

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.05.001

基于 pySTEPS 的登陆热带气旋降雨短临预报分析

周艳平¹, 黄一¹, 杨建^{2,3}

(1. 三峡大学数理学院; 2. 长江科学院水利部岩土力学与工程重点实验室; 3. 三峡大学土木与建筑学院)

摘要: 以 2017 年飓风哈维降雨事件为案例, 评估了 3 种短临预报模型(S-PROG、Extrapolation、ANVIL)对热带气旋引发极端降雨的预测能力。结果表明:ANVIL 模型在降雨空间分布模拟方面表现最优, 但对强降雨强度存在系统性高估; S-PROG 模型对降雨强度变化趋势存在滞后; Extrapolation 模型在短期(0~2 h)预报中稳定性最高, 能够准确捕捉降雨强度峰值及时间演变; 高分辨率气象数据与多源数据融合可显著提升模型性能, 雷达外推技术与深度学习算法结合展现出较大潜力。

关键词: 降雨短临预报; 热带气旋; 多普勒雷达数据; 极端天气

中图分类号: P339

文献标志码: A

文章编号: 1000-1980(2026)05-0001-09

Analysis of rainfall nowcasting for landfalling tropical cyclones using pySTEPS

Zhou Yanping¹, Huang Yi¹, Yang Jian^{2,3}

(1. College of Mathematics and Physics, China Three Gorges University;

2. Key Laboratory of Geotechnical Mechanics and Engineering of the Ministry of Water Resources, Changjiang River Scientific Research Institute; 3. College of Civil Engineering & Architecture, China Three Gorges University)

Abstract: The predictive capabilities of three nowcasting models (S-PROG, Extrapolation, and ANVIL) for extreme rainfall induced by tropical cyclones were evaluated using the 2017 Hurricane Harvey rainfall event as a case study. The results indicate that the ANVIL model shows the best performance in simulating the spatial distribution of rainfall, but systematically overestimates heavy rainfall intensity; the S-PROG model shows a lag in tracking rainfall intensity variations; and the Extrapolation model achieves the highest stability in short-term (0-2 h) nowcasting, accurately capturing the peak rainfall intensity and its temporal evolution. The fusion of high-resolution meteorological data and multi-source data can significantly enhance model performance, and the combination of radar extrapolation techniques and deep learning algorithms shows great potential.

Key words: rainfall nowcasting; tropical cyclone; Doppler radar data; extreme weather

热带气旋作为引发极端降雨的典型天气系统, 凭借其强大的水汽输送能力, 常导致沿海及内陆地区在短时间内出现强降雨过程, 进而诱发洪涝灾害。此类灾害不仅对基础设施与生态环境构成巨大压力, 亦对社会经济活动产生深远影响, 因此成为全球水文气象研究的重点^[1-5]。全球变暖背景下, 热带气旋的频率和强度有可能持续增加, 进一步加剧极端降雨对沿海和内陆地区的威胁^[6-9]。热带气旋引发的极端降雨事件具有显著的致灾性, 开发并应用先进的降雨短临预报模型, 在气旋影响前实现精准预报, 能够为城市防灾减灾及公众安全保障提供关键的决策支撑^[10-12]。

降雨短临预报是指针对短期内(一般为 0~6 h)天气情况的预报^[13], 它利用高频率、高分辨率的气象雷达回波数据, 结合先进的模型算法, 对短时间内的降雨时空变化进行实时预测。降雨短临预报方法主要包括 4 类: ①雨量计数据的统计预测, 这种方法利用地面雨量计测得的降雨数据, 结合统计方法进行降雨预报。尽管这种方法直观简单, 但受限于雨量计的空间分布, 预报精度相对较低^[14-15]。②天气雷达和卫星测量的外推, 这种方法通过使用天气雷达和卫星的观测数据, 采用图像外推技术进行降雨预报。虽然这种方法能够提供较高的空间分辨率, 但预报时效较短, 且易受天气系统变化的影响^[16-18]。③数值天气预报(NWP)模型, 该模型基于气象物理学原理, 利用数值模拟方法进行天气预报。NWP 模型具有较高的理论依据和预报能

基金项目: 国家自然科学基金项目(11901346); 长江科学院水利部岩土力学与工程重点实验室开放基金项目(CKWV20221019/KY)

作者简介: 周艳平(1980—), 女, 副教授, 博士, 主要从事流体力学研究。E-mail: qybie@126.com

通信作者: 杨建(1980—), 男, 讲师, 博士, 主要从事偏微分方程研究。E-mail: zyp5208@ctgu.edu.cn

力,但计算量大,实时性较差^[19-21]。④深度学习方法,近年来表现出色,尤其是卷积神经网络(CNN)、U-Net、卷积长短期记忆网络(ConvLSTM);该方法能够从大量数据中自动学习特征,显著提高预报精度,但对数据量和计算资源的要求较高^[22-26]。不同的降雨短临预报方法各有优缺点,在实际应用中应根据具体需求进行合理选择,以充分发挥其各自的优势。

pySTEPS (python framework for short-term ensemble prediction systems)是近年来开发的一个用于降雨短临预报的开源工具,它基于雷达回波的分析,提供了一系列短期降雨预报方法^[27]。本文评估了 pySTEPS 的 3 种主要模型——S-PROG(spectral prognosis)模型、ANVIL(autoregressive nowcasting using vertically integrated liquid equations)模型以及外推法(Extrapolation 模型)对热带气旋引发的极端降雨的短临预报性能。

1 研究方法

1.1 短临预报模型

S-PROG 模型是一种基于频谱分解的降雨预报模型,通过捕捉降雨回波的不同尺度特征进行短临预报。该模型的核心思想是将雷达回波场分解为不同的空间尺度分量,并对各个尺度上的降雨特征进行时间外推,通过分析雨场的空间和动态缩放特性来预测不同尺度上降雨特征的寿命和演变^[28]。

