



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 改进的 GNSS-PWV 三因子阈值降雨预报方法研究
作者: 董传凯, 余法承, 张卫星, 方礼喆, 魏康丽, 楼益栋, 欧书圆
DOI: 10.13203/j.whugis20220798
网络首发日期: 2023-07-17
引用格式: 董传凯, 余法承, 张卫星, 方礼喆, 魏康丽, 楼益栋, 欧书圆. 改进的 GNSS-PWV 三因子阈值降雨预报方法研究[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20220798>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20220798

引用格式：

董传凯, 余法承, 张卫星, 等. 改进的GNSS-PWV三因子阈值降雨预报方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220798 (DONG Chuankai, YU Facheng, ZHANG Weixing, et al. Research on Improved GNSS-PWV Three Factor Threshold Rainfall Forecasting Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220798)

改进的 GNSS-PWV 三因子阈值降雨预报方法研究

董传凯¹, 余法承¹, 张卫星², 方礼喆¹, 魏康丽³, 楼益栋², 欧书圆²

1 武汉大学数学与统计学院, 武汉 430072

2 武汉大学卫星导航定位技术研究中心, 武汉 430079

3 武汉大学国家网络安全学院, 武汉 430072

摘要：大气可降水量(PWV)在研究大气水汽含量与降雨之间关系的研究中发挥着越来越重要的作用。基于GNSS PWV的三因子(PWV、PWV变化量和PWV变化率)阈值的降雨预报方法已经在一些场景中取得了不错的效果,但该方法目前仍存在一些问题,包括部分场景下无法有效反映PWV的变化、预测因子的阈值确定不够合理。本文对传统方法进行了改进,以PWV为主要预测因子、PWV增量和PWV增率为辅助预测因子,并采用定量选取月阈值的方法进行降雨预报。基于SuomiNet网的实验结果显示,改进方法能够取得92%以上的平均正确率和63%左右的平均误报率,与传统三因子算法相比,改进方法的降雨预报正确率更高,误报率更低,且命中率处于相同水平。改进后的方法能够充分利用PWV的季节特征和实时信息,捕捉PWV和降雨之间的关系,更有效地预测降雨。

关键词：GNSS; 大气水汽; 降雨预报; 预测因子; 阈值确定

Research on Improved GNSS-PWV Three Factor Threshold

Rainfall Forecasting Method

DONG Chuankai¹, YU Facheng¹, ZHANG Weixing², FANG Lizhe¹,

WEI Kangli³, LOU Yidong², OU Shuyuan²

1 School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan 430072, China

2 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China

项目资助：国家自然科学基金(42174027), 中央高校基本科研业务费专项资金(2042022kf1198), 青年托举人才工程(YESS20200110), 武汉市知识创新专项-曙光计划项目(2022010801020129)

第一作者：董传凯, 硕士生, 研究方向为GNSS气象学. E-mail: chuankaid@whu.edu.cn

通讯作者：张卫星, 博士, 副教授, 研究方向为GNSS气象学. E-mail: zhangweixing89@whu.edu.cn

Abstract: Objectives: Precipitable water vapor (PWV) plays an increasingly significant role in the quantitative study of the potential meteorological factors that cause rainfall. The PWV-based three-factor (PWV, PWV change and rate of PWV change) threshold method for the rain forecast has been established, empirically proving its effectiveness in some scenarios. However, an apparent issue is that not fully using real-time information restricts performance. Our study proposed an improved monthly threshold method to tackle this problem. **Methods:** The basic idea is to refine the predictors. In this paper, the three-factor monthly threshold method based on PWV, PWV increment and rate of PWV increment is used to realize the short-term rainfall forecast within 6 hours, in which PWV is used as the main predictor, and PWV increment and PWV increase rate are used as secondary factors to assist in the prediction. We offer a quantitative standard for picking the threshold based on maximizing Critical Success Index (CSI). The specific prediction steps are as follows: (1) Get the time series of the three predictors from the raw data. Set a sliding window length of 6 hours, after calculating the PWV increment and rate of PWV increment under the current window, slide the window backwards for 30 minutes. By repeating the operations, we obtain the PWV increment sequence and the rate of PWV increment sequence; (2) Select the monthly threshold based on the data from 2015 to 2018. Set the optimal threshold for PWV according to CSI every month, then fix the threshold of PWV, and use the CSI maximum principle to select the optimal thresholds for PWV increment and the rate of PWV increment jointly; (3) Use the optimal threshold set on the 2019 data to predict the rainfall in the next 6 hours. If the PWV exceeds the threshold at a certain moment, predict rainfall; if the PWV does not exceed the threshold at a certain moment, but both the PWV increment and the rate of PWV increment exceed the threshold, predict rainfall; otherwise, predict no rainfall. Finally, the forecasted rainfall and actual rainfall are counted to calculate the correct rate (CR), false alarm rate (FAR) and CSI. Meanwhile, we explain that compared with using Probability

