

基于GNSS的面雨量预测技术研究

朱子园

长江水利委员会水文局, 湖北 武汉

收稿日期: 2025年10月28日; 录用日期: 2025年11月21日; 发布日期: 2025年12月26日

摘 要

面雨量预测对于支撑雨水情测报、防洪减灾等水利业务至关重要。传统降雨量预测手段存在多方面制约, 基于全球导航卫星系统(GNSS)的面雨量预测技术研究具有较广阔的应用前景。本文重点阐述了基于GNSS反演大气可降水量(PWV)及降雨预测模型的面雨量预测技术, 深入分析了基于该技术研发的面雨量监测设备在武汉市范围内的降雨预测能力评价, 并对当前应用情况和未来发展趋势进行了探讨。实验结果表明预测的降雨过程与实际降雨过程吻合情况较好; 中雨及以下场次的降雨预测精度较好, 大雨及暴雨的预测精度有待加强。

关键词

面雨量, 降雨预测, 机器学习, 精度评估

Research on GNSS-Based Area Rainfall Prediction Technology

Ziyan Zhu

Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan Hubei

Received: October 28, 2025; accepted: November 21, 2025; published: December 26, 2025

Abstract

Area rainfall forecasting is crucial for supporting hydrological monitoring, flood control, and disaster mitigation. Traditional precipitation forecasting methods face various constraints, whereas research on area precipitation forecasting technology based on Global Navigation Satellite Systems (GNSS) holds broad application prospects. This paper focuses on elaborating the area precipitation forecasting technology based on GNSS-retrieved Precipitable Water Vapor (PWV) and rainfall prediction models. It provides an in-depth analysis of the rainfall forecasting capability evaluation of an area precipitation monitoring device, developed based on this technology, within the Wuhan region. Furthermore, the current application status and

作者简介: 朱子园(1990-), 男, 籍贯: 湖北十堰, 本科, 工程师, 主要从事水文水资源监测研究, Email: 276642294@qq.com

文章引用: 朱子园. 基于 GNSS 的面雨量预测技术研究[J]. 水资源研究, 2025, 14(6): 618-624.

DOI: 10.12677/jwrr.2025.146066

future development trends are discussed. Experimental results indicate a good agreement between the predicted and actual rainfall processes. The forecasting accuracy is satisfactory for light to moderate rain events, whereas the accuracy for heavy rain and rainstorm events needs improvement.

Keywords

Area Rainfall, Rainfall Prediction, Machine Learning, Accuracy Assessment

Copyright © 2025 by author(s) and Wuhan University & Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

暴雨洪水往往来得快、来得急，传统监测预报手段预见期短、预报精准度不高。按照“两个坚持、三个转变”防灾减灾救灾理念和“节水优先、空间均衡、系统治理、两手发力”治水思路，水利部提出了水雨情测报“三道防线”思路。要在洪水灾害防御中赢得先机，就必须以流域为单元，建设数字孪生流域，构筑由气象卫星、测雨雷达、雨量站和水文站加降雨预报模型、产汇流水文模型、洪水演进水动力学模型组成的雨水情监测预报“三道防线”[1]。

目前，基于传统落地雨的洪水预报方法，预见期短，难以满足流域防洪要求。如何延长预见期、提高预测精度已成为雨水情测报的关键，也是当前降雨预报研究的热点与难点。GNSS 的信号穿过对流层时会产生延迟，能反映大气的实时状态信息，近年来逐渐被用于反演大气可降雨量，且随着 GNSS 技术的迅速发展，基于 GNSS 反演大气可降雨量的技术已经逐渐成熟，与传统雨量监测、测雨雷达等方法相比较，具有时空分辨率高、全天候观测、成本低等特点，可有效弥补当前雨量监测站网空间密度不够、预见期较短等不足。但基于 GNSS 反演大气可降雨量的降雨预测方法尚不成熟，大气可降雨量对降雨事件的响应机理亟待深入挖掘，相应的预测方法需要进一步优化和验证[2]。