Extrapolation 模型是一种较为经典的降雨预报模型,它依赖雷达数据,通过计算降雨回波的运动矢量,并沿拉格朗日轨迹进行外推,预测降雨的未来分布。其基本原理是基于当前降雨回波的移动速度场,进行线性外推,即假设降雨系统在短时间内的移动趋势是线性的^[29]。

ANVIL 模型结合了自回归模型(AR)和使用垂直积分液体(VIL)的质量平衡方程,通过 RadVil 方法预测地表降雨率,其核心在于通过物理过程建模和统计推断相结合的方式提高预报的精度^[30]。

1.2 验证指标

本文预测的事件分为两类:已发生事件和未发生事件。这些事件属于分类变量,具备非概率性质并且是离散的。以降雨发生概率预测为例,模型性能评估通过以下验证指标实现:真阳性(TP)指模型预测某事件会发生,且该事件实际发生;真阴性(TN)指模型预测某事件不会发生,且该事件实际未发生;假阳性(FP)指模型预测某事件会发生,但该事件实际未发生;假阴性(FN)指模型预测某事件不会发生,但该事件实际发生。

根据以上指标有助于全面评估短临预报模型的性能,通过比较真阳性、真阴性、假阳性和假阴性的数量,衡量模型在不同情境下的准确性与可靠性。此外,基于这些数据,还可进一步计算检出概率(POD)、误报率(FAR)、Heidke 技能分数(HSS)和关键成功指数(CSI)等验证指标^[31],以更深入地分析模型表现。

2 研究区概况和研究数据

2.1 研究区概况

休斯敦(图 1,底图来自 OpenStreetMap)是得克萨斯州最大的城市,也是美国第 4 大城市,地处墨西哥湾沿岸的低地地带,地势平坦,区域内水系发达,分布有复杂的河流网络。该区域具有高度城市化特征,其城市化进程导致地表硬化程度加剧,显著削弱了土壤的自然渗透能力。在此条件下,强降雨引发的地表径流流速加快,进而显著抬升了城市洪涝灾害的发生风险。休斯敦地区复杂的河流与水网系统在降雨事件中扮演着关键水文角色,尤其在暴雨与风暴潮的叠加影响下,排水能力受到显著制约,极易诱发严重的城市内涝。此外,休斯敦位于热带气旋高发区域,频繁受到极端天气事件的影响。2017 年的飓风哈维事件是一个典型案例,其带来的空前强降雨和洪涝灾害造成了 1250 亿美元的经济损失和 88 人死亡^[32]。这一事件暴露了休斯敦及其周边地区在应对强降雨、洪水和风暴潮等极端气象事件时的显著脆弱性,并为研究极端降雨事件

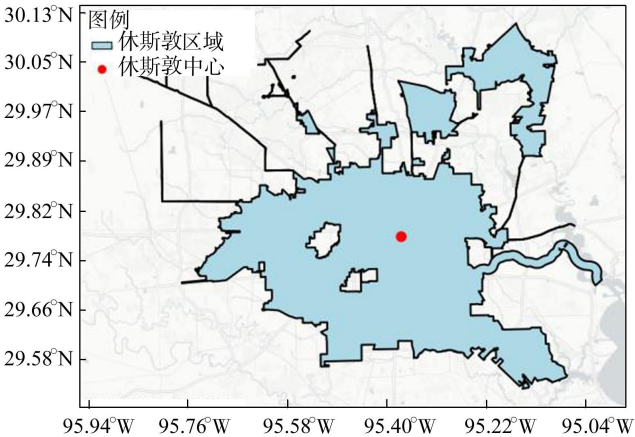


图 1 休斯敦城市范围

Fig. 1 The city limits of Houston

的成因与影响提供了重要的背景。

2.2 研究数据

本文采用美国 MRMS(多雷达多传感器)系统的多普勒雷达数据。MRMS 系统融合了雷达、卫星、地面观测和数值天气预报模型的数据,能提供高时空分辨率的水文气象产品。该系统每 2 min 生成覆盖美国本土 48 州和加拿大南部的实时决策支持产品^[33],为紧急决策提供及时的降雨估计。MRMS 系统的定量降雨估计(QPE)系统结合约 180 个雷达,生成连续的 3D 雷达马赛克,分辨率高达 1 km(空间)和 2 min(时间)。该系统通过整合雷达、卫星、大气、闪电及雨量计观测数据,提供恶劣天气和降雨预报产品,克服了单雷达系统的局限性^[34]。

此外,从 DayMet 数据中获取了休斯敦地区 2013—2023 年日降水量数据^[35],该数据集提供 1 km 空间分辨率的逐日降雨信息(图 2),可展示休斯敦地区日降水量的空间变化特征。同时,从美国国家飓风中心网站提取的 HURDAT 数据集涵盖了该期间内影响休斯敦地区(以休斯敦为中心附近 500 km)的所有热带气旋,包括不同强度的热带风暴和飓风(图 3),这些数据为研究降雨与极端天气事件之间的关系提供了基础。

