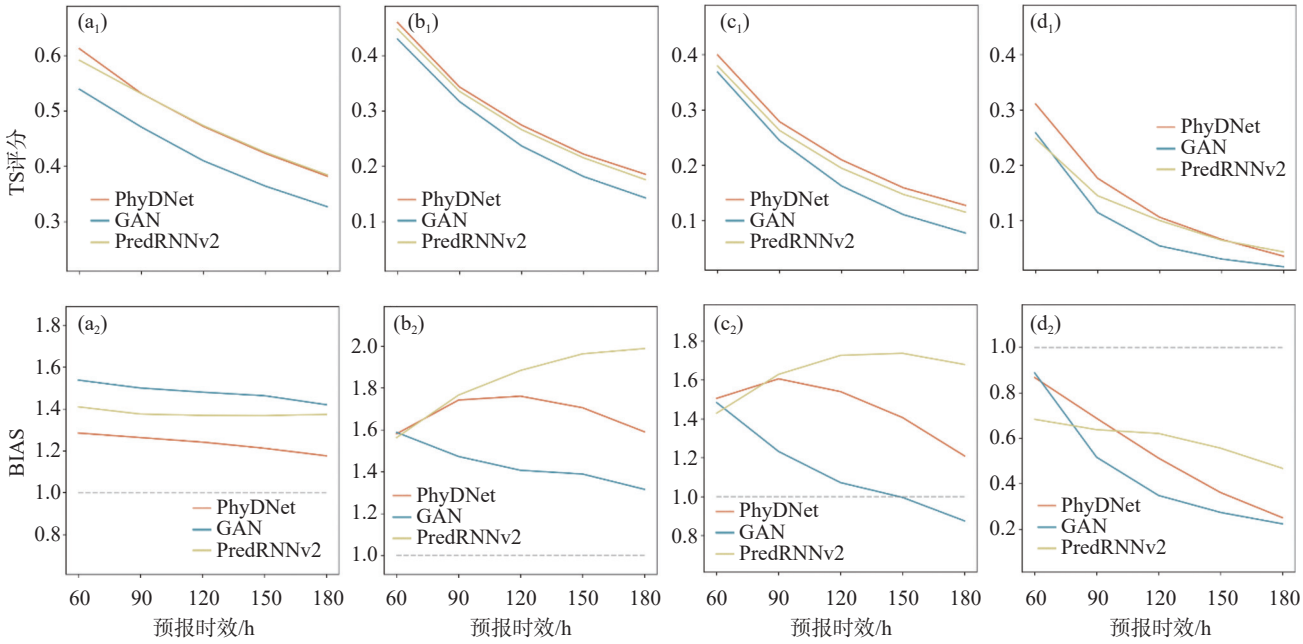


图 3 PhyDNet、PredRNN-v2、GAN 三种预报方法对 2023 年 4—8 月江苏地区降水量分别为 0.1 mm·h^{-1} (a_1、a_2)、5 mm·h^{-1} (b_1、b_2)、10 mm·h^{-1} (c_1、c_2) 和 20 mm·h^{-1} (d_1、d_2) 的 TS (a_1—d_1) 评分和 BIAS (a_2—d_2) 评估结果

Fig. 3 The (a_1—d_1) TS and (a_2—d_2) BIAS scores with precipitation rates of (a_1, a_2) 0.1 mm·h^{-1}, (b_1, b_2) 5 mm·h^{-1}, (c_1, c_2) 10 mm·h^{-1} and (d_1, d_2) 20 mm·h^{-1} for PhyDNet, PredRNN-v2 and GAN over the Jiangsu area from April to August 2023

水过程预报中的性能，首先选取 6 月 17—23 日及 7 月 5—17 日梅雨期的系统性暴雨时段对各方法表现进行评估，从整体情况和各方法的时间序列表现来看 (图略)，系统性暴雨时段的评估结果与汛期整体结果基本一致，考虑到梅雨期的锋面暴雨多具有系统性、持续性的特点，且 2023 年降水极端性特征明显，降水强度、持续时间和覆盖范围均明显大于 2021 和 2022 年，因此可以认为汛期的主要雨量来源于梅雨期的一系列系统性暴雨过程，故而该评估结论是可靠的。