of Detection (POD), it is more reasonable to use CR to evaluate the proportion of predicted rainfall events. **Results:** We apply our method to 11 different stations of SuomiNet. The CR of the improved method is above 89%, while the FAR is controlled below 73%. Among them the CR of the three stations P031, P047 and CN00 is about 95%, and the FAR is not higher than 65%. In general, the proposed method can predict more than 92% of rainfall on average, and the average FAR of each forecast is about 63%. Compared with the traditional three-factor algorithm, the average CR of the improved three-factor algorithm is increased by nearly 6%, the average FAR is reduced by more than 4%, and the average POD is at the same level. **Conclusion:** Using PWV increment and the rate of PWV increment, the new predictor can better reflect the characteristics of the rising phase of PWV and keep updating synchronously with PWV. Compared with the traditional method, our algorithm can predict rainfall more effectively and has higher applicability.

Keywords: GNSS; water vapour; rain forecast; prediction factor; threshold selection

0 引言

在全球气候变暖和城市化背景下,我国城市由于暴雨引发的洪涝灾害问题日趋严重。例如,2021年7月17日至23日,河南省遭遇特大暴雨,发生严重洪涝灾害,共造成河南省1478.6万人受灾,死亡失踪398人,直接经济损失1200.6亿元^[1]。准确的降雨预报具有重大意义。

形成降雨的一个必要条件是大气中有足够多的水汽^[2]。可降水量(Precipitable Water Vapor, PWV)为单位横截面垂直柱中水汽总含量,是反映大气水汽含量的一个常用指标。PWV与水文循环和动力过程密切相关,PWV值变化对降雨发生具有一定的指示作用^[3-6]。但是大气水汽具有复杂的时空变化特征,目前仍然是大气中最难以精确测定的要素之一。地基GNSS相比于传统水汽探测手段具备低成本、高精度和全天候的综合优势,经过近30年的发展,已经成为水汽探测的一种重要技术手段^[7-13]。国内外学者针对基于GNSS水汽的降雨预测已经开展了不少研究。例如,Benevides等人^[14]在2016年分析了里斯本地区的GPS PWV和降雨之间的相关性,提出了基于PWV变化率的单因子阈值降雨预测方法。姚宜斌等人分析了中国部分亚热带地区的PWV与降雨的变化规律,提出了以PWV、PWV变化量和PWV变化率作为预测因子的阈值方法,单路路等人^[15,16]将三因子阈值方法应用于武汉地区,取得了80%的正确率,和66%左右的误报率。Manandhar等人^[17]发现在热带地区使用PWV最大值和PWV最大变化率作为预测因子时,算法能够预测出80%左右的降雨,且误报率低于56%。Li等人^[18]对月阈值方法做出改进,提出一种使用31天滑动窗口确定日阈值的新方法。刘洋

等人^[19,20]基于神经网络理论建立短期降雨预测模型,可预测出90%以上的降雨事件。Biswas 等人^[21]使用水平对流层梯度和大气残余量作为模型主要特征,取得了88%的正确率和35.7%的误报率。Zhao 等人^[22]基于监督学习算法建立降雨预测模型,模型内部验证和外部验证的均方根误差分别为1.36mm/h和1.39mm/h,相对均方误差分别为1.00和0.91。

目前研究常用的预测因子为PWV、PWV变化量和PWV变化率,其中变化量和变化率会因为PWV的增长和下降抵消作用而在连续时间窗口内保持不变,无法较好地发挥预测因子的作用。此外现有研究大多只为PWV或其它主要预测因子设置动态阈值,未充分顾及各类因子的时变特征^[14-17]。针对这些问题,本文将提出一种改进的三因子短临降雨预报方法,采用改进的预测因子来解决传统预测因子无法随时间动态更新的问题,并为每个预测因子动态确定月阈值。文章将在1.1节对预报方法验证的测站选取和数据进行简要介绍,然后在1.2节给出改进预测因子的定义和阈值确定方法。在2.1节分析预测因子和降雨的关系,在2.2节给出模型验证结果。最后在第3节对本文进行总结。

