

苏鹏, 徐伟, 陶凯, 等. 热带气旋降水模拟研究进展及展望[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(5): 123-133. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.05.010

SU Peng, XU Wei, TAO Kai, et al. Research progress and prospects of tropical cyclone precipitation modelling[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(5): 123-133. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.05.010

# 热带气旋降水模拟研究进展及展望

苏鹏<sup>1,2,3</sup>, 徐伟<sup>1,2,3,4</sup>, 陶凯<sup>1,2,3</sup>, 翟广然<sup>1,2,3</sup>, 廖新利<sup>1,2,3</sup>, 孟晨娜<sup>1,2,3</sup>

(1. 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875; 2. 北京师范大学地表过程与水土风沙灾害风险防控全国重点实验室, 北京 100875; 3. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875; 4. 应急管理部-教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875)

**摘要:**【目的】热带气旋降水模拟评估是热带气旋预警和风险评估的基础。针对热带气旋降水模拟方法差异不清等问题,【方法】通过文献分析,从热带气旋数值天气预报模型、统计模型、物理模型和机器学习模型角度,系统综述了四类模型的特点、进展、适用性以及代表模型,并进行对比分析,最后对四类模型的发展做出建议与展望。【结果】结果表明:数值天气预报模型模拟信度较高,适用于热带气旋降水的预报工作;统计模型能够构建大量仿真热带气旋,适用于热带气旋降水重现期的估计;物理模型能在简化计算的基础上,较好地解释热带气旋降水物理机制;机器学习模型灵活性强,能和其他模型组合使用,具有较高的发展潜力。【结论】未来除进一步完善相关模型外,还需加强降水与次生灾害之间的协同以及新技术在降水模拟上的应用,实现热带气旋降水的快速与精准预估,更好地为区域热带气旋预警和风险防范提供支撑。

**关键词:** 热带气旋; 降水模型; 数值天气预报模型; 统计模型; 物理模型; 机器学习; 风险评估

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.05.010

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: K930

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)05-0123-11



## Research progress and prospects of tropical cyclone precipitation modelling

SU Peng<sup>1,2,3</sup>, XU Wei<sup>1,2,3,4</sup>, TAO Kai<sup>1,2,3</sup>, ZHAI Guangran<sup>1,2,3</sup>, LIAO Xinli<sup>1,2,3</sup>, MENG Chenna<sup>1,2,3</sup>

(1. Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster of Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Hazards Risk Governance, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 3. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 4. Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Ministry of Emergency Management and Ministry of Education, Beijing 100875, China)

**Abstract:** [Objective] The modelling and assessment of tropical cyclone precipitation serves as the foundation for tropical cyclone

收稿日期: 2024-04-17; 修回日期: 2024-05-22; 录用日期: 2024-06-07; 网络出版日期: 2024-07-03

基金项目: 国家自然科学基金联合基金“基于天空地一体化多源多模态遥感数据的城市风险精细监测与评估技术研究”(U22B2011); 国家重点研发计划“台风、洪涝巨灾链主要承灾体保险技术研究与应用示范”(2023YFC3008505); 教育部-国家外国专家局高等学校学科创新引智计划“北京师范大学综合灾害风险管理创新引智基地”(BP0820003)

作者简介: 苏鹏(1997—), 男, 博士研究生, 主要从事灾害风险评估研究。E-mail: bentohusben@mail.bnu.edu.cn

通信作者: 徐伟(1979—), 男, 教授, 博士, 主要从事自然灾害风险评估研究。E-mail: xuwei@bnu.edu.cn

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

warning and risk evaluation. This paper aims to address issues such as unclear differences in tropical cyclone precipitation modelling method. [Methods] Through literature review, this paper provides a systematic review of the characteristics, progress, applicability, and representative models of four types of models, including numerical weather prediction models, statistical models, physical models, and machine learning models. A comparative analysis is conducted, followed by suggestions and prospects for the development of these four types of models. [Results] The results show that numerical weather prediction models have high reliability and are suitable for forecasting tropical cyclone precipitation. Statistical models can generate numerous simulated tropical cyclones, making them suitable for estimating precipitation return periods. Physical models, based on simplified calculations, provide a good explanation for the mechanisms of tropical cyclone precipitation. Machine learning models exhibit strong flexibility and can be integrated with other models, showing significant potential for future development. [Conclusion] In the future, in addition to further improving relevant models, it is essential to strengthen the synergy between precipitation and secondary disasters, as well as the application of new technologies in precipitation modelling. This can enable rapid and accurate estimation of tropical cyclone precipitation, providing better support for regional tropical cyclone warning and risk prevention.

**Keywords:** tropical cyclone; precipitation model; numerical weather prediction model; statistical model; physical model; machine learning; risk assessment

## 0 引言

热带气旋是一种破坏力很强的灾害性天气,近20 a来(2002—2021年),全球平均每年发生热带气旋灾害96次,年均直接经济损失792亿美元,约占灾害总损失的40.96%<sup>[1]</sup>。热带气旋的致灾因子主要有大风和暴雨,及其导致的风暴潮、海浪、洪水、滑坡、泥石流等次生因子。热带气旋降水及其次生洪水给人类社会造成的损失和影响极为巨大,1970—2004年热带气旋暴雨引起的洪水造成的死亡人口超过热带气旋总死亡人口的50%<sup>[2]</sup>;2017年,热带气旋“哈维”造成的约900亿美元直接经济损失<sup>[3]</sup>中,大部分也是由暴雨引起的洪水所致<sup>[4-5]</sup>。目前研究已经相对清晰地揭示了热带气旋中风的形成和发展机理,能够较为准确地进行风场的模拟和预测<sup>[6-7]</sup>。然而,相比于风场,热带气旋降水的形成机理和模拟仍存在许多挑战和不确定性。因此,关注热带气旋降水及其导致的洪涝灾害,对于热带气旋灾害风险防范意义重大。

热带气旋降水研究的基础是确定降水范围、降水时长和降水总量等。目前,热带气旋降水数据主要通过观测和模拟两种手段得到。观测手段主要依靠站点雨量计、雷达或遥感方法。模拟手段通过模型模拟热带气旋降水,能够提供数小时或数日内将发生的热带气旋降水预估数据,或是模拟仿真热带气旋的降水。区别于观测手段聚焦于实测,模拟手段往往通过模拟提供大量预估样本,更适用于降水预报和应急管理。

目前,针对热带气旋降水已存在许多文献综述<sup>[8-10]</sup>,例如李颖等<sup>[11]</sup>对热带气旋降水的各类模拟方

法及相关模型进行分析评述,WANG等<sup>[12]</sup>回顾了机器学习方法在热带气旋生成、路径、强度和灾害性天气预报中的应用。这些综述主要侧重于综述热带气旋降水机理或者特定模型的具体技术细节。本文针对热带气旋降水模拟中模型种类多样、应用场景差异大、模型间关系不明等问题,通过对现有研究的总结<sup>[13-16]</sup>,根据降雨模拟方法的差异性将热带气旋降水模型分为以下四类:数值天气预报模型、统计模型、物理模型和机器学习模型。本文从这四类模型出发,梳理当前热带气旋降水模型研究相关进展,以期为开展区域热带气旋降水预测和风险评估提供科学参考。