2.3 局地强降水过程评估结果

根据江苏省气象台的天气过程统计，选取 4 月 15—16 日、5 月 4—5 日、5 月 28—29 日、6 月 10—14 日、7 月 1—2 日以及 8 月 6 日作为强对流天气引发的局地强降水时段开展评估。图 4 给出局地强降水时段三种方法的 TS 评分和 BIAS 评分，区别于系统性暴雨，可以看出在该评估时段 GAN 在各阈值区间均呈现出最优的 TS 评分表现，且该优势随阈值提高愈发明显，说明 GAN 对于局地短历时强降水有着较好的预报表现。结合 BIAS 评分发现，PhyDNet 和 PredRNN-v2 对于 5 mm·h^{-1} 和 10 mm·h^{-1} 降水存在明显的过报现象，例如 PredRNN-v2 对 10 mm·h^{-1} 降水的 BIAS 评分已超过 3，这意味着与系统性暴雨相比，深度学习的“模糊”问题在局地性强降水预报中造成

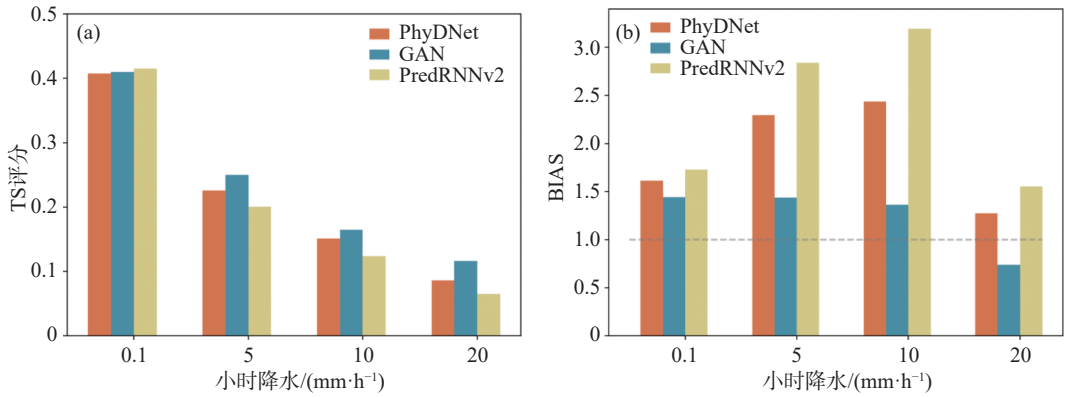


图 4 PhyDNet、PredRNN-v2、GAN 三种预报方法在江苏地区局地强降水时段的 TS (a) 评分和 BIAS (b) 评估结果

Fig. 4 The (a) TS and (b) BIAS scores for localized heavy precipitation period for PhyDNet, PredRNN-v2 and GAN over Jiangsu area

的负面影响更为突出, 而 GAN 可以在该情形下解决这种不足。但同时注意到, 对于 20 mm·h^{-1} 短时强降水量级而言, GAN 的 BIAS 评分出现了小于 1 的情况, 说明 GAN 对强降水中心的预估仍存在明显不足。

图 5 进一步给出各预报方法在局地强降水时段的评估结果, 从 TS 评分 (图 5a$_1$—d$_1$) 来看, GAN 的优势随着预报时效的增加趋于降低, 尤其是对于 5 mm·h^{-1} 和 10 mm·h^{-1} 的降水而言, 其相对于 PhyDNet 的正技巧主要体现在前 2 h; 而对于 20 mm·h^{-1} 短时强降水而言, 其正技巧则能够维持整个 3 h 预报时段, 这一特点在 BIAS 评分 (图 5a$_2$—d$_2$) 上体现得更为明显, 这进一步说明通过 GAN 改善“模糊”问题能够显著优化深度学习临近预报方法对于局地强降水的预报能力。