1 数据与方法

1.1 数据

本文使用美国 SuomiNet 网络(<https://www.unidata.ucar.edu/data/suominet/>)提供的GNSS水汽产品。SuomiNet网络提供北美800多个测站和全球150个测站的PWV和气象产品^[23]。为从SuomiNet中选取合适的实验测站,采用以下筛选原则:①测站水汽产品时间跨度为2015年-2019年,且产品完整率在70%以上;②前4年不能同时缺失某个月的产品;③测站同时包含PWV和降水产品。最终确定了11个符合条件的测站(如图1所示),其中TTUW, LVEG, CN00, TNCM, SROD, CN25和CN12所在区域属于热带气候,全年温度较高,年平均降雨量在1000mm以上。P085属于典型的亚热带湿润气候,夏季炎热,冬季短暂,寒冷,各月降雨分布均匀,年平均降雨量在1200mm左右。P047, P031, ECSD属于温带大陆性气候,冬季干燥寒冷,夏季潮湿炎热,年平均降雨量为400-700mm。本文选取TTUW测站进行算法分析,其余测站用来进行算法验证。使用的PWV和降雨数据时间分辨率为30分钟。

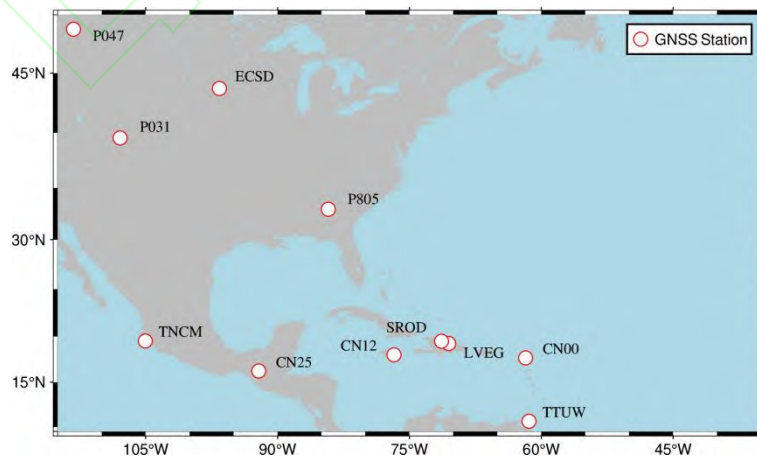


图 1: GNSS 测站位置图

Fig.1 Geographical Distribution of GNSS Stations

1.2 方法

1.2.1 预测因子选取方法

PWV 大幅上升的特征往往与降雨有关，为了更准确地刻画这种上升的特征并保证预测因子随时间同步变化，本文在 PWV 的基础上，联合 PWV 增量(ΔPWV)与 PWV 增率 ($\Delta_t PWV$) 作为预测因子，其中增量和增率均使用当前 PWV 参与计算，能更好地反映 PWV 的实时变化，计算公式如下

$$\Delta PWV(t) = PWV(t) - PWV(t_0) \quad (1)$$

$$\Delta_t PWV(t) = \frac{\Delta PWV(t)}{t-t_0} \quad (2)$$

其中 t_0 是 $PWV(t)$ 在 $[t-6h, t]$ 内取最小值所对应的时刻，并且规定当 $t_0 = t$ 时， $\Delta_t PWV(t) = 0$ 。

1.2.2 阈值确定方法

如表 1 所示，本文采用 Doswell 和 Flueck 提出的 2×2 列联表预测标准^[24]，并利用事件来计算列联表中的指标。记事件 A_t 为“ t 时刻未来 6 小时内发生降雨”。如果在 t 时刻事件 A_t 的预测发生结果与实际发生结果相同，说明预测正确，用 n_{11} 与 n_{22} 表示；反之则说明预测错误，此时分为误报预测与忽略预测两种情况，分别用 n_{12} 和 n_{21} 表示。

表 1: 真实-预测 2×2 列联表

降雨	预测		总计	
	是	否		
真实	是	n_{11}	n_{21}	$n_{11} + n_{21}$
	否	n_{12}	n_{22}	$n_{12} + n_{22}$
总计	$n_{11} + n_{12}$	$n_{21} + n_{22}$	$n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}$	