本文分别对基于 GNSS 的面雨量预测技术及其应用情况进行介绍，主要包括 GNSS 反演大气可降雨量、降雨预测模型以及降雨预测能力评价等方面的应用现状和进展，阐述其应用成效与推广前景。

2. 基于 GNSS 的面雨量预测技术

GNSS 面雨量预测技术主要是通过接收 GNSS 信号，分析信号传播过程中对流层延迟，从而计算出大气可降雨量，再将大气可降雨量及其他气象数据输入至降雨预测模型，得到降雨预测成果。

2.1. GNSS 反演大气可降雨量

水汽的变化作为降雨的必要条件，对其进行精准探测对降雨研究具有重要意义。传统的水汽探测手段无法对水汽进行高时空分辨率、高精度、全天候的探测，而 GNSS 反演大气可降雨量能弥补传统手段的短板，提供更加充分的水汽资料。GNSS 反演大气可降雨量其原理主要是利用 GNSS 技术精确解算对流层延迟来反演信号传播路径上的水汽总含量[3] (见图 1)，其基本步骤(见图 2)如下：

- 1) 利用 GNSS 观测数据来解算获取天顶对流层延迟(ZTD)；
- 2) 利用地面气象元素结合静力学延迟公式来计算对流层干延迟(ZHD)，并将其从对流层延迟中去除，获得湿延迟(ZWD)；

- 3) 利用大气加权平均温度模型获取大气加权平均温度(T_m)，求取水汽转换系数(Π)；
- 4) 利用湿延迟(ZWD)及水汽转换系数(Π)来计算大气可降雨量(PWV)。