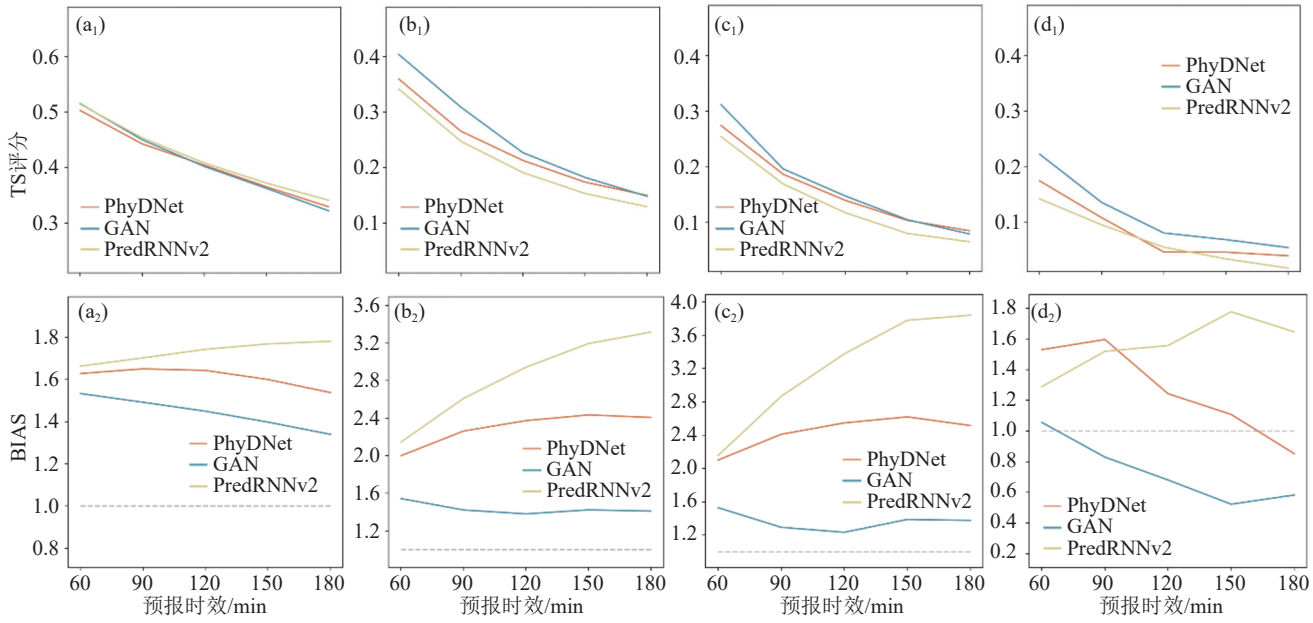


图 5 PhyDNet、PredRNN-v2、GAN 三种预报方法在局地强降水时段对小时降水量分别为 0.1 mm·h^{-1} (a$_1$、a$_2$)、5 mm·h^{-1} (b$_1$、b$_2$)、10 mm·h^{-1} (c$_1$、c$_2$) 和 20 mm·h^{-1} (d$_1$、d$_2$) 的不同预报时效的 TS 评分 (a$_1$—d$_1$) 和 BIAS (a$_2$—d$_2$) 评估结果

Fig. 5 The (a$_1$—d$_1$) TS and (a$_2$—d$_2$) BIAS scores with precipitation rates of (a$_1$, a$_2$) 0.1 mm·h^{-1}, (b$_1$, b$_2$) 5 mm·h^{-1}, (c$_1$, c$_2$) 10 mm·h^{-1}, and (d$_1$, d$_2$) 20 mm·h^{-1} at different lead times for PhyDNet, PredRNN-v2 and GAN during periods of convective precipitation over Jiangsu area

3 深度学习降水临近预报方法在典型个例中的应用效果分析

为更直观地对比各预报方法的业务实用效果, 分别选取一次系统性暴雨过程和一次局地短历时对流性强降水过程 (两次过程中均选取降水快速增强时段) 进行分析。

3.1 局地对流性强降水过程

2023 年 6 月 10 日, 在东北冷涡大尺度天气背景下, 江苏中南部地区自北向南出现大范围强对流天气, 其中, 位于江苏西部的淮安市多站出现 50 mm·h^{-1} 左右的短时强降水和 12 级雷暴大风, 而位于东南部的南通及其沿海地区不仅出现了 12 级以上雷暴大风, 还出现了 EF1~EF2 级龙卷, 造成人员伤亡、电线