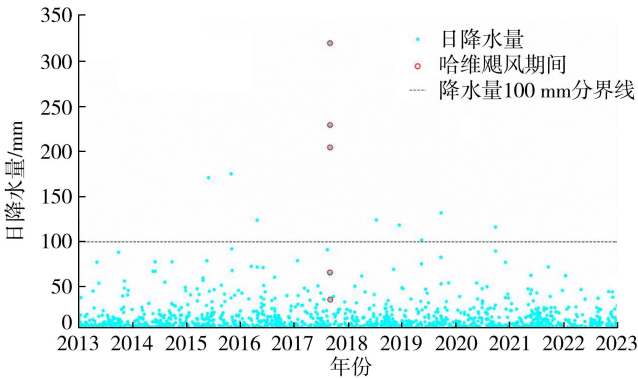


图 2 2013—2023 年休斯敦日降水量
Fig. 2 Daily rainfall in Houston during 2013-2023

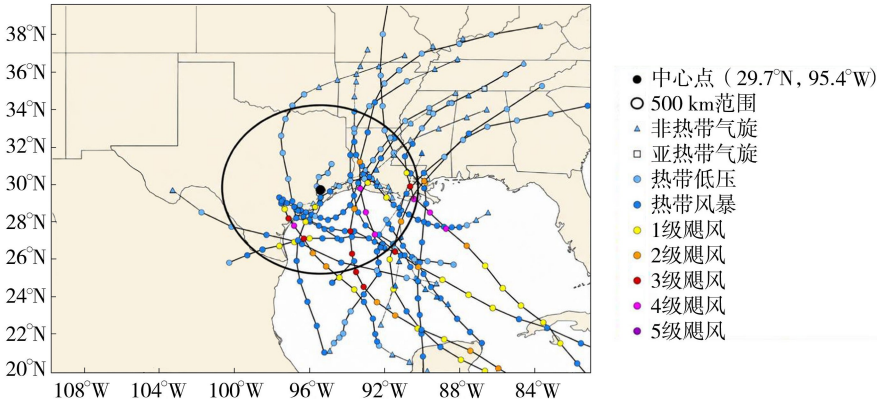


图 3 2013—2023 年影响休斯敦的飓风轨迹
Fig. 3 Hurricane tracks affecting Houston during 2013-2023

表 1 汇总了 2013—2023 年间影响休斯敦地区的 17 次飓风事件,数据源自热带气旋扩展最佳路径数据集 (IBTrACS)。统计显示,在 2013—2023 年期间该地区多数飓风集中于每年 6—10 月。首先依据风速对 17 次飓风事件进行初步分组,继而采用国际通用的萨菲尔-辛普森飓风等级 (SSHWS) 对其进行系统分类。

本文选取 2017 年哈维飓风作为降雨短临预报模型的分析案例,主要基于其极端降雨对休斯敦地区造成了严重影响,带来了大规模洪涝灾害。哈维飓风在休斯敦及周边地区产生了前所未有的降雨总量,部分区域累计降雨超过 1 500 mm,创下美国本土有观测记录以来的最高值,成为美国历史上降水量最大的热带气旋。这一破纪录的极端降雨引发了国际学者的广泛关注,并被多项研究作为典型案例加以分析。哈维飓风的降雨在 20 世纪末的重现期约为 2 000 a,而在未来气候变暖背景下,其重现期将显著缩短至约 100 a 一次^[36-37]。此外,不同研究表明人为气候变化使该类事件的发生概率增加了 1.5~5 倍,或至少提升了 3.5 倍,进一步强

表 1 2013—2023 年影响休斯敦的飓风事件

Table 1 Hurricane events affecting Houston during 2013-2023

序号	风暴代号	开始时间	结束时间	最大累计降水量/mm	最大风速/Kt
1	KAREN	2013-10-03T06:00:00	2013-10-06T06:00:00	286	55
2	BILL	2015-06-16T00:00:00	2015-06-18T00:00:00	383	50
3	CINDY	2017-06-21T06:00:00	2017-06-23T00:00:00	474	50
4	HARVEY	2017-08-25T06:00:00	2017-08-31T12:00:00	1 536	115
5	BARRY	2019-07-12T18:00:00	2019-07-15T06:00:00	598	65
6	IMELDA	2019-09-17T12:00:00	2019-09-19T00:00:00	1 123	40
7	OLGA	2019-10-25T18:00:00	2019-10-26T06:00:00	260	40
8	CRISTOBAL	2020-06-08T06:00:00	2020-06-08T18:00:00	386	50
9	HANNA	2020-07-24T06:00:00	2020-07-26T06:00:00	374	80
10	LAURA	2020-08-26T18:00:00	2020-08-27T18:00:00	298	130
11	BETA	2020-09-19T12:00:00	2020-09-24T06:00:00	400	55
12	DELTA	2020-10-09T06:00:00	2020-10-10T12:00:00	380	120
13	ZETA	2020-10-28T18:00:00	2020-10-28T21:00:00	250	100
14	CLAUDETTE	2021-06-18T18:00:00	2021-06-19T06:00:00	380	40
15	IDA	2021-08-29T18:00:00	2021-08-30T12:00:00	760	130
16	NICHOLAS	2021-09-13T12:00:00	2021-09-17T06:00:00	510	65
17	HAROLD	2023-08-22T06:00:00	2023-08-22T18:00:00	380	50

注:最大累计降水量和最大风速为飓风登陆期间的最大值。

调了该事件在气候变化研究中的代表性与指示意义。

为了验证哈维飓风(HARVEY, 2017)的典型性,并增强研究的普适性,本文选取了多个登陆休斯敦的飓风进行对比分析。这些飓风在最大风速、累计降水量和移动速度方面存在显著差异。例如,哈维的最大风速为 115 Kt,累计降水量高达 1 536 mm,而风速更高的艾达(IDA, 130 Kt)和劳拉(LAURA, 130 Kt)仅分别产生 760 mm 和 298 mm 的降水,表明风速并非决定降水量的唯一因素。此外,伊梅尔达(IMELDA, 40 Kt)虽仅为热带风暴,但因其停滞特性,累计降水量达 1 123 mm,接近哈维,这说明飓风的移动速度在降雨累计中起关键作用。

飓风降雨能力受多个因素共同影响。移动速度较慢的飓风,如哈维和伊梅尔达,在特定区域长时间停滞,导致水汽持续输送,使降水量远超快速移动的风暴(劳拉和泽塔(ZETA, 100 Kt, 250 mm))。同时,风速较低但降雨核心靠近陆地的飓风,如尼古拉斯(NICHOLAS, 65 Kt, 510 mm)和巴里(BARRY, 65 Kt, 598 mm),也能产生显著降雨。这表明,即便是低强度飓风,在合适的大气动力条件下,仍可能导致严重降雨事件。

综上,哈维飓风的极端降雨主要归因于其缓慢移动导致的长时间停滞,而不仅仅是风速因素。类似的降雨机制在伊梅尔达和尼古拉斯等飓风中也有所体现,进一步说明研究基于哈维的极端降雨短临预报模型具有代表性。同时,本文的扩展分析为不同类型飓风的降雨预报提供了更广泛的验证基础,从而增强了研究结论的适用性和说服力。