## 1 热带气旋降水模拟方法

根据降水模型模拟方法的特点,本文将热带气旋降水模拟的模型分为数值天气预报模型、统计模型、物理模型和机器学习模型四类,四类模型的工作流程如图1所示。

### 1.1 数值天气预报模型

数值天气预报模型主要利用数学方程和物理参数模拟热带气旋的形成、演变和降水情况。通常经过初始条件设置、模型运行、模型后处理以及集合预报和不确定性估计等步骤进行热带气旋的数值预报<sup>[17]</sup>。目前,数值天气预报模型的空间精度可达公里级别,在时间上能够相对准确预测36 h内的热带气旋降水,最长预报时效可达120 h<sup>[18-19]</sup>。

根据覆盖范围大小,数值天气预报模型可分为全球模型和区域模型两类。全球模型为整个全球生成预测输出,通常能提供未来1~2周的预测结果。但由于这些模型覆盖的区域广、时间跨度长,因此其数

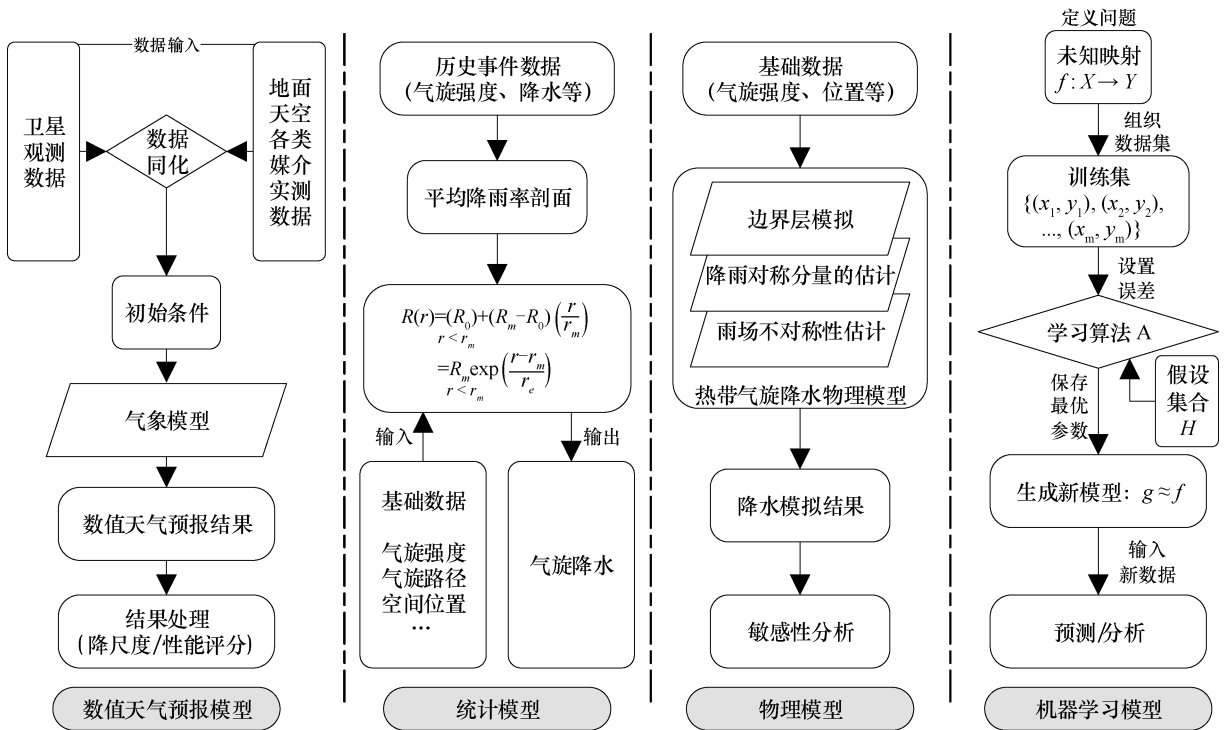


图 1 热带气旋降水模型工作流程

Fig. 1 Workflow of tropical cyclone precipitation models

据结果的时间和空间分辨率较低。相比全球模型，区域模型仅覆盖全球的特定区域，通常具有更高的时间和空间分辨率，但一般只能提供未来几天的预报。全球数值天气预报模型相对较少，主要有美国国家环境预报中心的全球数值预报系统 (Global Forecasting System, GFS)<sup>[20]</sup> 和欧洲中期气象预报中心的数值预报系统 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)<sup>[21]</sup>。而区域天气预报模型较多，例如日本气象厅的非静水力区域模型<sup>[22]</sup>，法国的对流相容模型<sup>[23]</sup>，美国的地球物理流体动力学实验室模型<sup>[24]</sup>、区域大气模拟系统<sup>[25]</sup>、第五代中尺度模型<sup>[26]</sup> 和美国国家环境预报中心快速更新循环模型<sup>[27]</sup>，印度的 Dynamo 模型<sup>[28]</sup>，巴西的区域大气模拟系统模型<sup>[29]</sup>，以及欧洲部分区域的动态适应国际化发展模型<sup>[30]</sup> 和高分辨率有限区域模型<sup>[31]</sup> 等。我国用于热带气旋降水预测的数值天气预报模型主要有：国家气象中心预报系统、上海热带气旋研究所预报系统和广州热带气象研究所南海热带气旋模式预报系统<sup>[19]</sup>。此外，基于 WRF (Weather Research and Forecasting) 模型发展的 HWRF<sup>[32]</sup> 和 TWRP<sup>[33]</sup> 模型也被用于热带气旋降水预测。常见热带气旋降水数值天气预报模型的主要特点和优势如表 1 所列。

随着地球观测系统、数据同化系统以及模型分辨率和物理参数化方案的不断优化改进，近年来数

值天气预报模型对热带气旋预报表现也有较大提升。然而，这种提升主要体现在对热带气旋路径的预报，对热带气旋强度和降水的准确预报仍有待提高。

### 1.2 统计模型

统计模型主要基于大量的历史热带气旋降水观测资料，依靠统计建模来模拟热带气旋降水，该方法非常适用于具有大样本统计资料的热带气旋建模。统计模型基于“历史重演”的概念<sup>[34]</sup>，即认为过去的天气事件必然会再次发生。其核心是从历史记录中获得关键的热带气旋参数概率分布，然后应用蒙特卡罗等方法，有效地生成大量仿真热带气旋，从而建立参数化的热带气旋降水模型<sup>[35-37]</sup>。部分热带气旋降水统计模型相对较为简单，如通过多元线性回归模型和泊松级数模型构建<sup>[38]</sup>。目前较流行的统计模型 R-CLIPER 模型<sup>[39-40]</sup> 是根据 LONFAT 等<sup>[41]</sup> 的研究从 TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) 微波成像仪数据集中概括的平均降雨率剖面构建，并在后续学者的不断改进下衍生出了 PHRaM<sup>[42]</sup> 和 P-CLIPER<sup>[43]</sup> 等模型。此外，还有基于轨迹相似性原理构建统计模型<sup>[44-46]</sup>，其原理是通过热带气旋轨迹数据集，针对目标热带气旋匹配历史相似路径的热带气旋并获取其降水，用来预报目标热带气旋降水。常用统计模型的主要特点和优势如表 2 所列。