杆倒塌、农作物破坏、房屋损毁等重大损失，该过程是一次以风雹天气为主，并伴有局地短时强降水的强对流天气过程，本文主要就各预报产品对当日15:00—17:00 (北京时，下同) 淮安盱眙县发生的局地短时强降水天气的预报表现进行讨论。

图 6 给出 6 月 10 日当天淮安短时强降水的实况及三种方法 14:42 起报的预报结果，根据实况可知，当天 16:00 (即 15:00—16:00 的 1 h 累积降水，下同) 和 17:00 位于江苏西部的淮安市出现了局地短时强降水 (图 6c_1、c_2)，站点观测到的局地最大雨强分别达到 48.4 mm·h^{-1} 和 51.4 mm·h^{-1}，对比前 2 h 的降水实况 (图 6a、b) 可见，起报时刻观测降水仍比较弱，尽管已初步呈现增强趋势，但预报员主观上仍难以判断后续降水强度和位置的发展趋势。针对16:00 的局地强降水，三种预报方法在 78 min 的预报结果均能预报出局地的强降水中心，其中 PhyDNet 对于强降水中心位置的预报出现明显偏差 (图 6d_1)，相比较之下 PredRNN-v2 和 GAN 表现更优 (图 6e_1、f_1)。对于 17:00 的局地强降水，由于预报时效较长，各方法在时间上出现一定偏差，因此选取预报效果相对好的时次 (156 min) 进行对比 (图 6d_2—f_2)，可以看到此时 PhyDNet 对于大值中心的预报已出现明显低估，PredRNN-v2 尽管仍旧能预报出局地的强降水中心，但位置明显偏东，相比较之下 GAN 对位于淮安南部的强降水中心的位置和强度均给出了精准体现。另一方面，可以看到 PhyDNet 和 PredRNN-v2 对于中等量级降水的范围在局地明显偏大，即出现了“模糊”现象，相比较之下观测降水更多呈现出强中心零散分布的特征，GAN 对于这种降水中心“局地化”特征的刻画能力明显更优。另外值得一提的是，从单时次预报雨强 (即 6 min 预报降水量乘以 10) 的角度来看，GAN 预报结果与实况出现的 51.4 mm·h^{-1} 极值匹配度更优，但由于该方法存在预报结果时间不连续的问题，致使累加雨量偏低，这也是有待进一步攻克的技术难题。

3.2 系统性暴雨过程

进一步对三种预报方法在大范围梅雨期暴雨中的表现进行分析，2023 年 7 月 7 日，受低空急流、冷式切变线等大尺度天气系统影响，江苏中南部 (淮河以南) 地区出现持续性强降水，选取该日 05:00 起报的 3 h 预报产品进行分析，从模型输入的过去 2 h 降水场，即 03:00 和 04:00 的降水实况 (图 7a、b) 可见，此