Donaldson 等人^[25]确定了气象预测中的几种标准，如临界成功指数 (Critical Success Index, CSI)，命中率 (Probability of Detection, POD) 和误报率 (False Alarm Rate, FAR)。在上述基于事件的定义中，它们的计算公式及关系如下：

$$POD = \frac{n_{11}}{n_{11}+n_{21}} \quad (3)$$

$$FAR = \frac{n_{12}}{n_{11}+n_{12}} \quad (4)$$

$$CSI = \frac{n_{11}}{n_{11}+n_{12}+n_{21}} \quad (5)$$

$$\frac{1}{CSI} = \frac{1}{POD} + \frac{1}{1-FAR} - 1 \quad (6)$$

合理的阈值应当保证预测时会有较高的 POD 和较低 FAR。CSI 作为 POD 和 FAR 的线性组合，CSI 越大，则 POD 越大或者 FAR 越小。为了确保预测的精度，本文将最大化 CSI 来选取阈值，CSI 最大时对应的阈值即为最优阈值。

1.2.3 模型评价

本文将一个发生降雨的时刻视作一个降雨事件。除 POD 和 FAR 外，被预测到的降雨事件占比也是衡量模型预测效果的一个重要指标。本文引入正确率 (Correct Rate, CR) 来评价被预测到的降雨事件占比，其定义如下^[15]：

$$CR = \frac{N_{pred}}{N_{total}} \quad (7)$$

其中 N_{pred} 和 N_{total} 分别代表被预测到的降雨事件数和总降雨事件数。

当降雨事件发生前 6 小时内有一个时刻预报降雨时，称降雨事件被预测到。相较于使用 POD，使用 CR 评价被预测到的降雨事件占比更加合理。因为对于一个降雨事件，其被预测到的概率不取决于事件发生前 6 小时内每个时刻预报降雨的概率，而取决于降雨发生前 6 小时内存在一个预报降雨时刻的概率。根据 POD 与 CR 的定义：当 POD 接近 1 时，CR 也接近 1；当 POD 较小时，CR 则不完全依赖于 POD。即使在某些 POD 较低的情况下，模型也能预测到大部分降雨。

1.2.4 三因子阈值算法

本文将基于 PWV，PWV 增量与 PWV 增率的三因子月阈值方法来实现 6 小时内的短临降雨预测，其中 PWV 作为主要预测因子，而 PWV 增量和 PWV 增率作为次要因子辅助预测。具体预测步骤如下：

(1) 从原始数据中得到三个预测因子的时间序列。SuomiNet 已提供经过预处理的 PWV 序列，设定长度为 6 小时的滑动窗口，在当前窗口下计算 PWV 增量和 PWV 增率后，窗口向后滑动 30 分钟，并计算下一窗口下的 PWV 增量和 PWV 增率，从而得到 PWV 增量序列和 PWV 增率序列；

(2) 基于 2015 年-2018 年的数据选取每个月的阈值。每个月根据 CSI 为 PWV 设置最优阈值，然后固定 PWV 的阈值，利用 CSI 最大原则选取 PWV 增量和 PWV 增率的一组最优阈值，从而得到每个月的最优阈值集合；

(3) 在 2019 年的数据上使用最优阈值集合进行未来 6 小时内的降雨预测。预测规则如图 2 所示：如果某时刻 PWV 超过阈值，预测降雨；如果某时刻 PWV 未超过阈值，但 PWV 增量与 PWV 增率均超过阈值，预测降雨；否则，预测不降雨。最终统计预测降雨数和实际降雨数来计算正确率(CR)，误报率(FAR)和临界成功指数(CSI)。