表 1 常见热带气旋降水数值天气预报模型介绍

Table 1 Introduction to common numerical weather prediction models for tropical cyclone precipitation

模型名称	优点	不足	空间分辨率/km
美国国家环境预报中心全球数值预报系统 (GFS 模型) <sup>[20]</sup>	能够提供全球范围长期天气预报; 物理参数化程度高, 被广泛用于其他数值天气预报模型中	分辨率较为粗糙; 对地形和陆地处理不够精细	27.0
欧洲中期天气预报中心数值预报系统 (ECMWF 模型) <sup>[21]</sup>	能够提供全球范围分辨率较高的长期天气预报; 数据同化技术较为先进; 预报能力认可度较高	往往更多地关注欧洲地区, 在其他地区的精度可能稍显不足; 对地形和陆地处理不够精细	14.0
日本气象厅的非静水力区域模型 (JMA 模型) <sup>[22]</sup>	在东亚地区有一定的预报能力和准确性; 模型更新频率高	在非亚洲地区和太平洋地区的预报能力较弱; 相比于大型的全球性气象中心, 资源投入相对有限	1.0
法国的对流相容模型 (AROME 模型) <sup>[23]</sup>	空间分辨率高; 更新周期快	主要负责南印度洋西南部地区的热带气旋预测, 空间范围较小。	1.3
HWRF 模型 <sup>[32]</sup>	专门针对热带气旋开发, 对热带气旋降水预报能力强; 更新优化频繁, 预报能力在不断进步	需要大量的计算资源和专业知识来配置和运行模型; 对模型初始化的依赖性较高, 需要高质量的观测资料支持	3.0

表 2 常见热带气旋降水统计模型介绍

Table 2 Introduction to common statistical models for tropical cyclone precipitation

模型名称	降水模拟实现	优点	不足
Rainfall Climatology and Persistence (R-CLIPER) Model <sup>[39]</sup>	基于历史热带气旋降水数据统计分析, 输入位置和最大风速进行降水模拟; 考虑了登陆后的衰变情况	输入参数简单, 计算效率高; 输出分辨率高	未考虑降水场的不对称性, 以及地形等环境要素对降水的影响
Parametric Hurricane Rainfall (PHRaM) Model <sup>[42]</sup>	利用地形和垂直风切变的影响, 对 R-CLIPER 的结果进行重新分配	从雨场的不对称性方面改进了 R-CLIPER 模型	对极端值的捕获能力较差
PDF Precipitation-Climatology and Persistence (P-CLIPER) Model <sup>[43]</sup>	将概率分布函数与 R-CLIPER 结合	在 R-CLIPER 的基础上增加了一个可调节的降雨频率参数	未考虑降水场的不对称性, 以及地形等环境要素对降水的影响
Interagency Performance Evaluation Task Force Rainfall Analysis (IPET) Model <sup>[47]</sup>	通过输入中心位置、时间、最大风速半径以及中心气压差等参数, 计算最大风速半径内外的降水率	输入参数易获取; 计算高效; 考虑了降雨的随机性; 相较于其他统计模型对极端值模拟表现好	模拟结果与实测极端值仍有较大差距
Analog Forecasting of Tropical Cyclone Rainfall Model <sup>[44]</sup>	通过对比历史数据集中的类似热带气旋及其降水, 来预测热带气旋降水	输入简单, 主要为路径数据; 模拟的降水结果在空间分布上表现较好	对极端降水的模拟能力较差

相较于其他模型, 统计模型的最大优势在于可以大批量地产生仿真热带气旋, 且这种方法还有助于估计热带气旋降水的极长重现期<sup>[48]</sup>, 为热带气旋降水危险性定量评估提供大量的模拟数据基础。

### 1.3 物理模型

物理模型主要依靠物理机制, 通过解释热带气旋降水机制来模拟热带气旋降水。物理模型简化了热带气旋降水的物理机制, 根据相应的参数模拟降水过程。LANGOUSIS 等<sup>[49]</sup>考虑了基本热力学和热带气旋边界层条件, 首次将简化物理模型用于热带气旋降水的模拟研究。目前, 常用的热带气旋降水物理模型有 RMS<sup>[50]</sup>、TCR<sup>[51-52]</sup>、TCPM<sup>[13]</sup>和 MSR<sup>[49]</sup>等, 这些模型主要解释了摩擦、地形、斜压、涡旋拉伸效应等对热带气旋降水的影响机制。常用物理模型的主要特点和优势如表 3 所列。

相较于数值天气预报模型, 物理模型的优势在于简化了热带气旋降水的物理机制, 极大减少了计算能力和计算时间的需求。相较于统计模型和机器学习模型, 物理模型更全面地描述了热带气旋形成和发展的过程, 且通过调整参数和初始条件来进行验证和改进, 随着对热带气旋降水的物理机制认识的深入, 能够不断提高模拟的准确性和可信度。

### 1.4 机器学习模型

机器学习是一系列计算机程序, 其核心任务是利用统计数据建立数学模型, 从样本中进行推理<sup>[53]</sup>。随着计算机技术的进步, 机器学习也逐渐被应用于热带降水研究, 主要包括利用热带气旋的特征预测降雨量, 或者通过进一步的数据处理来改进数值天气预报模型、统计模型和物理模型等方法的不足。

机器学习模型在模拟热带气旋降水时, 模型的

表 3 常见热带气旋降水物理模型介绍

Table 3 Introduction to common physical models for tropical cyclone precipitation