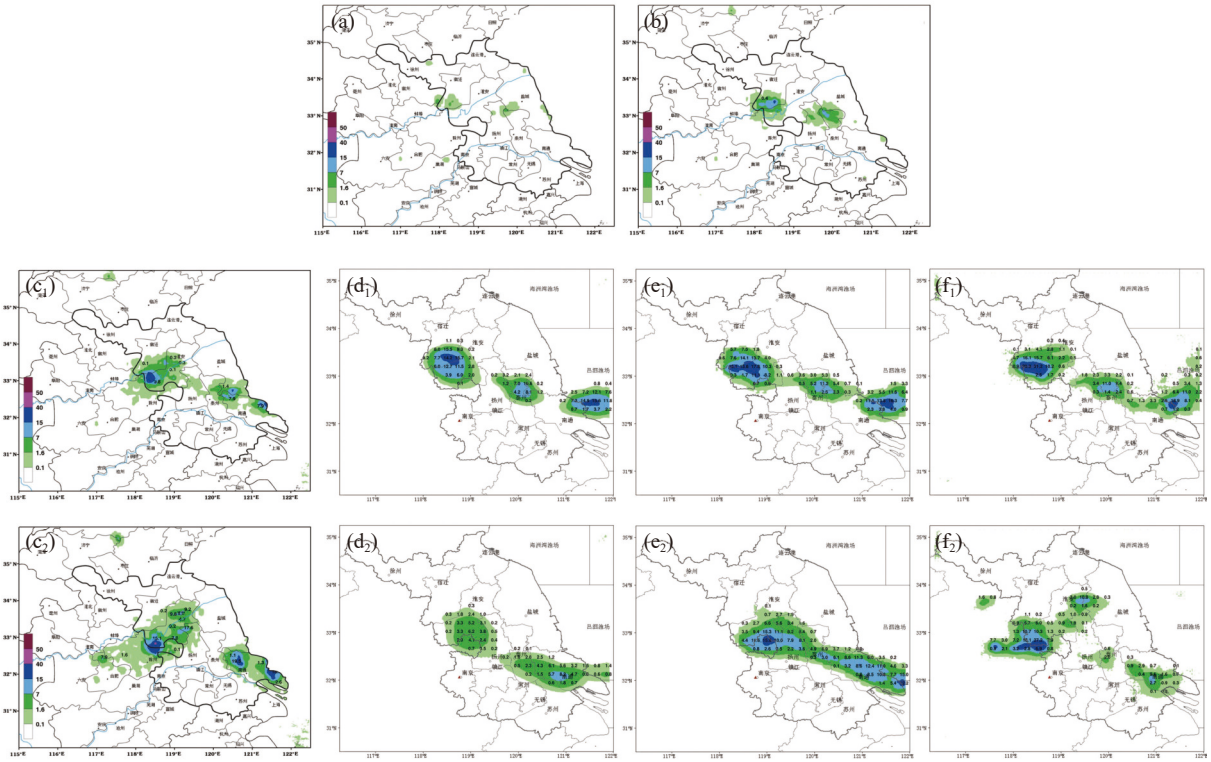


图 6 PhyDNet (d_1、d_2)、PredRNN-v2 (e_1、e_2)、GAN (f_1、f_2) 三种预报方法在 2023 年 6 月 10 日冷涡背景下局地强降水过程中的表现，(a、b) 为各方法用到的深度学习模型输入降水场，(c_1、d_1、e_1、f_1) 为 16:00 的观测 1 h 降水量及各方法预报结果，(c_2、d_2、e_2、f_2) 为 17:00 的观测 1 h 降水量及各方法预报结果

Fig. 6 Performance of PhyDNet (d_1, d_2), PredRNN-v2 (e_1, e_2) and GAN (f_1, f_2) at convective precipitation case on June 10th 2023. (a-b) Input precipitation for the models, (c_1-f_1) observed 1 h precipitation at 16:00 BT and corresponding forecast results, (c_2-f_2) observed 1 h precipitation at 17:00 BT and corresponding forecast results

时上一阶段的强降水正处于减弱状态, 同时主雨带西段 (位于南京一带) 的降水则呈现稍许增强趋势, 从随后与预报时段匹配的 05:00—07:00 逐 1 h 降水场 (图 7c_1—c_3) 中能够进一步看出西段雨带在经历了短暂的局地增强后进一步东移发展, 造成下游的扬州、泰州等部分地市出现局地可达暴雨红色预警信号标准 (200 mm·(6 h)$^{-1}$) 的强降水, 也就是说, 能否成功预报这一降水快速增强过程将直接决定市县一级暴雨预警信号发布的提前量, 而这次预报的难点一方面来源于能否判断出降水在上游的快速增强, 另一方面则源于能否准确判断其下游移动发展趋势。

三种预报方法对前 1 h 降水预报基本趋同 (图 7d_1—f_1), 均有效预报出西段降水的增强及前一时段降水在东段的减弱特征; 对于 2 h 预报时效, PhyDNet 和 PredRNN-v2 均能够较好地预报出东西线状强雨带的位置和强度 (图 7d_2、e_2), 其中 PredRNN-v2 对东段的预报效果更优, 但同时注意到二者对强雨区预报明显偏宽, 即表现出“模糊”的特点, 相比较之下, 尽管 GAN 能够克服该“模糊”问题, 但似乎出现了“过量”的情况, 并导致强降水雨带的预报偏弱 (图 7f_2), 这也可能与前文提到的增加 GAN 之后预报结果出现时间上不连续的问题有关; 对于第 3 h 的预报, PhyDNet 和 GAN 均出现了强度估计明显不足的问题 (图 7d_3、f_3), 相比较之下 PredRNN-v2 的预报效果更优, 更好地预报出了强降水雨区的形态和位置 (图 7e_3), 提供了更有参考价值的预报结果, 结合图 3d_1—d_2 对 20 mm·h^{-1} 阈值统计评估结果, PredRNN-v2 能够更好地维持 2 h 后的 BIAS 评分并取得更优的 TS 评分表现, 说明该方法具备在较长时效中更好地预报强降水维持及增强的能力, 因此在极端强降