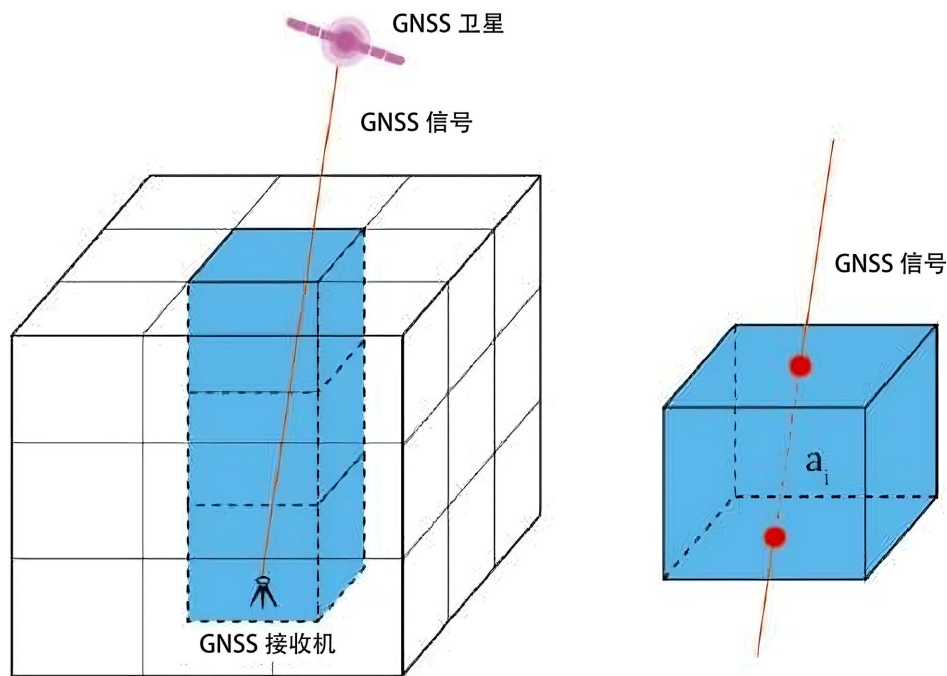


图 1. GNSS 反演 PWV 示意图

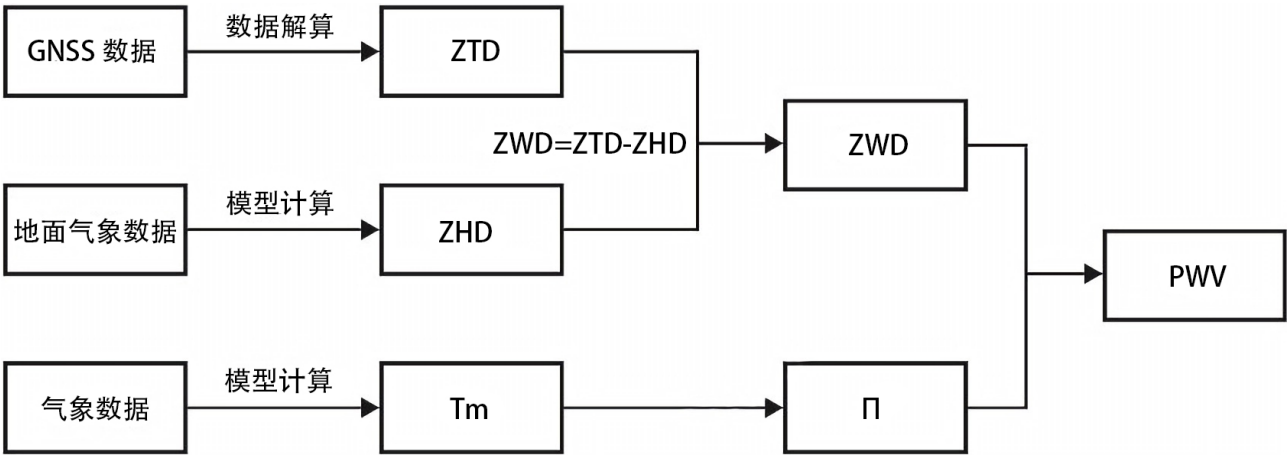


图 2. GNSS 反演 PWV 流程图

2.2. 降雨预测模型

水汽的演变是成云致雨不可或缺的先决因子，也是提升降雨预报能力所必须依托的核心信息。然而，水汽和降水的物理机制目前尚没有明确的物理公式来表达，主要以观测数据来研究水汽与降雨的关系，水汽在观测数据中主要通过物理量 PWV 作为表征。近年来基于 GNSS 反演的大气可降雨量为深入研究降雨的生成机理和预测方法提供了独立可靠的数据，已经逐渐应用于降雨等天气现象的研究。目前，在该领域中比较常见的方法之一是阈值降雨预测，该方法主要是基于降雨形成的一个必要条件来进行降雨预测，即降雨形成需要丰富的 PWV，整体可以分为两个步骤：1) 选定预测因子，例如 PWV 值，PWV 增长幅度、PWV 增长率等，并且根据

GNSS-PWV 时间序列计算每个时刻的预测因子; 2) 针对预测因子, 根据其数值大小预设候选阈值, 然后利用历史数据分析每个候选阈值对应的预测结果, 选出最优预测结果所对应的阈值作为最优阈值。在使用过程中, 如果预测因子超过相应的最优阈值, 则预测接下来一段时间内会发生降雨, 否则预测不发生降雨。该方法虽然可以准确预测绝大部分的降水事件, 但是其存在所选择的预测因子单一的问题[4]。因此, 本文提出在基于 PWV 进行降雨预测的同时结合其他气象数据, 通过机器学习的方式, 开展区域降雨预测模型构建(见图 3), 大体流程如下:

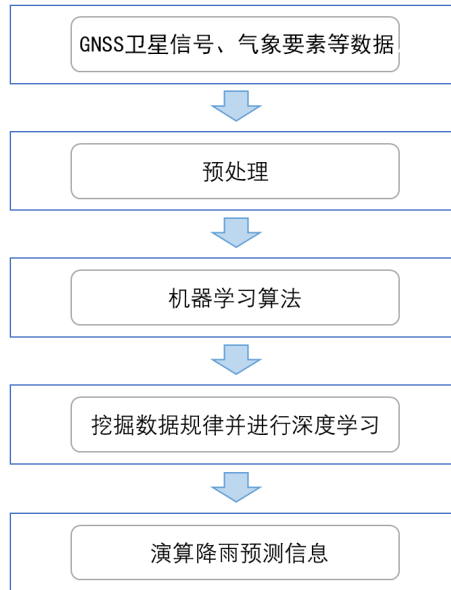


图 3. 区域降雨预测流程示意图

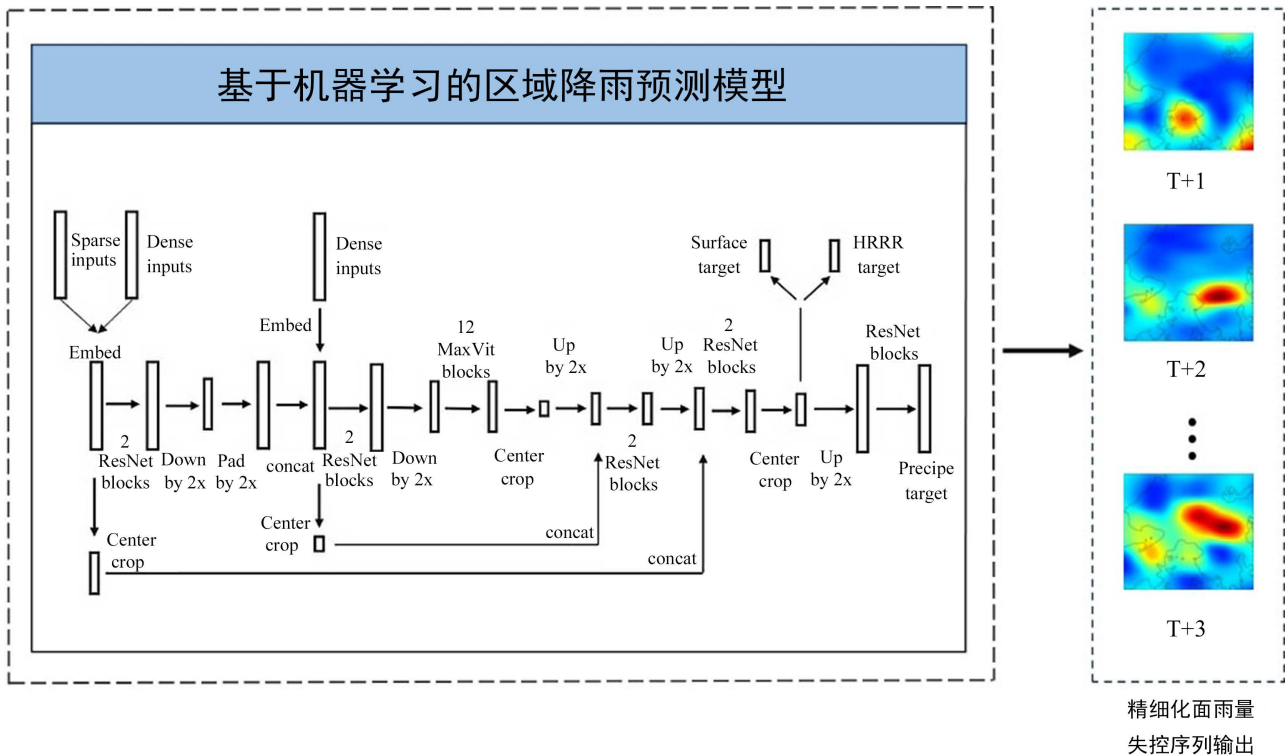


图 4. 基于机器学习的预测模型框架图

其中机器学习算法(见图 4)具体包括:

1) 建立时间序列嵌入层, 得到输入到模型的数据 M_{emb} 。数据包含标量投影模块, 位置编码和时间编码等信息。

2) 构建基于机器学习的时间序列编码器-解码器, 编码器将输入的数据 M_{emb} 转化成固定维度的特征图, 然后通过解码器对特征图进行解码生成精细化面雨量时序输出。

3. 实验与结果分析

3.1. 实验基本情况

为了分析基于 GNSS 的面雨量预测能力及效果, 2023 年在湖北省武汉市汉口水文站部署了 1 台基于 GNSS 的面雨量预测技术的原型设备与周边 14 个雨量站开展了为期 4 个月(7~10 月)的同步比测, 见图 5。