模型名称	降水模拟实现	优点	不足
Modified Smith for Rainfall (MSR) Model <sup>[49]</sup>	基于基本热力学和热带气旋边界层理论, 从风暴运动参数化降水的不对称性, 进行降水模拟	能够对降水的极端值进行捕捉, 考虑了热带气旋降水的不对称性	未考虑热带气旋与风切变、地形等的相互作用; 在远离水域的部分模拟效果较差
Tropical Cyclone Rainfall (TCR) Model <sup>[52]</sup>	从表面摩擦收敛、涡旋拉伸、与地形相互作用、与环境相互作用 4 个层面构建降水模拟模型; 需输入梯度水平风、热带气旋平移速度、中心比湿度、环境风切变、表面粗糙度和地形高度	物理框架清晰, 可用于不同机制的热带气旋降水模拟	对风的输入非常敏感, 准确性高度依赖输入风场; 输入参数较难获取
Risk Management Solution TC-Rain (RMS) Model <sup>[50]</sup>	基于由 R-CLIPER 参数化的降雨率, 考虑了相关物理过程(地形或登陆诱发降雨)和主要几何因素(雨带、不对称、雨漂和温带过渡), 进行降水模拟	模型简单, 能够大量运行; 对大值的捕捉效果较好	未充分考虑复杂地形影响; 边界层水平风场过于简单, 对诱发的降水模拟能力差
TC Precipitation Model (TCPM) <sup>[13]</sup>	在 RMS 基础上优化了复杂地形影响下的非对称降水以及螺旋雨带参数化	对于中心范围内的强降水模拟较好	对于具有分散性或远距离降水的热带气旋降水模拟有待提高

输入较为灵活, 通常是热带气旋特征参数, 例如热带气旋路径、行进速度和方向、中心位置、中心附近最大风速、中心大气压、15 m/s 以上风圈半径、历史降水数据等<sup>[54-57]</sup>, 其中热带气旋降水数据通常被用作训练模型的参考值。也有一些学者仅将前期降雨量作为模型的输入<sup>[58]</sup>, 但这使得模型的输出精度仅在极短期的模拟表现较好。此外, 卫星观测资料的反演数据(例如表面降水率、液态水汽含量等)<sup>[59]</sup>以及数值天气预报(NWP)的物理量(例如温度场、风场、位势高度场等)<sup>[60]</sup>也被作为输入参数用于机器学习模型模拟热带气旋降水。模型的输出通常是与热带气旋降水相关的结果, 例如空间化的热带气旋降水分布<sup>[56]</sup>等。

机器学习模型发展迅速, 目前在热带气旋降水研究中常用的机器学习模型有: 自组织映射(SOM)<sup>[61]</sup>、支持向量机(SVM)<sup>[62]</sup>、随机森林(RF)<sup>[63]</sup>、反向传播神经网络(BPNN)<sup>[64]</sup>、反馈神经网络(FNN)<sup>[65]</sup>、卷积神经网络(CNN)<sup>[66]</sup>等。一些学者对不同机器学习模型在热带气旋降水模拟的表现进行了对比, 例如 LIN 等<sup>[54]</sup>通过对比 BPNN 和 SVM 两种模型在热带气旋降水预报上的表现, 认为 SVM 模型在泛化能力、性能等诸多方面占据优势; VARALAKSHMI 等<sup>[66]</sup>通过使用多层感知器(MLP)、长短时记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU)、循环神经网络(RNN)、双向长短时记忆网络(BI-LSTM)和 CNN 等深度学习网络进行模拟训练, 发现在热带气旋降水预测上 CNN 模型能够给出更好的结果。但相关对比研究还是相对较少, 仍然难以回答“哪些机器学习模型在热带气旋降水模拟中表现较为出色?”以及“不

同机器学习模型在热带气旋降水模拟中是否存在不同的地域适用性?”等问题。

考虑到单一算法模型的局限性, 越来越多学者将不同的机器学习模型进行组合, 采用混合机器学习模型预估热带气旋降水, 例如 SOM 和 MLP 组成的混合神经网络模型<sup>[61]</sup>, 多目标遗传算法(MOGA)与 SVM 组成的混合模型<sup>[64]</sup>, 以及三种或更多模型组成的多模型综合<sup>[63]</sup>。这些组合模型通常将一个模型用于聚类和判别分析, 另一个用于构建输入和输出之间的关系。研究证明, 在热带气旋降水预估中, 混合机器学习模型的表现往往要优于单一模型<sup>[49-57]</sup>。

另外, 机器学习模型还可用于改进传统的热带气旋降水预报方法。在天气数值预报模型方面, 诸如高斯过程回归(GPR)、SVM、RF、回归树(RT)、K 近邻算法(KNN)和多目标自适应代理建模优化(MOASMO)<sup>[65-66]</sup>等机器学习模型被用于标定显著影响 NWP 的敏感参数, 从而提高数值模型的预测能力。或是将机器学习与 NWP 相结合, 通过局部线性映射(LLE)方法识别与当前预测相似的历史 NWP 样本<sup>[14]</sup>, 从而提高 NWP 模型的准确性。在物理模型方面, 大量学者将物理概念模型与机器学习模型相结合, 以改进热带气旋诱发降雨的预报。例如, 相关研究通过结合物理模型和人工神经网络(ANN)相继模拟和预测了热带气旋事件期间的降雨径流<sup>[67-68]</sup>。物理模型与机器学习模型的融合也为提高热带气旋降水预报水平提供了新的视野。

目前, 一些人工智能模型, 如华为盘古气象大模型和谷歌 GraphCast 模型, 已经应用于气象预报领域。尽管已有研究将这些模型用于热带气旋路径和强

度的预报<sup>[69-72]</sup>,但在热带气旋降水预报方面的研究尚未充分展开。有学者曾尝试利用人工智能模型模拟热带气旋降水,但结果显示,盘古气象大模型和谷歌GraphCast模型的表现远不及TWRP模型,且模拟结果中降水的空间分布和数值精度均与实际观测存在显著差异<sup>[72]</sup>。因此,人工智能模型在热带气旋降水预报方面仍需进一步改进。

在热带气旋降水模拟上,机器学习作为一种“类黑箱”式的方法,通常只能发现隐藏在数据中的规则,缺乏对热带气旋降水物理机制的合理解释。其次,机器学习需要大量的训练数据支撑,在热带气旋观测数据稀疏或不规则的区域,对机器学习的适用性提出了挑战。此外,机器学习训练过程的参数优化对仿真结果影响较大,部分算法中参数之间存在交互和约束,因此需要进一步改良机器学习模型的结构,提升其预测精度。最后,在现有的研究中,机器学习通常只能提供短时间的预测,在进行长时间预测时,准确性往往达不到预期。

### 1.5 模型对比

热带气旋模拟的精确性要求准确表达初始气旋位置、强度和结构,并考虑到眼墙对流、外部雨带和风暴增水等动力和热力过程<sup>[73]</sup>,这使得其与其他降水模拟有所不同。热带气旋降水模拟通常需要专门的参数化来描述热带气旋系统内的对流过程。在数值天气预报模型中,热带气旋模拟需要重新设计积云参数化、对流参数化等方案<sup>[74-75]</sup>。物理模型需要着重考虑降水的不对称性、热带气旋的平移速度以及环境风切变等因素<sup>[13-52]</sup>。统计模型和机器学习模型在热带气旋降水模拟中的应用也有所不同,其训练参数通常需要包括热带气旋位置、最大风速、中心气压差和最大风速半径等与热带气旋相关的特征参数<sup>[39-57]</sup>。