3 结果与分析

3.1 飓风运动与降水量的耦合分析

由图 4(图中降水数据为面平均降水量)可知,全天的降水量呈现显著的非均匀分布特征,并展现出明显的高峰期累积效应。①1 h 降水量在约 12:00 时达到局部峰值,并维持较高水平,这一变化与飓风中心靠近休斯敦的时间一致;②累计降水量在不同滑动窗口下呈现逐步增加的趋势,12 h 滑动窗口在 13:00 时达到最大值(超过 200 mm),而 3 h 与 6 h 滑动窗口则反映出降雨强度的短时波动。这种降雨模式通常与飓风内部雨带的结构密切相关,雨带在风暴接近陆地时往往会进一步加强。

由图 5 可知,哈维飓风自墨西哥湾向得克萨斯州移动,并在接近休斯敦时停滞,导致降雨集中且持续。飓风的 34 Kt 风速场的最大半径揭示了强风和强降雨带的位置。具体而言,在休斯敦东部标准时间 2017 年 8 月 27 日 12:00 时,飓风中心位于休斯敦南部,其北侧的雨带恰好覆盖该城市。飓风的缓慢移动进一步加剧了降雨的持续性。

通过计算飓风风速与累计降水总量之间的相关性,发现二者存在较强的单调关联,斯皮尔曼相关系数达 0.738,表明风速增强通常伴随降雨强度的显著上升。该结果符合大气动力学基本理论:较高风速有利于增

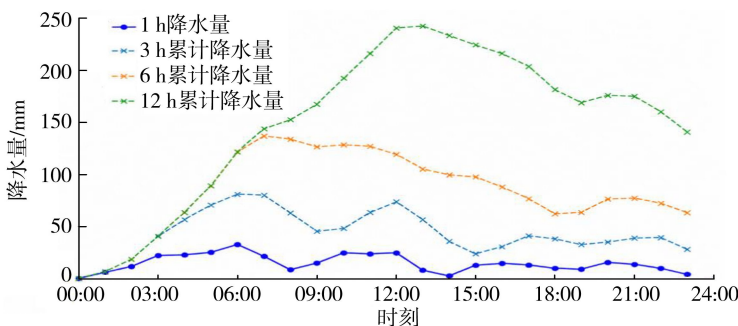


图 4 2017 年 8 月 27 日全天降水量

Fig. 4 Rainfall for whole day on August 27, 2017

强水汽输送与垂直上升运动,进而促进深对流云系发展,增大降雨强度。尤其在飓风成熟阶段,强风区附近的涡旋结构可导致局地辐合加强,使降雨在空间分布上呈现明显的不均匀性,这一特征在本文的降水观测数据中亦得到印证。此外,较高的相关系数还可能反映出降雨对风速变化的滞后效应,即风速达到峰值后,降雨仍能维持较高强度,这与飓风过程中湿对流持续作用的物理机制一致。基于上述分析,可明确飓风动力结构与极端降水之间存在显著的耦合机制。一方面,飓风北侧雨带影响休斯敦期间,湿热空气与地表冷空气交汇,触发强烈抬升运动,诱发局地强降水;另一方面,飓风在休斯敦附近路径减速,使该地区长时间处于雨带控制之下,显著延长降雨持续时间并增加累计雨量。同时,低洼平原地形与高度城市化环境提高了水汽凝结效率,进一步放大了洪涝风险。

哈维飓风的极端降雨主要受控于雨带分布与路径演变,其中缓慢移动是降雨持续的核心驱动因素。图 4 与图 5 的耦合分析显示,飓风风场结构与局地气候条件的叠加效应在灾害形成中具有关键作用。未来在气候变暖背景下,此类过程可能更加频发与极端,对城市韧性与灾害响应能力提出更高要求。

3.2 降水的空间分布和强度分析

从空间分布角度看,通过对比观测数据与 3 种短临预报模型 (S-PROG、Extrapolation、ANVIL) 的结果 (图 6),可以发现各模型在不同时间步中对降雨区域的捕捉能力存在差异。在降雨中心区域(以休斯敦为中心,半径 56 km 的区域),Extrapolation 模型能够准确定位主要降雨区域,但在某些边缘区域存在轻微低估现象。S-PROG 模型在空间精细度上的表现不足。降雨区域呈现出较平滑的特征,局部细节丢失,尤其是在降雨核心区,轮廓显得较为模糊。ANVIL 模型在空间覆盖范围上有高估现象,特别是在休斯敦以东及南部地区,尽管核心降雨区域的覆盖较好,但其降雨边缘扩展过大。

从降水强度的预报表现看,Extrapolation 模型的降水强度预报较为保守,尤其在 2017 年 8 月 27 日 11:00 时,降水强度的峰值区域(黄色和红色区域)被低估,特别是在核心降雨区。S-PROG 模型的降水强度预测明显不足,尤其是在核心降雨区域,未能预测出红色区域的强降雨,反而表现为大面积的低强度降雨。ANVIL 模型能够捕捉 80% 的峰值区域,但在部分地区(例如休斯敦东部)存在强度高估现象,尤其是红色区域面积的扩展。

在时间变化趋势上,通过纵向对比不同时间步的降雨空间分布和强度变化,分析发现各模型对降雨事件的动态演变捕捉能力有所不同。例如,在 2017 年 8 月 27 日 11:00 降雨逐渐增强的时刻,Extrapolation 模型能够跟踪降雨强度的变化趋势,而 S-PROG 模型未能准确反映出降雨的增强过程。ANVIL 模型在此时间节点上则表现出一定的时滞,导致降雨过程的动态反映略显不足。