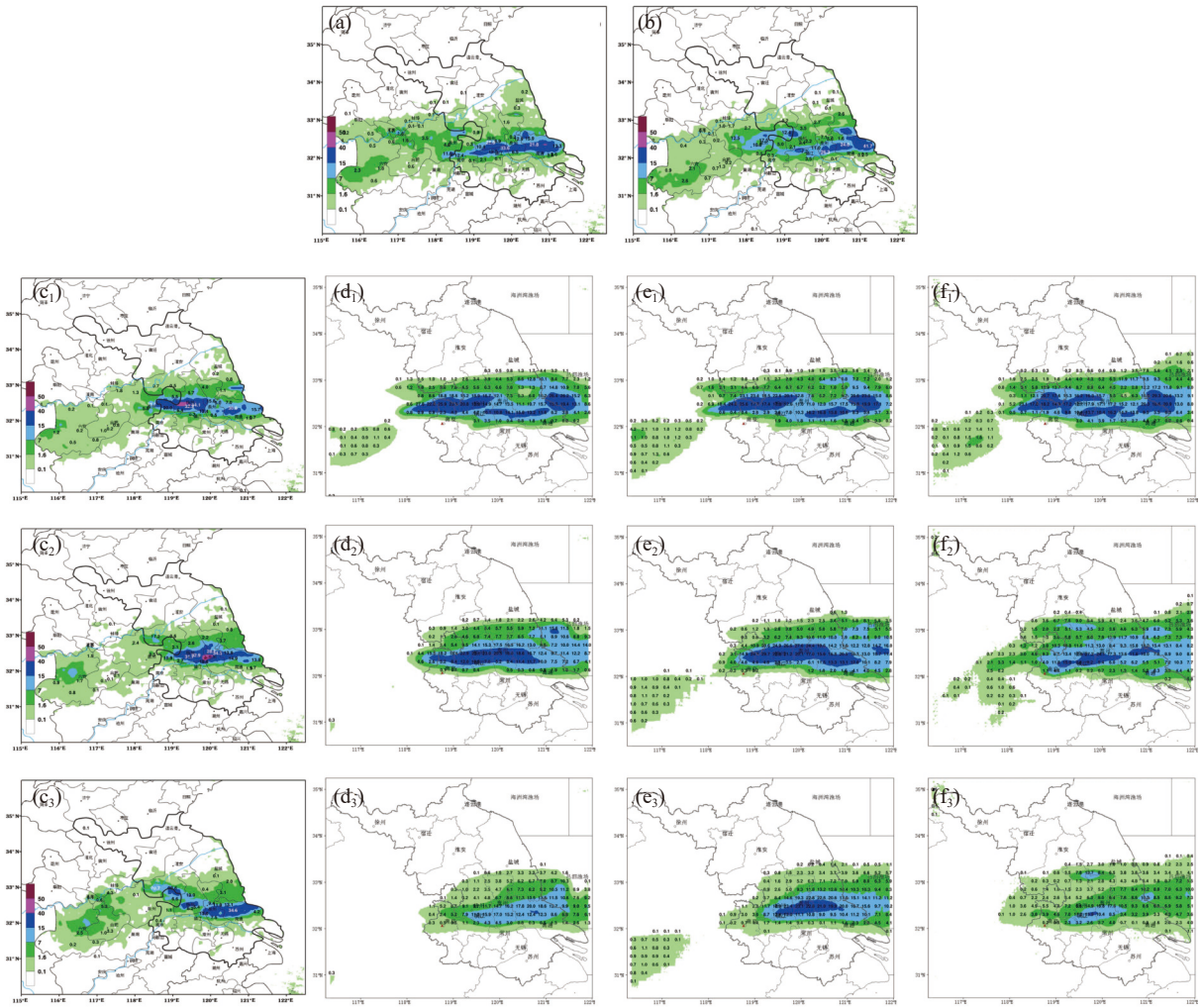


图 7 PhyDNet(d_1、d_2、d_3)、PredRNN-v2(e_1、e_2、e_3)、GAN(f_1、f_2、f_3)三种预报方法在 2023 年 7 月 7 日梅雨期暴雨过程中的表现, 其中 (a、b) 为各方法用到的深度学习模型输入降水场, (c_1、d_1、e_1、f_1) 为 06:00 的观测 1 h 降水量及各方法预报结果, (c_2、d_2、e_2、f_2) 为 07:00 的观测 1 h 降水量及各方法预报结果, (c_3、d_3、e_3、f_3) 为 08:00 的观测 1 h 降水量及各方法预报结果

Fig. 7 Performance of PhyDNet, PredRNN-v2 and GAN at Meiyu precipitation case on July 7th 2023. (a-b) Input precipitation for the models, (c_1-f_1) observed 1 h precipitation at 06:00 BT and corresponding forecast results, (c_2-f_2) observed 1 h precipitation at 07:00 BT and corresponding forecast results, (c_3-f_3) observed 1 h precipitation at 8:00 and corresponding forecast results.

水的临灾预警业务中更具参考价值。

4 结论

本文评估了 PhyDNet、PredRNN-v2、GAN 三种深度学习降水临近预报方法在 2023 年江苏汛期(4—8 月)的应用表现,各方法均能提供逐 6 min 起报的 0~3 h 预报时效、1 km 水平分辨率及 6 min 时间间隔的定量降水预报。通过评估得到以下主要结论:

(1) 从整体时段的评估结果来看,PhyDNet 和 PredRNN-v2 的 TS 评分表现优于 GAN,但是 GAN 对于能够代表主要降水雨带中 5 $mm\cdot h^{-1}$ 和 10 $mm\cdot h^{-1}$ 阈值的 BIAS 评分表现最优,可消除前两种方法中出现的“模糊”问题。