在热带气旋降水模拟中,数值天气预报模型、统

计模型、物理模型和机器学习模型有各自的特点和适用性。其中,数值天气预报模型的模拟精度最高,能够较为准确地预报热带气旋路径,从而实现热带气旋降水分布的模拟。统计模型能进行大规模模拟,生成大量仿真热带气旋,对热带气旋降水风险评估研究至关重要。物理模型能在简化计算的基础上更全面地描述热带气旋形成和发展的过程,解释热带气旋降水物理机制。机器学习模型不仅能模拟热带气旋降水,而且还能与其他模型相结合,改进其他模型在热带气旋降水模拟方面的不足。四类模型对比的优缺点情况如表4所列。

在实际应用中,数值天气预报模型广泛应用于台风降水的预报服务中,统计模型与物理模型更适合处理仿真热带气旋的相关模拟,而机器学习模型则能够很好地和上述两类模型结合,进一步提高模拟的准确性和效率。结合这些模型的优势或许是提高热带气旋降水模型预测准确性和适用性的关键。

## 2 现有热带气旋降水模型存在的不足

### 2.1 热带气旋降水模型对极端降水和降水范围模拟不足

各类模型在模拟热带气旋降水量和范围时都面临一定的局限性。目前,数值天气预报模型仍存在关键技术不完善的问题,包括模式动力框架、物理过程参数和资料同化等方面<sup>[76-77]</sup>。这些不足导致模型无法完全准确地捕捉热带气旋降水的复杂性,例如,对热带气旋内部对流的模拟以及热带气旋与环境大气的相互作用仍存在挑战。此外,模型中对地形和陆地覆盖等因素的处理也影响了降水模拟的准确性。同时,极端热带气旋降水事件的模拟同样具有挑战性。这些事件往往在历史记录中并不常见,导致现有模型很难准确模拟这些情况。由于极端事件的非线性特征和复杂

表4 四类热带气旋降水模型对比

Table 4 Comparison of four types of tropical cyclone precipitation models

类型	优点	缺点	代表模型
数值天气预报模型	(1) 模拟准确 (2) 发展历史久 (3) 区域适用范围广	(1) 计算复杂,对计算设备要求高 (2) 仅能用于短时预报 (3) 边界条件难以获取	GFS、RAMS
统计模型	(1) 模型简洁 (2) 计算速度快 (3) 数据易获得,输入简单	(1) 不同区域适用性较差 (2) 对极端值的捕获能力弱	R-CLIPER、PHRaM
物理模型	(1) 物理基础强 (2) 适用性广	(1) 数据需求量大,且难获取 (2) 复杂度较高	MSR、TCR、TCPM
机器学习方法	(1) 训练速度较快 (2) 模型输入灵活 (3) 能与其他模型较好结合	(1) 类黑盒性质,缺乏物理解释 (2) 训练需要数据量大,通常难以满足 (3) 时效性低	GPR、SVM、RF

性, 现有统计模型在捕捉和预测极端降水的能力上也存在局限性。

## 2.2 热带气旋降水模型的不确定性来源复杂

模型中的不确定性来自多个方面, 包括输入参数的不确定性、模型结构的复杂性以及对物理过程的认知不足等。热带气旋观测数据的有限性和不均匀性, 进一步影响了模型初始条件和边界条件的准确性, 这在数值天气预报模型中间接增加了数值同化过程的难度。热带气旋降水的模拟依赖于热带气旋路径的模拟, 而热带气旋路径受到海表温度、大气环流、地形等多种因素的影响, 因此热带气旋路径的预测本身存在不确定性, 这种不确定性的传导进一步加剧了热带气旋降水的不确定性。此外, 模型中的结构性误差也可能导致模拟结果的偏差, 例如物理过程参数化方案的选择和参数调整等, 且热带气旋是大气环流系统中复杂的现象, 其结构和演变受到海温、垂直风切变、环流环境等多种因素的影响, 这种复杂性使得模拟热带气旋降水的过程更容易引入不确定性。因此, 需要综合运用观测数据、模拟实验和理论研究等手段, 以降低模型中不确定性的影响, 提高模拟结果的可靠性和准确性。

## 2.3 机器学习模型在热带气旋降水模拟中的问题

热带气旋降水模型中机器学习模型的应用始于近 10 a, 处于起步阶段。虽然已经取得了一些进展, 但仍有许多需要不断探索和完善的方面。首先, 对不同机器学习模型在热带气旋降水模拟中的优异性以及在不同地区的适用性需要进行更深入的比较研究, 以确定适用于不同地区的机器学习模型。其次, 现有用于热带气旋降水研究的机器学习模型主要是基于 2D 神经网络, 这种模型对于处理不均匀的 3D 气象数据存在一定的局限性。且机器学习方法缺少数学物理机理约束, 因此在迭代过程中会不断积累迭代误差, 导致机器学习模型对于长回顾期的模拟表现不足。

# 3 热带气旋降水模型改进建议及研究展望

## 3.1 热带气旋降水模型改进建议

针对热带气旋降水模型存在的问题, 有以下方面能够在短期开展, 从而对热带气旋降水模型起到改进作用: 加强综合模型方法在热带气旋降水模拟中的应用。通过将不同模型进行组合, 如将数值天气预报模型与机器学习模型相结合, 从而改进模型表现, 提高模拟结果的可信度和精度; 深入研究热带气旋降水模拟中的极端事件。在进行统计热带气旋降水建模时, 需要着重考虑极端降水事件, 在极端降水事件样本少

的前提下, 可借助蒙特卡洛模拟等方法生成大量随机事件集, 以更好地理解模拟极端降水的分布规律; 改进并开发专门用于热带气旋降水模拟的机器学习模型或是人工智能模型。针对机器学习模型在处理不均匀的 3D 气象数据和长回顾期模拟方面的不足, 可以考虑采用适应地球坐标系统的三维神经网络模型, 并结合层次化时域聚合策略, 以提高模型的预报精度和效率<sup>[78]</sup>。

此外, 对热带气旋降水的物理机制和机理性的研究仍然至关重要。尽管这需要漫长的时间和大量的资源投入, 但对于优化数值天气预报模型具有重要意义。深入研究热带气旋形成和发展机制有助于加强对其内部对流、环境大气相互作用等关键过程的理解, 进而优化模型中的物理参数设置, 提高模拟结果的准确性和可信度。

## 3.2 提升热带气旋降水预估的时间窗口与准确性

在热带气旋降水相关灾害的应急与减灾过程中, 热带气旋降水的确定是其次生灾害相关工作的基础。目前较为准确的热带气旋预报通常时间窗口为 72 h, 在该窗口内完成后续的次生灾害模拟、人员预警、人员疏散等一系列工作较为困难。且目前的热带气旋降水预估在空间的分布上精度较低, 影响后续次生灾害模拟。因此, 仍需要进一步提升热带气旋降水预估的时间窗口与预估的准确性。未来可通过构建组合模型进行热带气旋降水的模拟, 例如将机器学习模型作为数值天气预报模型的输出结果的辅助<sup>[14]</sup>, 或是将机器学习模型与物理模型结合<sup>[67]</sup>以提升预测结果的时间窗口与精度, 进而更好地为政府进行的应急管理 with 风险转移工作提供支持。