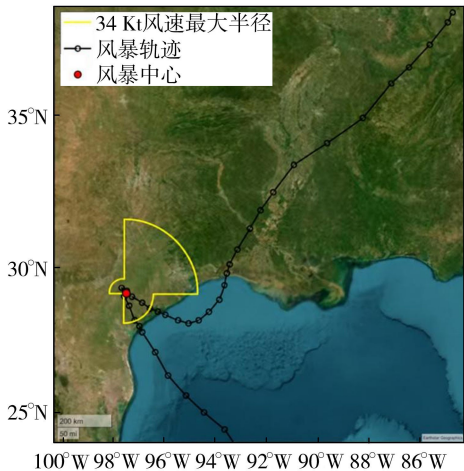
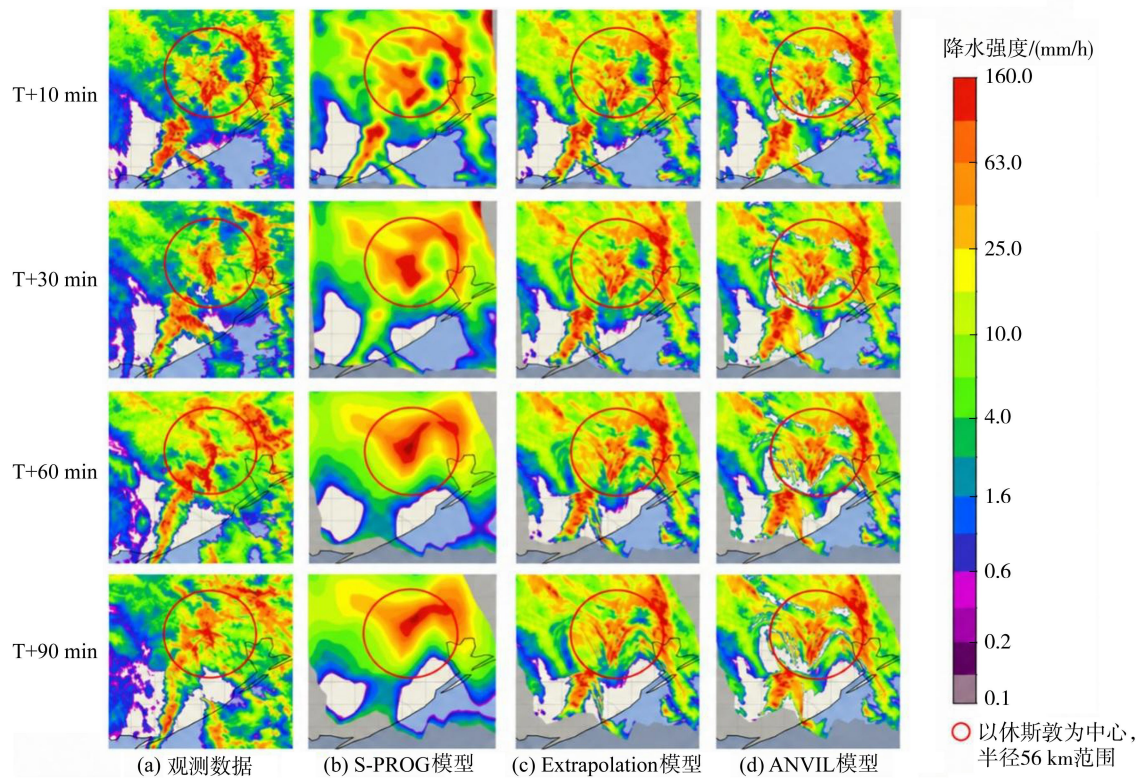


图 5 休斯敦东部标准时间 2017 年 8 月 27 日 12:00 哈维飓风运动轨迹和风速场空间分布

Fig. 5 Trajectory and spatial distribution of wind speed field of Hurricane Harvey at 12:00 Houston Eastern Standard Time on August 27, 2017



注:T 为休斯敦东部标准时间 2017 年 8 月 27 日 10:00。

图 6 各短临预报模型预报结果

Fig. 6 Forecast results of each nowcasting model

综上所述,通过空间分布、降水强度及时间变化趋势的综合对比分析,各模型在该降雨事件中的表现各有优劣。总体而言,Extrapolation 模型在捕捉时间动态变化方面相对占优,ANVIL 模型在降水强度峰值的预报上表现突出,而 S-PROG 模型在空间分布精确度上则略显不足。上述结果为不同模型的适用场景提供了参考依据,也明确了各自的优化方向:Extrapolation 模型应着力提升对降水强度峰值的捕获能力,同时改善边缘区域的降雨预测精度;S-PROG 模型需减少对高频分量的过度滤波,以提升空间精细度,并增强对短时强降水过程的动态响应能力;ANVIL 模型则应降低强降雨强度高估的发生概率,并提高对降雨系统扩展及衰减阶段的时间响应时效。

3.3 模型评估

通过分析不同模型在关键成功指数(CSI)、误报率(FAR)、检出概率(POD)和 Heidke 技能分数(HSS)等指标随预报提前时间和降雨阈值(例如 0.1、1、10 mm/h)变化的情况,全面评估了 S-PROG 模型、ANVIL 模型和 Extrapolation 模型的性能,结果如图 7 所示。

在降雨阈值大于 0.1 mm/h 时,Extrapolation 模型的 HSS、POD 和 CSI 分数始终高于 S-PROG 模型和 ANVIL 模型,但其 FAR 也高于后两者。具体而言,Extrapolation 模型的 HSS 在前 20 min 始终保持在 0.8 以上,并在 100 min 后降至 0.6。CSI 的变化趋势与 HSS 相似,在前 90 min 内维持在 0.6 以上,直到 2 h 后下降至 0.46。POD 在整个时间段内保持在 0.6 左右。需要注意的是,Extrapolation 模型的 FAR 在 2 h 后达到了 0.32,表明其误报率较高。相比之下,S-PROG 模型的 FAR 始终较低,在 2 h 内维持在 0.1 以下。ANVIL 模型的性能在这 3 个模型中居中,其 HSS 和 POD 均低于 Extrapolation 模型,但高于 S-PROG 模型,且 FAR 高于 S-PROG 模型但低于 Extrapolation 模型。

降雨阈值大于 1 mm/h 时,Extrapolation 模型、S-PROG 模型和 ANVIL 模型的 HSS 和 CSI 在 2 h 内表现接近。ANVIL 模型的 POD 始终高于 S-PROG 模型和 Extrapolation 模型。然而,ANVIL 模型的 FAR 在整个时间段内也较高,2 h 后达到了 0.4,说明其误报率较高。S-PROG 模型在所有时间段内的 FAR 最低,显示其在避免误报方面具有优势。