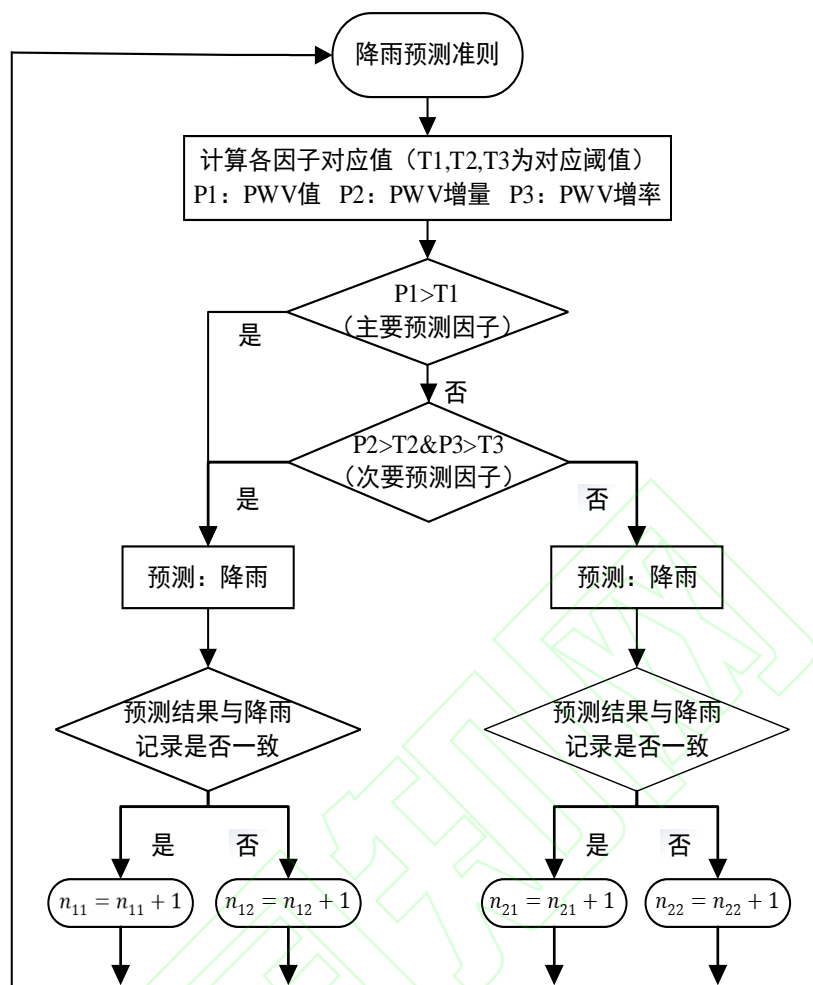


图 2:三因子阈值方法预测流程

Fig.2 The Flow Chart of Three-Factor Threshold Method

2 结果和分析

2.1 预测因子阈值分析

为了验证 PWV、PWV 增量和 PWV 增率在预测中的可靠性，选取具有代表性的 3 个月份（1 月、6 月、11 月），分别分析三个预测因子和降雨的关系。在每个月为每个预测因子分别设置了一组阈值集，并单独测试各个因子在对应阈值下的降雨预测结果，结果如图 3 所示。可以发现，当阈值选取比较小时，每个预测因子对应的准确率很高，其中 PWV 对应的准确率最高超过 95%；同时其对应的误报率也很高，最高可达 80%。这是因为当预测因子的阈值较低时，几乎每个时刻都会预测降雨。如图 3(a)，随着阈值的增加，PWV 对应的准确率和误报率均随之下降，并且在其中一个阈值对应的 CSI 取到最大。从图 3(b)和(c)可知，随着阈值增大，PWV 增量和 PWV 增率对应的准确率随之线性下降，而其对应的误报率下降缓慢甚至几乎不变，说明仅使用 PWV 增量或 PWV 增率进行预测不能有效地筛选出降雨事件。此外可以看出 1 月、6 月和 11 月最大 CSI 对应的阈值并不相同，因此考虑预测因子的月阈值是有必要的。以 2015 年 6 月 3 日-2015 年 6 月 12 日为例，图 4 描述了 6 月最优阈值和三因子的变化。