## 3.3 加强热带气旋降水预估与次生灾害预估之间的协同

热带气旋除大风和暴雨外, 其引发的风暴潮、洪涝、滑坡等次生致灾因子进一步加剧了热带气旋带来的损失和影响。因此, 需要将热带气旋降水模拟和其他环节进行有机结合, 才能更高效地实现减灾目标。例如, 通过建立降水与径流和洪涝的关系, 构建热带气旋降水径流模型<sup>[67-68]</sup>, 和热带气旋降水洪涝模型<sup>[5,79]</sup>, 模拟和预测热带气旋事件导致的降雨径流和暴雨洪涝。如美国天气预报中心和国家水中心合作构建了国家水模型(NWM), 该模型通过吸收不同来源的观测或是模拟降水数据, 对美国的数百万条河流进行实时模拟, 提供实时的预测水流以及洪水测绘, 实现降水模拟和后续的次生灾害模拟联动。

### 3.4 运用数字孪生技术进行热带气旋降水模拟

现有的热带气旋降水模型,尤其是统计模型,在模拟过程中对复杂地形的考虑较少<sup>[39-51]</sup>,且对降水过程无法做到高度动态化和三维化的表达。数字孪生技术可通过数字模型对物理实体或过程进行实时、动态的数字化表示。这个数字模型可以是对物理实体的准确复制,也可以是对过程的仿真<sup>[80]</sup>。可利用数字孪生技术构建复杂地形和热带气旋物理实体,更为直观地模拟热带气旋登陆后的降水情况。并且,随着数字孪生技术的发展,也可构建一个数字孪生的灾害城市或是易受热带气旋降水影响的区域<sup>[81-82]</sup>,通过人工智能等进行技术进行形势评估与决策,仿真人员的流动,从而为热带气旋灾害发生后的应急管理提供技术支持。

## 4 结 论

本文针对热带气旋降水模拟,综述了数值天气预报模型、统计模型、物理模型和机器学习模型在热带气旋降水模拟中的应用,对比分析了各类模型的特点和适用性,提出了模型完善建议,并对热带气旋降水模拟的未来发展做出展望。分析表明:经过几十年的发展,热带气旋降水模型取得了长足的进展,已成为热带气旋预警和风险评估的重要支撑。当前的热带气旋降水模型仍然存在降水落区模拟不准确、物理过程参数化不足等问题。未来除进一步完善相关模型外,还需要加强降水与次生灾害之间的协同以及新技术在降水模拟上的应用,着力实现热带气旋降水的快速与精准预估,更好地为区域热带气旋预警和风险防范提供支撑。

### 参考文献 (References):

[1] 陶凯, 廖新利, 苏鹏, 等. 热带气旋多致灾因子综合风险评估研究进展[J]. 水利水电技术(中英文), 2024, 55(9): 1-9.  
TAO Kai, LIAO Xinli, SU Peng, et al. Progress in multi-hazard risk assessment for tropical cyclone[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2024, 55(9): 1-9.

[2] LUITEL B, VILLARINI G, VECCHI G A. Verification of the skill of numerical weather prediction models in forecasting rainfall from U. S. landfalling tropical cyclones[J]. Journal of Hydrology, 2018, 556: 1026-1037.

[3] FRAME D J, WEHNER M F, NOY I, et al. The economic costs of Hurricane Harvey attributable to climate change [J]. Climatic Change, 2020, 160(2): 271-281.

[4] BLACK JR T E, GRAHAM G S, BLACK S P, et. al. Hurricane Harvey: National Hurricane Center Tropical Cyclone Report [R].

Washington, DC: National Oceanic and Atmospheric Administration, 2018.

[5] WING O E J, SAMPSON C C, BATES P D, et al. A flood inundation forecast of Hurricane Harvey using a continental-scale 2D hydrodynamic model[J]. Journal of Hydrology X, 2019, 4: 100039.

[6] CHANG Y, WANG J, LI S, et al. A comprehensive review on the modeling of tropical cyclone boundary layer wind field[J]. Physics of Fluids, 2024, 36(3): 035165.

[7] YAN D, ZHANG T. Research progress on tropical cyclone parametric wind field models and their application [J]. Regional Studies in Marine Science, 2022, 51: 102207.

[8] 岳彩军. Q 矢量、螺旋度、位涡及位涡反演在台风暴雨研究中的应用进展[J]. 暴雨灾害, 2014, 33(3): 193-201.  
YUE Caijun. Progress in application study of Q vector, helicity, potential vorticity and its inversion to torrential rainfall associated with typhoon [J]. Torrential Rain and Disasters, 2014, 33(3): 193-201.

[9] LAMERS A, DEVI. S S, SHARMA M, et al. Forecasting tropical cyclone rainfall and flooding hazards and impacts [J]. Tropical Cyclone Research and Review, 2023, 12(2): 100-112.

[10] 程正泉, 陈联寿, 徐祥瑞, 等. 近 10 年中国台风暴雨研究进展 [J]. 气象, 2005(12): 3-9.  
CHENG Zhengquan, CHEN Lianshou, XU Xiangde, et al. Progress in studies on typhoon heavy rainfalls in China in the recent decade [J]. Meteorological Monthly, 2005(12): 3-9.

[11] 李颖, 方伟华. 热带气旋降水模拟研究进展[J]. 地理科学进展, 2013, 32(4): 606-617.  
LI Ying, FANG Weihua. Progress in simulation studies of tropical cyclone precipitation [J]. Progress in Geographic, 2013, 32(4): 606-617.

[12] WANG Z, ZHAO J, HUANG H, et al. A review on the application of machine learning methods in tropical cyclone forecasting [J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 902596.

[13] YI L, PEIYAN C, HUI Y, et al. Parameterized tropical cyclone precipitation model for catastrophe risk assessment in China [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2022, 61(9): 1291-1303.

[14] LIU Y, LI L, LIU Y, et al. Estimation of precipitation induced by tropical cyclones based on machine-learning-enhanced analogue identification of numerical prediction [J]. Meteorological Applications, 2021, 28(2): e1978.

[15] YANG J, DUAN Z, CHEN Y, et al. Assessing parametric rainfall models in reproducing tropical cyclone rainfall characteristics [J]. Atmospheric Research, 2023, 288: 106726.

[16] XI D, LIN N, SMITH J. Evaluation of a physics-based tropical cyclone rainfall model for risk assessment [J]. Journal of Hydrometeorology, 2020, 21(9): 2197-2218.