降雨阈值大于 10 mm/h 时,Extrapolation 模型、S-PROG 模型和 ANVIL 模型的 HSS、POD 和 CSI 迅速下

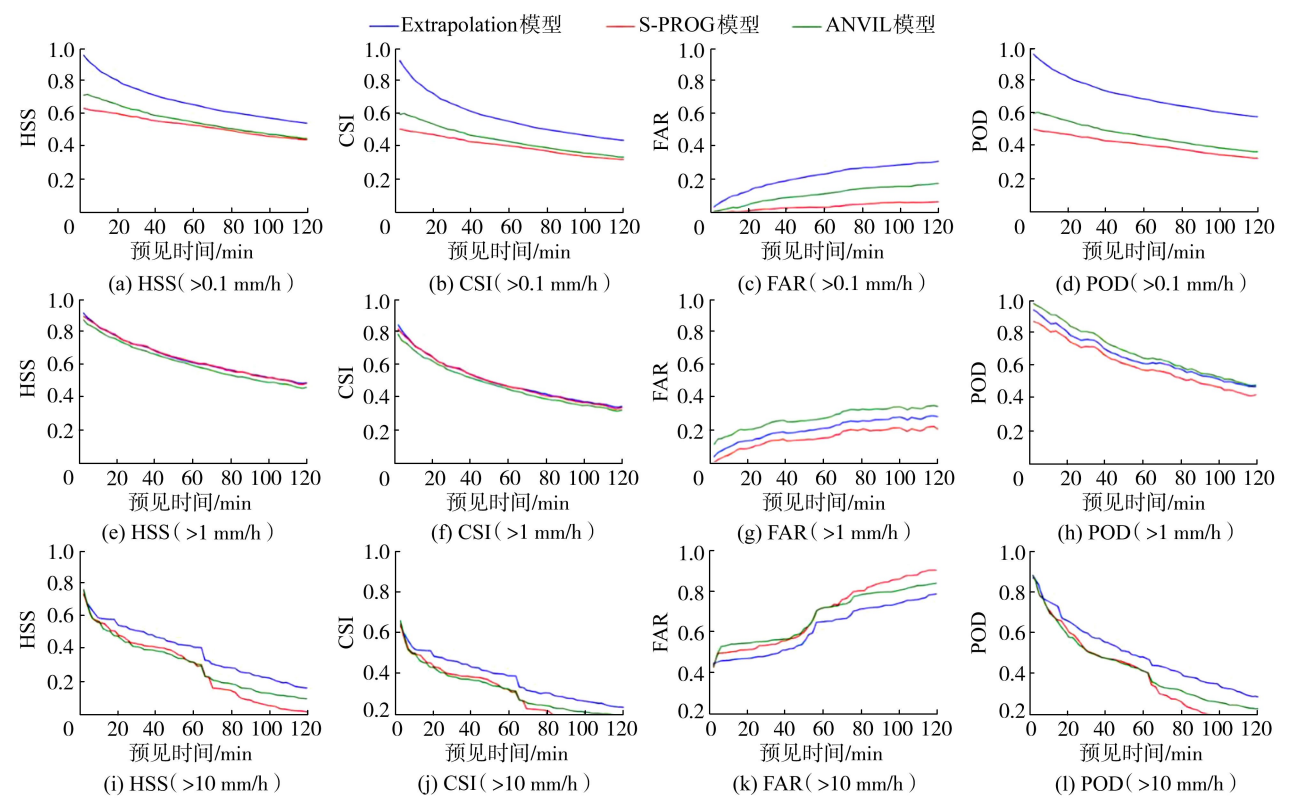


图 7 3 种模型关于 HSS、CSI、FAR 和 POD 的评分

Fig. 7 Scores of HSS, CSI, FAR, and POD for three models

降。所有模型的 HSS、POD 和 CSI 在 2h 后均降至 0.2 以下,且 FAR 在 2h 后均超过 0.8,表明此时 3 种模型的误报率均非常高,导致预测性能显著下降。综上所述,不同模型在低、中等降水强度下具备一定预报能力,其中 Extrapolation 模型在多项指标上表现优异,但误报率偏高;S-PROG 模型具有较强的误报控制能力;ANVIL 模型则在降雨检测(POD)方面表现突出。对极端降雨的预报效果仍有待提升,后续研究可聚焦于模型对高强度、低频事件的响应机制优化。

3.4 讨论

针对 3 种模型的表现差异,结合其算法原理及哈维飓风案例进行分析可知;S-PROG 模型基于傅里叶频谱分解,通过对高频分量进行指数衰减,较适用于大尺度、平稳性较强的降雨系统,但对局地强降水及非平稳降雨过程的响应能力不足;ANVIL 模型采用局地相似性匹配与动态场校正方法,能够有效捕捉降雨系统的非线性演变特征,尤其适用于对流性强、形态复杂的降雨事件,因而在此次飓风过程中表现最佳;Extrapolation 模型则依赖光流外推技术,未考虑降水强度的内在变化,仅在系统稳定、移动路径清晰的条件下表现良好,面对飓风降雨的复杂演变过程时误差显著增大。哈维飓风的降雨过程具有强烈的空间非均匀性、非平稳性及长时间滞留特征,致使 S-PROG 模型低估局部强降雨,Extrapolation 模型难以刻画降雨的增强与消散过程,而 ANVIL 模型则较好地再现了降雨场在时空维度的变化格局。

基于上述分析,未来研究计划如下:①算法实现与性能对比,在 pySTEPS 框架基础上,构建多模型集合预报模块,比较加权平均法、动态切换法及深度学习融合法在集合预报中的性能差异。②多事件验证,扩展研究案例,纳入其他登陆飓风(如 2019 年伊梅尔达、2020 年劳拉)的降雨预报资料,系统评估集合预报方法的稳健性与普适性。③不确定性量化,利用集合预报生成多组降雨场集合,构建概率预报区间,提供更为可靠的降雨概率及不确定性估计,提升其在业务应用中的实用价值。④与深度学习模型结合,探索传统光流外推与深度学习技术的融合路径,利用 U-Net 或 ConvLSTM 等网络结构,对 3 种预报结果进行动态校正与融合,以期进一步提升预报精度。