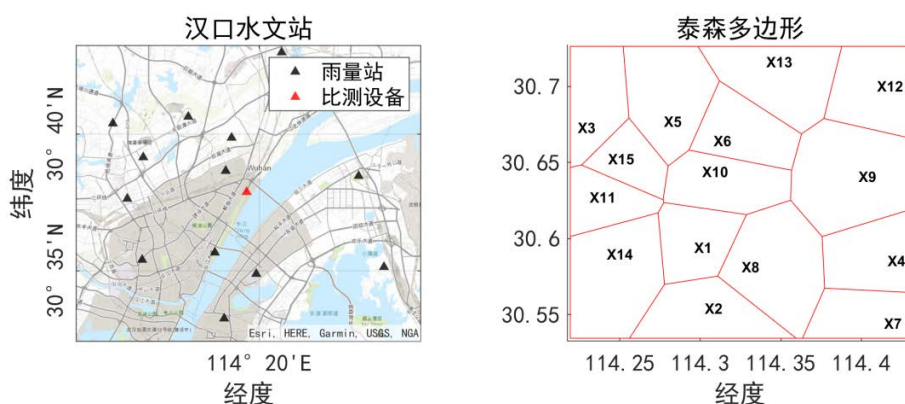


图 5. 原型设备与周边参考雨量站分布图

3.2. 降雨分级预报检验

参考《降水量等级划分标准》(GB/T 28592-2012)中雨量等级划分, 按照 12 h 的降水量大小将降水量分为无雨(<0.1 mm)、小雨($0.1 \text{ mm} \leq \text{雨量} < 4.9 \text{ mm}$)、中雨($5.0 \text{ mm} \leq \text{雨量} < 14.9 \text{ mm}$)、大雨($15 \text{ mm} \leq \text{雨量} < 29.9 \text{ mm}$)、暴雨及以上($\geq 30.0 \text{ mm}$)等 5 个等级, 并采用气象部门常用的《中短期天气预报质量检验办法》, 利用 TS 评分(临界成功指数)、BS 评分(预报偏差)、FAR (空报率)及 PO (漏报率)这 4 个评估指标来检验不同模式在降雨分级预报中的表现[5], 各指标计算公式如下:

$$TS_i = \frac{NA_i}{NA_i + NB_i + NC_i}, BS_i = \frac{NA_i + NB_i}{NA_i + NC_i}$$

$$FAR_i = \frac{NB_i}{NA_i + NB_i}, PO_i = \frac{NC_i}{NA_i + NC_i}$$

式中: i ——降水量等级; NA_i ——预报正确次数; NB_i ——空报次数; NC_i ——漏报次数。

从 TS 评分可以看出(见图 6), 随着降水量级增大, 预报难度显著增加, 经过分析受雨衰影响较大, 后期需加强触发机制识别研究; BS 评分各量级均接近 1.0 左右, 说明整体无显著系统性偏差, 但小雨、中雨、大雨略偏低, 存在轻微“预报不足”倾向; FAR 空报率方面, 中雨以上空报率较高, 预报参数需进一步优化; 漏报风险方面, 中雨以上漏报率较高, 对中雨以上降水过程的起报阈值或触发条件需要进一步优化。综上, 该预报方法对一般性降水(无雨、小雨、中雨)具有较高可信度和准确性; 对大雨及暴雨的捕捉能力明显不足, 后期拟通过融合其他来源数据、优化调整参数等方式降低空漏报率。