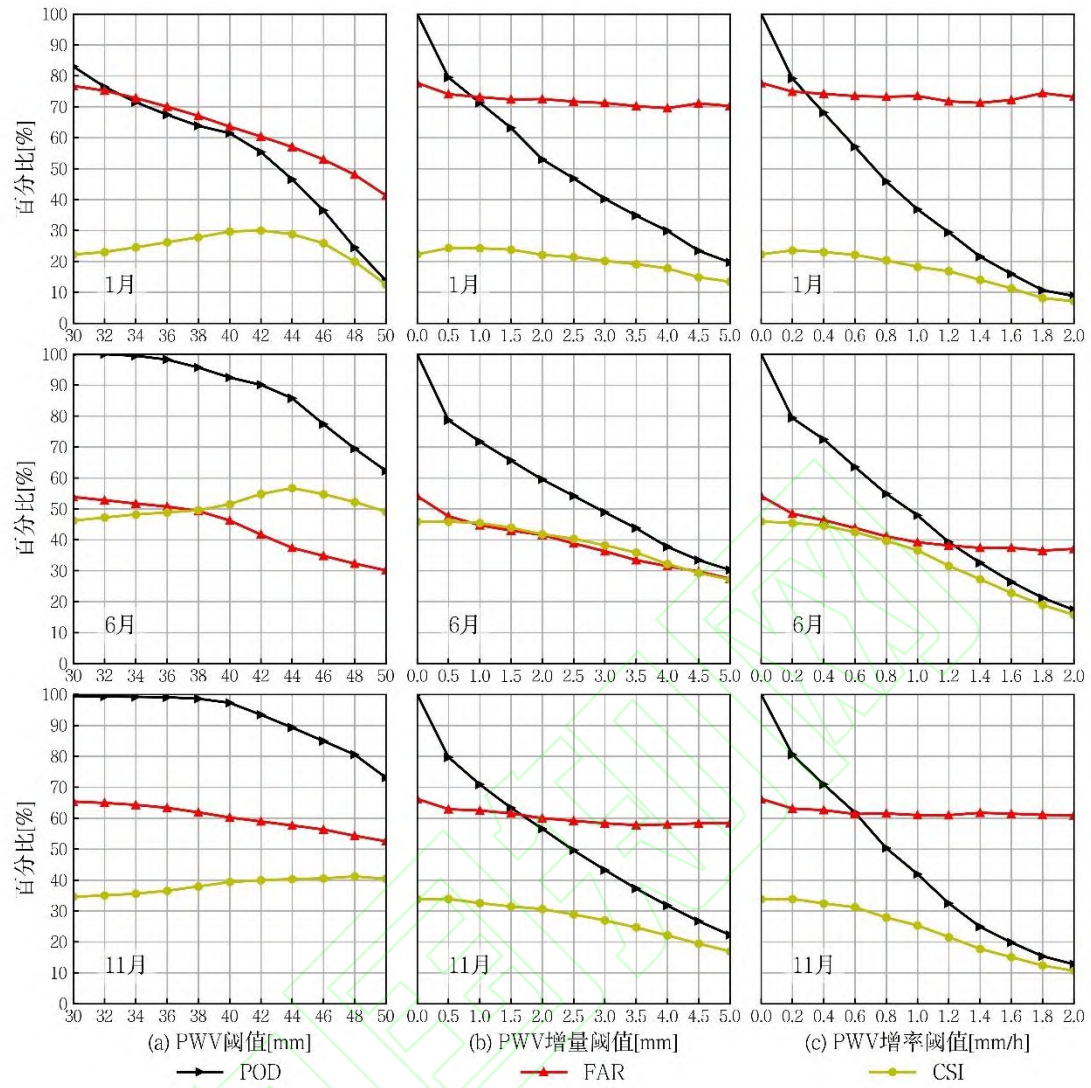


图 3. TTUW 测站阈值-评价指标图

Fig.3 The Threshold-Index Variations of Three Months of TTUW Station

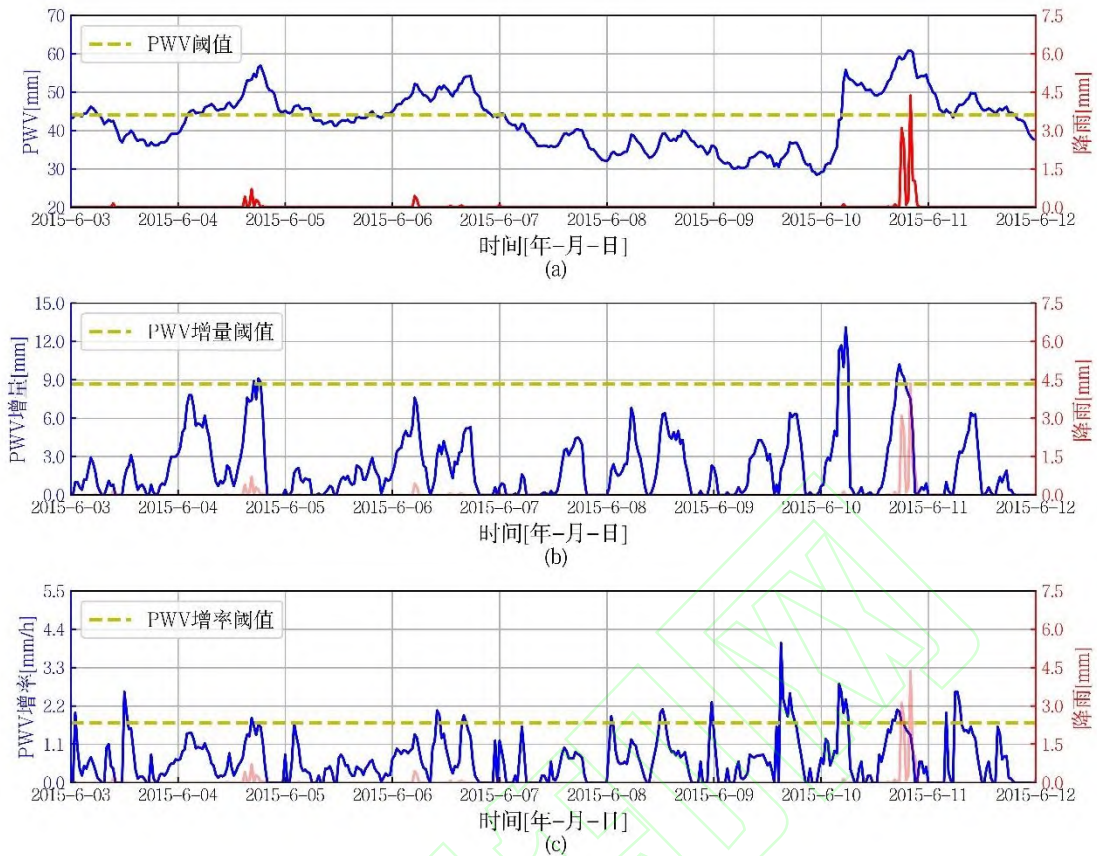


图 4. TTUW 测站最优阈值-预测因子图
Fig.4 Optimal Threshold-Predictor Map of TTUW Station

下面组合 PWV、PWV 增量和 PWV 增率，同时研究它们三者与降雨之间的关联。选取 PWV 作为主要预测因子，选取 PWV 增量和 PWV 增率作为辅助预测因子，在每个月中观察它们阈值设置与 POD，FAR 和 CSI 的变化。按照 1.2 节方法来为每个月设置阈值：首先只将 PWV 作为预测因子，在每个月中确定 PWV 的最优阈值；然后在固定 PWV 阈值的情况下，基于 CSI 最大原则确定 PWV 增量和 PWV 增率的一组最优阈值，即图 5 中亮度最高色块。