[17] SCHULTZ M G, BETANCOURT C, GONG B, et al. Can deep

- learning beat numerical weather prediction? [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2021, 379(2194): 20200097.
- [18] NEDERHOFF K, VAN ORMONDT M, VEERAMONY J, et al. Accounting for uncertainties in forecasting tropical-cyclone-induced compound flooding[J]. *Geoscientific Model Development*, 2024, 17(4): 1789-1811.
- [19] 任福民, 杨慧. 1949年以来我国台风暴雨及其预报研究回顾与展望[J]. *暴雨灾害*, 2019, 38(5): 526-540.
- REN Fumin, YANG Hui. An overview of advances in typhoon rainfall and its forecasting researches in China during the past 70 years and future prospects [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 2019, 38(5): 526-540.
- [20] National Centers for Environmental Prediction. Global Forecast System model [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://www.ncei.noaa.gov/products/weather-climate-models/global-forecast>.
- [21] European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF). European Centre for Medium-Range Weather Forecasts model [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://www.ecmwf.int/>.
- [22] SAITO K, FUJITA T, YAMADA Y, et al. The operational JMA nonhydrostatic mesoscale model[J]. *Monthly Weather Review*, 2006, 134(4): 1266-1298.
- [23] FAURE G, CHAMBON P, BROUSSEAU P. Operational implementation of the AROME model in the tropics; Multiscale validation of rainfall forecasts[J]. *Weather and Forecasting*, 2020, 35(2): 691-710.
- [24] Geophysical Fluid Dynamics Laboratory. Geophysical Fluid Dynamics Laboratory model [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://www.gfdl.noaa.gov/model-development/>.
- [25] Colorado State University. Regional Atmospheric Modeling System [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://rams.atmos.colostate.edu/rams-description.html>.
- [26] Pennsylvania State University. The PSU/NCAR mesoscale model [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://a.atmos.washington.edu/~ovens/newwebpage/mm5-home.html>.
- [27] National Oceanic and Atmospheric Administration, National Centers for Environmental Prediction. The Rapid Update Cycle model [CP/OL]. (2024-01-24). <https://ruc.noaa.gov/ruc/>.
- [28] The Earth Observing Laboratory. DYNAMO model [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://atmos.uw.edu/~houze/DYNAMO-AMIE/>.
- [29] FREITAS S R, PANETTA J, LONGO K M, et al. The Brazilian developments on the regional atmospheric modeling System (BRAMS 5.2): An integrated environmental model tuned for tropical areas [J]. *Geoscientific Model Development*, 2017, 10(1): 189-222.
- [30] National Centre for Meteorological Research. Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational model [CP/OL]. (2023-01-24). <https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?article125&lang=fr>.
- [31] Finnish Meteorological Institute. High Resolution Limited Area Model [CP/OL]. [2024-04-17]. <https://registry.opendata.aws/hirlam/>.
- [32] NADIMPALLI R, OSURI K K, MOHANTY U C, et al. Forecasting tropical cyclones in the Bay of Bengal using quasi-operational WRF and HWRF modeling systems: an assessment study [J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2020, 132(1): 1-17.
- [33] HSIAO L F, CHEN D S, HONG J S, et al. Improvement of the numerical tropical cyclone prediction system at the central weather bureau of Taiwan; TWRf (Typhoon WRF) [J]. *Atmosphere*, 2020, 11(6): 657.
- [34] CHAN S T, FONG C H, CHAN M Y. An analog forecast system for precipitation forecasting [C]//Hong Kong Observatory. 28th Guangdong-Hong Kong-Macao Seminar on Meteorological Science and Technology. Hong Kong: Hong Kong Observatory, 2014.
- [35] EMANUEL K, SUNDARARAJAN R, WILLIAMS J. Hurricanes and global warming: Results from downscaling IPCC AR4 simulations [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2008, 89(3): 347-368.
- [36] EMANUEL K A. Downscaling CMIP5 climate models shows increased tropical cyclone activity over the 21st century [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(30): 12219-12224.
- [37] 方伟华, 石先武. 面向灾害风险评估的热带气旋路径及强度随机模拟综述 [J]. *地球科学进展*, 2012, 27(8): 866-875.
- FANG Weihua, SHI Xianwu. A review of stochastic modeling of tropical cyclone track and intensity for disaster risk assessment [J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(8): 866875.
- [38] ZHU L, FRAUENFELD O W, QUIRING S M. Seasonal tropical cyclone precipitation in Texas: A statistical modeling approach based on a 60 year climatology [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2013, 118(16): 8842-8856.
- [39] ZHANG W, LUO M, GAO S, et al. Compound hydrometeorological extremes: drivers, mechanisms and methods [J]. *Frontiers in Earth Science*, 2021, 9: 673495.
- [40] TULEYA R E, DEMARIA M, KULIGOWSKI R J. Evaluation of GFDL and Simple Statistical Model Rainfall Forecasts for U.S. Landfalling Tropical Storms [J]. *Weather and Forecasting*, 2007, 22(1): 56-70.
- [41] LONFAT M, MARKS F D, CHEN S S. Precipitation distribution in tropical cyclones using the tropical rainfall measuring mission (TRMM) microwave imager: A global perspective [J]. *Monthly Weather Review*, 2004, 132(7): 1645-1660.
- [42] LONFAT M, ROGERS R, MARCHOK T, et al. A parametric model for predicting hurricane rainfall [J]. *Monthly Weather Review*, 2007, 135(9): 3086-3097.
- [43] GEOGHEGAN K M, FITZPATRICK P, KOLAR R L, et al. Evaluation of a synthetic rainfall model, P-CLIPER, for use in coastal