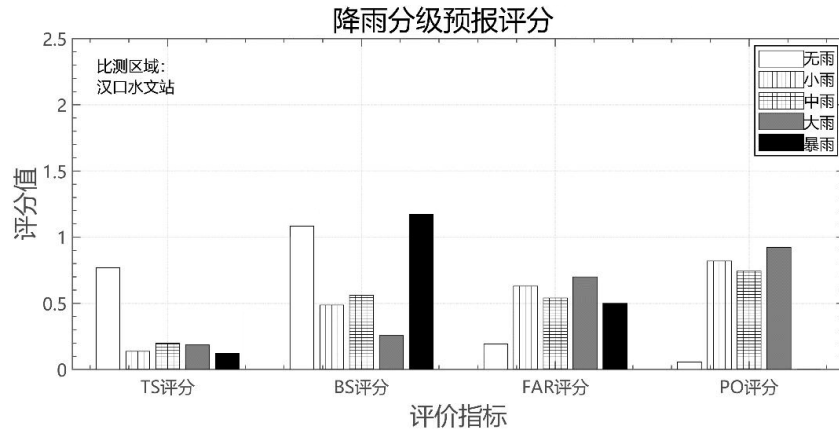


图 6. 降雨预测模型分级预报评分

3.3. 降雨量预报检验

除降雨分级预报评估外，还必须对降雨量的具体数值进行验证评估。本文选用业务上通用的六项误差指标即平均绝对误差(M_{AE})、均方根误差(R_{MSE})、预报偏小率(S_1)、预报偏小误差(X_1)、预报偏大率(S_g)和预报偏大误差(X_g)，来定量衡量降雨量预报的精确程度。

$$M_{AE} = \sum_{t=1}^N |F_t - O_t| / N, \quad R_{MSE} = \left[\sum_{t=1}^N (F_t - O_t)^2 / N \right]^{1/2}$$

$$S_1 = N_1 / N, \quad X_1 = \sum_{t=1}^{N_1} X_{1t} / N_1$$

$$S_g = N_g / N, \quad X_g = \sum_{t=1}^{N_g} X_{gt} / N_g$$

式中： F_t 和 O_t 分别为第 t 个时段的预报降雨和实测降雨； N 为总预报个数； M_{AE} 和 R_{MSE} 分别为平均绝对误差和均方根误差； X_{1t} 为第 t 个时段预报降雨量偏小的误差； X_{gt} 为第 t 个时段预报降雨量偏大的误差。若 $F_t < O_t$ 则预报偏小， $X_{1t} = F_t - O_t$ ， N_1 为 N 个降雨预报中偏小的总个数；反之若 $F_t > O_t$ 则预报偏大， $X_{gt} = F_t - O_t$ ， N_g 为 N 个降雨预报中偏大的总个数。 M_{AE} 反映预报序列偏离实测的程度； R_{MSE} 反映降雨预报值和实测值差别的平均大小； S_1 与 X_1 、 S_g 与 X_g 分别反映降雨预报值相对实测值的平均偏小和偏大程度[6]。