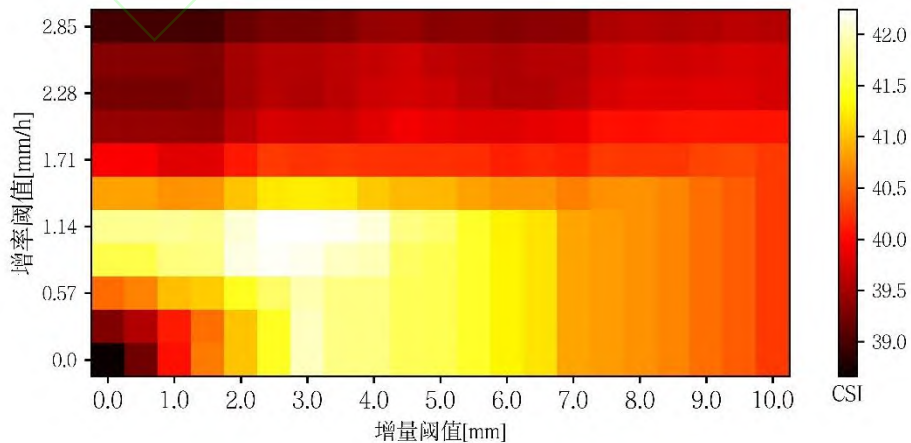


图 5 TTUW 测站 8 月份增量阈值和增率阈值与 CSI 分布关系的热力图

Fig.5 The Heat Map of the CSI Distribution with Respect to the Thresholds of the PWV Increment and the Rate of PWV Increment

由图 6 知，相较于 PWV 单因子预测，三因子预测几乎在每个月上都有更高的 POD，而 FAR 与前者相当。在 8 月和 9 月，三因子预测较于单因子预测对应的 POD 提高了 10% 以上，这说明 PWV 增量和 PWV 增率作为辅助因子时能够用于降雨预测，且三因子方法较 PWV 单因子能够更好地预测降雨。