- flood modeling[J]. *Natural Hazards*, 2018, 92(2): 699-726.
- [44] BAGTASA G. Analog forecasting of tropical cyclone rainfall in the Philippines[J]. *Weather and Climate Extremes*, 2021, 32: 100323.
- [45] KIM J S, CHEN A, LEE J, et al. Statistical prediction of typhoon-induced rainfall over China using historical rainfall, tracks, and intensity of typhoon in the Western North Pacific [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(24): 4133.
- [46] REN F, DING C, ZHANG D L, et al. A dynamical-statistical-analog ensemble forecast model: Theory and an application to heavy rainfall forecasts of landfalling tropical cyclones [J]. *Monthly Weather Review*, 2020, 148(4): 1503-1517.
- [47] Interagency Performance Evaluation Task Force (IPET). Performance evaluation of the New Orleans and Southeast Louisiana Hurricane Protection System draft final report of the Interagency Performance Evaluation Task Force volume VIII - engineering and operational risk and reliability analysis [R]. USA: Interagency Performance Evaluation Task Force (IPET), 2006.
- [48] ZHU L, QUIRING S M, EMANUEL K A. Estimating tropical cyclone precipitation risk in Texas[J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40(23): 6225-6230.
- [49] LANGOUSIS A, VENEZIANO D. Theoretical model of rainfall in tropical cyclones for the assessment of long-term risk[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2009, 114 ( D2 ): 2008JD010080.
- [50] GRIESER J, JEWSON S. The RMS TC-Rain Model [J]. *Meteorologische Zeitschrift*, 2012, 21(1): 79-88.
- [51] EMANUEL K. Assessing the present and future probability of Hurricane Harvey's rainfall [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2017, 114(48): 12681-12684.
- [52] LU P, LIN N, EMANUEL K, et al. Assessing hurricane rainfall mechanisms using a physics-based model: Hurricanes isabel (2003) and irene (2011)[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 2018, 75(7): 2337-2358.
- [53] ALPAYDIN E. *Introduction to Machine Learning*[M]. Cambridge, U. S. : MIT Press, 2020.
- [54] LIN G, CHEN G, WU M, et al. Effective forecasting of hourly typhoon rainfall using support vector machines[J]. *Water Resources Research*, 2009, 45(8): 2009WR007911.
- [55] LIN G F, JHONG B C. A real-time forecasting model for the spatial distribution of typhoon rainfall[J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 521: 302-313.
- [56] WANG J Y, WONA R K W, JUN M, et al. Statistical and machine learning methods applied to the prediction of different tropical rainfall types[J]. *Environmental Research Communications*, 2021, 3(11): 111001.
- [57] ZHU L, AGUILERA P. Evaluating variations in tropical cyclone precipitation in eastern mexico using machine learning techniques [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2021, 126(7): e2021JD034604.
- [58] HONG W C, PAI P F. Potential assessment of the support vector regression technique in rainfall forecasting [J]. *Water Resources Management*, 2007, 21: 495-513.
- [59] SU H, WU L, JIANG J H, et al. Applying satellite observations of tropical cyclone internal structures to rapid intensification forecast with machine learning[J]. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47(17): e2020GL089102.
- [60] HUANG Y, JIN L, ZHAO H sheng, et al. Fuzzy neural network and LLE Algorithm for forecasting precipitation in tropical cyclones: comparisons with interpolation method by ECMWF and stepwise regression method[J]. *Natural Hazards*, 2018, 91(1): 201-220.
- [61] LIN G F, WU M C. A hybrid neural network model for typhoon-rainfall forecasting[J]. *Journal of Hydrology*, 2009, 375(3-4): 450-458.
- [62] WANG C K. *Simulate typhoon rainfall with artificial neural network* [D]. Taiwan: National Cheng Kung University, 2007.
- [63] VARALAKSHMI P, VASUMATHI N, VENKATESAN R. Tropical Cyclone prediction based on multi-model fusion across Indian coastal region[J]. *Progress in Oceanography*, 2021, 193: 102557.
- [64] LIN G F, JHONG B C, CHANG C C. Development of an effective data-driven model for hourly typhoon rainfall forecasting[J]. *Journal of Hydrology*, 2013, 495: 52-63.
- [65] BAKI H, CHINTA S, BALAJI C, et al. Parameter calibration to improve the prediction of tropical cyclones over the bay of bengal using machine learning-based multiobjective optimization [J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2022, 61(7): 819-837.
- [66] BAKI H, CHINTA S, BALAJI C, et al. Determining the sensitive parameters of the Weather Research and Forecasting (WRF) model for the simulation of tropical cyclones in the Bay of Bengal using global sensitivity analysis and machine learning [J]. *Geoscientific Model Development*, 2022, 15(5): 2133-2155.
- [67] LOUKAS A, VASILIADES L. Streamflow simulation methods for ungauged and poorly gauged watersheds [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2014, 14(7): 1641-1661.
- [68] YOUNG C C, LIU W C. Prediction and modelling of rainfall-runoff during typhoon events using a physically-based and artificial neural network hybrid model[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2015, 60(12): 2102-2116.
- [69] JEON S, KIM J. Artificial intelligence to predict climate and weather change[J]. *JMST Advances*, 2024; 6(1): 67-73.
- [70] LAM R, SANCHEZ-GONZALEZ A, WILLSON M, et al. Learning skillful medium-range global weather forecasting[J]. *Science*, 2023, 382(6677): 1416-1421.
- [71] JING R, GAO J, CAI Y, et al. TC-GEN: Data-driven tropical cyclone downscaling using machine learning-based high-resolution

- weather model [ J ]. *Authorea Preprints*, 2024, 16 ( 10 ): e2023MS004203.
- [ 72 ] DING J, CHEN W, CHEN J, et al. Spatiotemporal inhomogeneity of accuracy degradation in AI weather forecast foundation models: A GNSS perspective [ J ]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 139: 104473.
- [ 73 ] ROGERS R, MARKS F, MARCHOK T. *Encyclopedia of Hydrological Sciences*[ M ]. Chichester, U. K. : John Wiley & Sons, Ltd., 2009.
- [ 74 ] KANASE R D, DESHPANDE M S, KRISHNA R P M, et al. Evaluation of convective parameterization schemes in simulation of tropical cyclones by Climate Forecast System model: Version 2 [ J ]. *Journal of Earth System Science*, 2020, 129: 1-18.
- [ 75 ] SINGH K S, TYAGI B, VERMA V K, et al. Assessing the performance evaluation of different convective parameterization schemes in simulating the intensity of severe cyclonic storms over the Bay of Bengal region [ J ]. *Meteorological Applications*, 2019, 26 ( 4 ): 597-609.
- [ 76 ] 陈德辉, 薛纪善. 数值天气预报业务模式现状与展望 [ J ]. *气象学报*, 2004 ( 5 ): 623-633.  
CHEN Dehui, XUE Jishan. Current status and prospects of operational numerical weather prediction models [ J ]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2004 ( 5 ): 623-633.
- [ 77 ] BAUER P, THORPE A, BRUNET G. The quiet revolution of numerical weather prediction [ J ]. *Nature*, 2015, 525 ( 7567 ): 47-55.
- [ 78 ] BI K, XIE L, ZHANG H, et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks [ J ]. *Nature*, 2023, 619 ( 7970 ): 533-538.
- [ 79 ] LU Y, YIN J, WANG D, et al. Evaluating the influence of multisource typhoon precipitation data on multiscale urban pluvial flood modeling [ J ]. *International Journal of Disaster Risk Science*, 2022, 13 ( 6 ): 974-986.
- [ 80 ] LIU M, FANG S, DONG H, et al. Review of digital twin about concepts, technologies, and industrial applications [ J ]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 346-361.
- [ 81 ] BRAIK A M, KOLIOU M. A novel digital twin framework of electric power infrastructure systems subjected to hurricanes [ J ]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2023, 97: 104020.
- [ 82 ] FAN C, ZHANG C, YAHJA A, et al. Disaster city digital twin: A vision for integrating artificial and human intelligence for disaster management [ J ]. *International Journal of Information Management*, 2021, 56: 102049.

(责任编辑 王 璐)