4 结 语

Extrapolation 模型在降雨中心定位及趋势捕捉方面表现较为突出,ANVIL 在复杂降水结构下具备一定优

势,而 S-PROG 则在控制误报率方面表现稳定。本文基于典型个例的定量评估,可为未来热带气旋极端降雨的短临预报模型优化与融合提供理论支撑和方法参考。

参考文献:

[1] Chan K T F, Chan J C L, Zhang Kailin, et al. Uncertainties in tropical cyclone landfall decay[J]. NPJ Climate and Atmospheric Science, 2022, 5(1):93.

[2] 邱江潮, 刘丙军, 杨子博, 等. 基于水位流量关系的流量估算不确定性分析[J]. 水科学进展, 2020, 31(2):214-223. (Qiu Jiangchao, Liu Bingjun, Yang Zibo, et al. Uncertainty analysis of estimated discharge based on stage-discharge rating curves[J]. Advances in Water Science, 2020, 31(2):214-223. (in Chinese))

[3] 苑希民, 兰卓青, 王丽娜, 等. 极端天气城市特大暴雨洪涝灾害特征再分析及应对策略[J]. 水利学报, 2024, 55(11):1298-1308. (Yuan Ximin, Lan Zhuoqing, Wang Lina, et al. Reanalysis of the characteristics of extreme rainstorm and flood disaster in urban areas and coping countermeasures[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2024, 55(11):1298-1308. (in Chinese))

[4] 刘丁蓉, 杨凯, 孙仕. 珠三角城市群内涝灾害韧性综合评估及障碍因子识别[J]. 水利经济, 2024, 42(4):23-29. (Liu Dingrong, Yang Kai, Sun Shi. Comprehensive assessment and obstacle factor recognition of waterlogging disaster resilience in Pearl River Delta urban agglomeration[J]. Journal of Economics of Water Resources, 2024, 42(4):23-29. (in Chinese))

[5] 徐宗学, 卢兴超, 施奇妙. 城市暴雨洪涝灾害特征与风险评估研究进展[J]. 水利水电科技进展, 2025, 45(1):1-9. (Xu Zongxue, Lu Xingchao, Shi Qimiao. Research progress on urban flooding disaster characteristics and risk assessment[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2025, 45(1):1-9. (in Chinese))

[6] Bagtasa G. Contribution of tropical cyclones to rainfall in the philippines[J]. Journal of Climate, 2017, 30(10):3621-3633.

[7] 张金善, 殷成团, 张然, 等. 中国沿海登陆热带气旋活动特征分析[J]. 水科学进展, 2018, 29(6):759-767. (Zhang Jinshan, Yin Chengtuan, Zhang Ran, et al. Analysis on characteristics of Chinese coastal landfall tropical cyclone activities[J]. Advances in Water Science, 2018, 29(6):759-767. (in Chinese))

[8] 苑希民, 黄玉啟, 田福昌, 等. 基于 LSTM-GM 神经网络模型的风暴潮增水预报方法[J]. 水资源保护, 2023, 39(6):8-15. (Yuan Ximin, Huang Yuqi, Tian Fuchang, et al. Research on forecasting method of storm surge based on LSTM-GM neural network model[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(6):8-15. (in Chinese))

[9] 叶陈雷, 徐宗学, 雷晓辉, 等. 福州晋安河片区海绵改造对城市内涝的影响[J]. 水资源保护, 2023, 39(1):83-92. (Ye Chenlei, Xu Zongxue, Lei Xiaohui, et al. Influences of sponge reconstruction of Jin' an River drainage district in Fuzhou City on urban flooding/waterlogging[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(1):83-92. (in Chinese))

[10] 谷洪钦, 刘开磊, 刘玉环, 等. 综合多源不确定性的洪水概率预报试验[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2021, 49(2):99-104. (Gu Hongqin, Liu Kailei, Liu Yuhuan, et al. Experiments on flood probability forecasting accounting for multi-source uncertainty[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(2):99-104. (in Chinese))

[11] 罗锋, 汪忆, 杨洁, 等. 相似路径台风风暴潮过程对比[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(6):130-140. (Luo Feng, Wang Yi, Yang Jie, et al. Comparative study on storm surge processes caused by typhoons with similar tracks[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(6):130-140. (in Chinese))

[12] 侯精明, 王梓驿, 李东来, 等. 管网排水能力对雨水口堵塞和管道淤积的响应规律模拟[J]. 水科学进展, 2025, 36(1):122-131. (Hou Jingming, Wang Ziyi, Li Donglai, et al. Simulation of the response of drainage capacity of pipe network to street inlet clogging and pipeline silting[J]. Advances in Water Science, 2025, 36(1):122-131. (in Chinese))

[13] 李皓轩, 梅松军, 周康, 等. 降雨短时临近预报技术研究进展[J]. 中国防汛抗旱, 2023, 33(5):19-22. (Li Haoxuan, Mei Songjun, Zhou Kang, et al. Advances on rainfall nowcasting techniques[J]. China Flood & Drought Management, 2023, 33(5):19-22. (in Chinese))

[14] 李月清, 孙自安, 杨洋, 等. 滇西暴雨高值区的雨量计适用性分析[J]. 中国防汛抗旱, 2025, 35(10):29-33. (Li Yueqing, Sun Zi'an, Yang Yang, et al. Analysis of the applicability of rain gauge in the high-value area of rainstorm in Western Yunnan [J]. China Flood & Drought Management, 2025, 35(10):29-33. (in Chinese))