本次统计设备覆盖半径 20 km 内的所有雨量站用于计算参考面雨量，面雨量计算采用泰森多边形法。

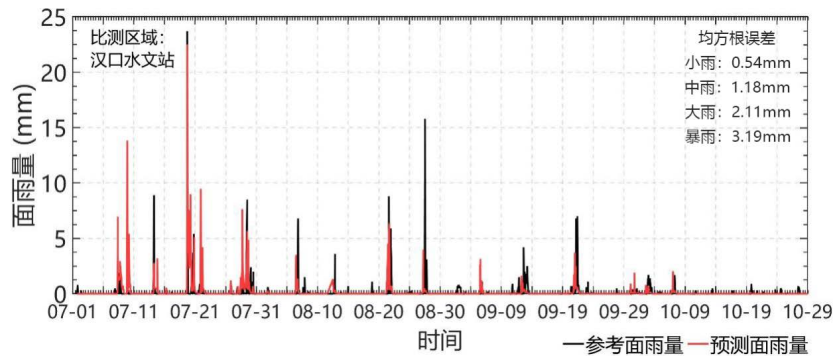


图 7. 面雨量预测降雨与实际降雨逐日过程对比图

2023 年 7~10 月，汉口水文站共发生 14 场降雨(见图 7)，预测的降雨与实际降雨吻合情况较好；从单场来

看，中雨及以下场次的降雨预测精度较好，大雨及暴雨的预测精度有待加强。

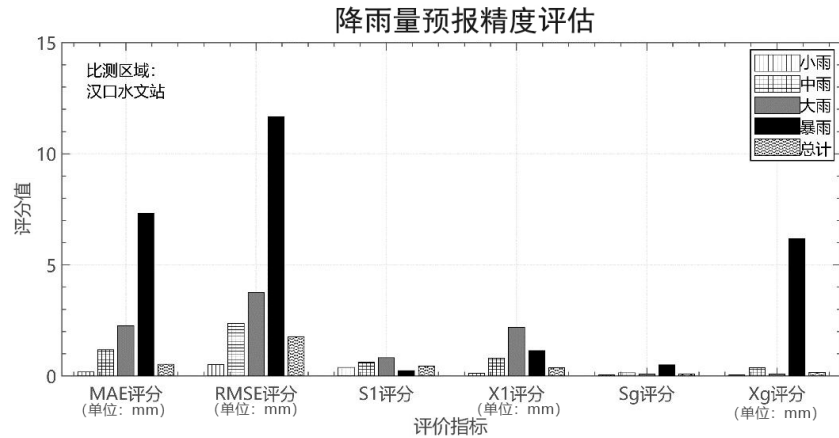


图 8. 降雨预测模型预报精度评估

整体误差方面(见图 8)，总体样本 MAE 为 0.53 mm、 $RMSE$ 为 1.76 mm，明显低于传统雷达 - 数值模式同类指标(通常 $RMSE \approx 2.5 \sim 3$ mm)，说明该方法在 0~3 h 短时预报中整体精度较高，但误差随量级增大而放大，暴雨的 $RMSE$ 达到 11.66 mm；系统性偏差方面，偏小率 S_1 随量级递增，偏小误差 X_1 绝对值同步加大，负偏差占主导，偏大率 S_g 总体较低，表明大雨及以上降水量预报“偏弱”。经过分析，中雨及以下降水，其 GNSS 反演的 PWV 与实况相关性较单一，故误差小且正负偏差对称；大雨及以上降水，其非线性相关性增强，形成“偏弱”为主、极值偶尔“跳高”的双峰误差分布。

4. 结论与展望

- 1) 本文分析了基于 GNSS 的面雨量预测技术，尤其是 GNSS 反演 PWV 技术及降雨预测模型构建，汉口水文站 GNSS 面雨量监测仪观测数据表明基于 GNSS 的面雨量预测技术能够较好满足区域面雨量快速精准预报需求。
- 2) 目前部署的 GNSS 面雨量监测仪装载的是基于 ERA5 数据集机器学习训练得到的通用模型，单站实测数据积累不足，随着数据积累，该模型会微调形成更具针对性的本地面雨量预测模型，大雨及以上面雨量预测预报性能会进一步提高。
- 3) 基于 GNSS 的面雨量监测技术可充分发挥其成本低、时空分辨率高、全天候观测等特点，应用于中小河流域、山洪灾害区等小尺度范围的重点区域，实现对区域 1~3 h 面雨量临近预报；可通过组网方式实现更大区域的面雨量预测，也可与测雨雷达、雨量站等建立协同互补，对雷达盲区进行补盲以及联动探测，通过多源数据融合，进一步提供更精准的面雨量预测成果。

参考文献

- [1] 刘志雨. 雨水情监测预报“三道防线”耦合贯通建设应用与探讨[J]. 中国水利, 2025(10): 1-7.
- [2] 尹恒毅. 地基 GNSS 反演大气可降水量的研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安科技大学, 2020.
- [3] 任梦. 基于 GNSS 水汽反演信息的短临降雨预报方法研究[D]: [硕士学位论文]. 淮南: 安徽理工大学, 2024.
- [4] 李龙江. 基于机器学习的 GNSS 水汽反演及其在降雨预报中的应用研究[D]: [博士学位论文]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
- [5] 王昊, 江文员, 刘益民, 等. 基于 TIGGE 多模式的 6 h 降雨预报精度对比分析[J]. 水利水运工程学报, 2022(2): 31-39.
- [6] 王昊. 水库防洪预报调度规则决策树的制定及应用[D]: [硕士学位论文]. 泰安: 山东农业大学, 2023.