(2) 系统性暴雨时段三种方法的评估结论与整体时段基本一致,但在局地强降水过程中,GAN 的 TS 评分和 BIAS 评分表现均优于 PhyDNet 和 PredRNN-v2。

(3) 典型个例分析结果表明,三种深度学习方法均能刻画降水系统的生消演变,在系统性暴雨过程中,PredRNN-v2 对于 120 min 后的较长时效的预报,能够更好地维持 20 $mm\cdot h^{-1}$ 阈值强降水的 BIAS,因此对降水增强过程的预报能力优于其他两种方法。而在局地强降水过程中,GAN 不仅能够克服“模糊”导致的降水区偏大的问题,还能更好地表述局地强降水中心的强度及位置。

以上结果表明,三种预报方法针对不同的强降水预报预警场景各具优势,在实际业务应用中需根据各自特点择优参考。

参考文献 (References):

程丛兰,陈明轩,王建捷,等.2013.基于雷达外推临近预报和中尺度数值预报融合技术的短时定量降水预报试验[J].气象学报,73(3):397−415. Cheng C, Chen M, Wang J, et al. 2013. Short-term quantitative precipitation forecast experiments based on blending of nowcasting with numerical weather prediction [J]. Acta Meteorologica Sinica,73(3):397−415 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2013.041

顾建峰,周国兵,刘伯骏,聂磊,张亚萍,张勇,吴胜刚.2020.人工智能技术在重庆临近预报业务中的初步研究与应用[J].气象,46(10):1286−1296. GU Jianfeng, ZHOU Guobing, LIU Bojun, NIE Lei, ZHANG Yaping, ZHANG Yong, WU Shenggang. 2020. Study on Artificial Intelligence Technology and Its Application to Chongqing Operational Nowcasting [J]. Meteor Mon,46(10):1286−1296 (in Chinese).