[15] 苟璐峰, 田宇, 季明锋, 等. 多类型雨量计测雨能力对比分析[J]. 中国防汛抗旱, 2025, 35(4):95-100. (Gou Lufeng, Tian Yu, Ji Mingfeng, et al. Comparative analysis of rainfall measurement ability of multi-type rain gauges[J]. China Flood & Drought Management, 2025, 35(4):95-100. (in Chinese))

[16] 陈晓宏, 钟睿达, 王兆礼, 等. 新一代 GPM IMERG 卫星遥感降水数据在中国南方地区的精度及水文效用评估[J]. 水利学报, 2017, 48(10):1147-1156. (Chen Xiaohong, Zhong Ruida, Wang Zhaoli, et al. Evaluation on the accuracy and hydrological performance of the latest-generation GPM IMERG product over South China[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017, 48

(10):1147-1156. (in Chinese))

[17] Jiang Shanhu, Wei Linyong, Ren Liliang, et al. Evaluation of IMERG, TMPA, ERA5, and CPC precipitation products over Chinese mainland: Spatiotemporal patterns and extremes[J]. Water Science and Engineering, 2023,16(1): 45-56.

[18] 王维,刘佳,李传哲,等. 高分辨率融合降水驱动下的 WRF/WRF-Hydro 耦合模拟研究[J]. 水资源保护,2023,39(5):125-134. (Wang Wei, Liu Jia, Li Chuazhe, et al. Study on coupled WRF/WRF-Hydro system driven by high resolution merging precipitation[J]. Water Resources Protection,2023,39(5):125-134. (in Chinese))

[19] Chung K S, Yao I A. Improving radar echo lagrangian extrapolation nowcasting by blending numerical model wind information: statistical performance of 16 typhoon cases[J]. Monthly Weather Review,2020,148(3):1099-1120.

[20] Lin H H, Tsai C C, Liou J C, et al. Multi-weather evaluation of nowcasting methods including a new empirical blending scheme [J]. Atmosphere,2020,11(11):1166.

[21] Nerini D, Foresti L, Leuenberger D, et al. A reduced-space ensemble Kalman filter approach for flow-dependent integration of radar extrapolation nowcasts and NWP precipitation ensembles[J]. Monthly Weather Review,2019,147(3):987-1006.

[22] Kim T, Yang Tiantian, Zhang Lujun, et al. Near real-time hurricane rainfall forecasting using convolutional neural network models with Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM (IMERG) product[J]. Atmospheric Research,2022,270:106037.

[23] Li Zewen, Liu Fan, Yang Wenjie, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2022,33(12):6999-7019.

[24] 李建柱,李磊菁,冯平,等. 基于深度学习的雷达降雨临近预报及洪水预报[J]. 水科学进展,2023,34(5):673-684. (Li Jianzhu, Li Leijing, Feng Ping, et al. Radar rainfall nowcasting and flood forecasting based on deep learning[J]. Advances in Water Science,2023,34(5):673-684. (in Chinese))

[25] 杨涛,沈玉芳,陈渝青,等. 基于指数雨雨衰模型的微波链路雨强反演方法[J]. 水资源保护,2024,40(5):11-17. (Yang Tao, Shen Yufang, Chen Yuqing, et al. A microwave link rain intensity inversion method based on exponential rain cell rain attenuation model[J]. Water Resources Protection,2024,40(5):11-17. (in Chinese))

[26] 邓志弘,刘丙军,张卡,等. 基于 CNN-LSTM 的珠江河口台风过程实时滚动修正预报[J]. 海洋预报,2024,41(1):94-103. (Deng Zhihong, Liu Bingjun, Zhang Ka, et al. Real-time rolling correction forecasting of typhoon process in the Pearl River estuary based on CNN-LSTM[J]. Marine Forecasts,2024,41(1):94-103. (in Chinese))

[27] Imhoff R O, De Cruz L, Dewettinck W, et al. Scale-dependent blending of ensemble rainfall nowcasts and numerical weather prediction in the open-source pysteps library[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,2023,149(753):1335-1364.

[28] Pulkkinen S, Nerini D, Pérez Hortal A A, et al. Pysteps: an open-source Python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0)[J]. Geoscientific Model Development,2019,12(10):4185-4219.

[29] 郑淋淋,邱学兴. 一种改进的降水临近外推预报技术方法研究及效果检验[J]. 气象科技,2020,48(1):97-106. (Zheng Linlin, Qiu Xuexing. An improved method of precipitation nowcasting extrapolation forecasting and its verification [J]. Meteorological Science and Technology,2020,48(1):97-106. (in Chinese))

[30] Nisi L, Hering A, Germann U, et al. Hailstorms in the Alpine region: Diurnal cycle, 4D-characteristics, and the nowcasting potential of lightning properties[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,2020,146(733):4170-4194.

[31] Tounsi A, Temimi M, Abdalkader M, et al. Assessment of deterministic and probabilistic precipitation nowcasting techniques over New York metropolitan area[J]. Environmental Modelling & Software,2023,168:105803.

[32] Sebastian A, Bader D J, Nederhoff C M, et al. Hindcast of pluvial, fluvial, and coastal flood damage in Houston, Texas during Hurricane Harvey (2017) using SFINCS[J]. Natural Hazards,2021,109(3):2343-2362.

[33] Woods D, Kirstetter P E, Vergara H, et al. Hydrologic evaluation of the global precipitation measurement mission over the U. S. : Effect of spatial and temporal scales[J]. Journal of Hydrology,2024,635:131134.

[34] Habibi H, Awal R, Fares A, et al. Performance of multi-radar multi-sensor (MRMS) product in monitoring precipitation under extreme events in Harris County, Texas[J]. Journal of Hydrology,2021,598:126385.

[35] Chegini T, Li Hongyi, Leung L R. HyRiver: Hydroclimate data retriever[J]. Journal of Open Source Software,2021,6(66):3175.

[36] Zhang Wei, Villarini G, Vecchi G A, et al. Urbanization exacerbated the rainfall and flooding caused by hurricane Harvey in Houston[J]. Nature,2018,563(7731):384-388.

[37] Emanuel K. Assessing the present and future probability of hurricane Harvey’s rainfall[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,2017,114(48):12681-12684.