韩丰,唐文苑,周楚炫,等.2023.基于 SWAN 系统的降水临近预报算法改进和应用评估[J].气象学报,81(2):304−315. Han F, Tang W, Zhou C, et al. 2023. Improving a precipitation nowcasting algorithm based on the SWAN system and related application assessment [J]. Acta Meteorologica Sinica,81(2):304−315 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2023.20220066

田刚,陈良华,魏凡,等.2021.基于光流法雷达外推的 2020 年长江致洪降水临近预报检验评估[J].暴雨灾害,40(3):316−325. Tian G, Chen L, Wei F, et al. 2021. Evaluation of flood-producing rainfall nowcasting based on radar extrapolation with the variational optical flow method in the Yangtze River Basin in 2020 [J]. Torrential Rain and Disasters,40(3):316−325 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2021.03.010

解小寒,王勇,郭倩.2018.具有复杂地形适应能力的 inca 短临预报系统介绍[J].气象科技进展,8(3):70−76. Xie X, Wang Y, Guo Q. 2018. Introduction to the INCA nowcasting system with complex terrain adaptability [J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 8(3):70−76 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.2095−1973.2018.03.006

曾康,闵锦忠,庄潇然,等.2024.基于生成对抗网络的强对流临近预报方法及其在中国东部地区的应用评估[J].大气科学,48(X):1−13. Zeng K, Min J Z, Zhuang X R, et al. 2024. Severe convection nowcasting method based on a generative adversarial network and its application evaluation in Eastern China [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences,48(X):1−13. doi:10.3878/j.issn.1006−9895.2310.23094

张勇,刘慧,郑颖菲,等.2023.人工智能模型的分类临近预报产品效果检验与分析[J].沙漠与绿洲气象,17(1):115−121. Zhang Y, Liu H, Zheng Y F, et al. 2023. Effect verification of classified products outputted by artificial intelligent nowcasting model [J]. Desert and Oasis Meteorology,17(1):115−121 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002−0799.2023.01.017

庄潇然,郑玉,王亚强,等.2023.基于深度学习的融合降水临近预报方法及其在中国东部地区的应用研究[J].气象学报,81(2):286−303. Zhuang X, Zheng Y, Wang Y, et al. 2023. A deep learning-based precipitation nowcast model and its application over East China [J]. Acta Meteorologica Sinica,81(2):286−303 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2023.20220081

Bowler N E, Pierce C E, See A W. 2007. STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,132(620):2127−2155. doi:10.1256/qj.04.100

Espeholt L, Agrawal S, Sønderby C, et al. 2022. Deep learning for twelve hour precipitation forecasts [J]. Nature Communications,13:5145. doi:10.1038/s41467−022−32483−x

Le Guen V, Thome N. 2020. Disentangling physical dynamics from unknown factors for unsupervised video prediction [C]//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 11471-11481

Ko J, Lee K, Hwang H, et al. 2023. Deep-learning-Based precipitation nowcasting with ground weather station data and radar data [J]. arXiv: 2210.12853[physics. ao-ph]. doi:10.48550/arXiv.2210.12853

Mandapaka P V, Germann U, Panziera L, et al. 2012. Can Lagrangian extrapolation of radar fields be used for precipitation nowcasting over complex alpine orography? [J] Weather and Forecasting, 27(1): 28-49. doi:10.1175/WAF−D−11−00050.1

Pulkkinen S, Neini D, Hortal A A, et al. 2019. Pysteps: an open-source Python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0) [J]. Geoscientific Model Development,12:4185−4219. doi:10.5194/gmd−12−4185−2019

Ravuri S, Lenc K, Willson M, et al. 2021. Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar [J]. Nature 597, 672–677. doi: https://doi.org/10.1038/s41586-021-03854-z

Sønderby C K, Espeholt L, Heek J, et al. 2020. MetNet: A neural weather model for precipitation forecasting [J]. arXiv: 2003.12140v2. doi:10.48550/arXiv.2003.12140

Wang Y, Coning E D, Harou A, et al. 2017. Guidelines for nowcasting techniques [M]. World Meteorological Organization: Geneva, Swizerland

Wang Y, Long M, Wang J, et al. 2017. Predrnn: recurrent neural networks for predictive learning using spatiotemporal lstms [C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc. , 879-888

Wang Y, Wu H, Zhang J, et al. 2022. PredRNN: A recurrent neural network spatiotemporal predictive learning [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,45(2):2208−2225. doi:10.1109/TPAMI.2022.3165153

Zhang Y, Long M, Chen K, et al. 2023. Skillful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet [J]. Nature,619:526−546. doi:10.1038/s41586−023−06184−4

(责任编辑 闵爱荣)