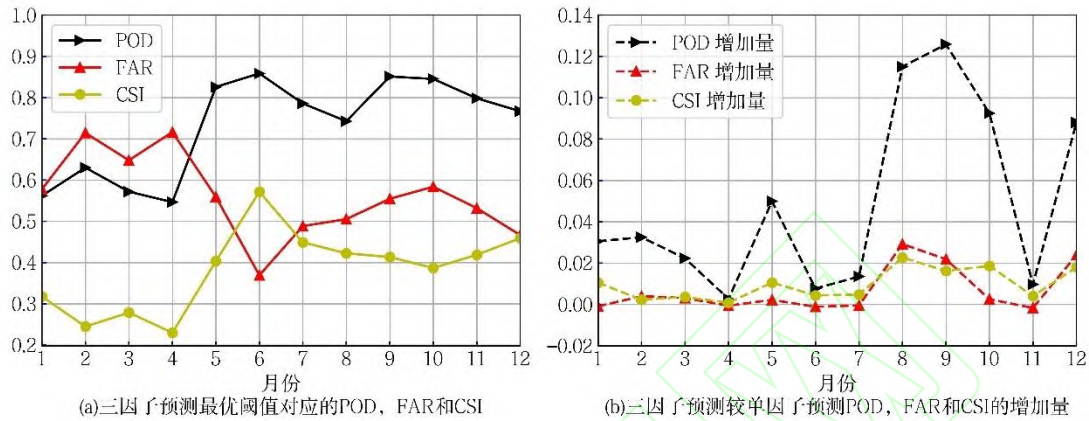


图 6. 三因子预测效果较单因子(PWV)预测的变化
Fig.6 The Effect of the Three-Factor Model Compared with the Single-Factor(PWV) Model

2.2 模型验证

为了验证改进三因子阈值算法在其他地区的适用性，将三因子阈值方法应用于 1.1 节所述的另外 10 个测站，并按照 1.2 节方法基于 2015-2018 年的数据确定每个测站的最优阈值集合，并利用 2019 年数据进行验证，统计结果如表 2 所示，表中还给出了常用的三因子（PWV、PWV 变化量和 PWV 变化率，记为 Old）预报结果进行对比。

表 2. 模型预测结果统计：New 代表本文提出的改进三因子阈值算法，Old 代表传统三因子阈值算法

Table 2 Statistics of the Model Prediction: New and Old
Denote the Proposed Model and Traditional Model

测站	模型	N_{pred}	N_{total}	POD[%]	FAR[%]	CR[%]
P031	New	889	931	85.23	58.38	95.49
	Old	856	931	83.07	58.74	91.94
P047	New	1122	1181	78.70	62.59	95.00
	Old	1084	1181	81.92	62.95	91.79
P805	New	691	767	65.47	60.03	90.09
	Old	628	767	66.20	64.77	81.88
CN00	New	741	781	73.94	64.44	94.88
	Old	721	781	78.92	66.45	92.32
CN12	New	547	585	62.79	63.75	93.50
	Old	508	585	59.05	71.02	86.84

CN25	New	589	652	54.16	57.55	90.34
	Old	529	652	55.68	64.12	81.13
TNCM	New	357	387	56.07	63.24	92.25
	Old	327	387	60.27	67.92	84.50
LVEG	New	589	642	68.95	72.07	91.74
	Old	563	642	72.29	75.95	87.69
ECSD	New	830	920	73.60	68.44	90.22
	Old	776	920	70.56	70.56	84.35
SROD	New	441	495	48.09	65.29	89.09
	Old	395	495	42.23	76.47	79.80
TTUW	New	792	852	68.70	54.54	92.96
	Old	769	852	70.38	59.98	90.26
平均	New	7588	8193	66.88	62.76	92.32
	Old	7156	8193	67.32	67.18	86.59

从表 2 中可以看出，新算法的正确率均在 89%以上，而误报率均被控制在 73%以下，其中 P031, P047 和 CN00 三个测站的正确率达 95%左右，而误报率不高于 65%。总的来说，本文提出的新方法平均能够预测出 92%以上的降水，并且每次预报的平均误报率在 63%左右。与传统三因子算法相比，改进三因子算法平均正确率提高了近 6%，平均误报率降低了 4%以上，且平均命中率处于相同水平。

3 结论

本文基于现有的三因子阈值算法的不足，提出了一种改进三因子阈值方法。主要创新在于：（1）使用 PWV 增量和 PWV 增率代替 PWV 变化量和 PWV 变化率进行降雨预测，新的预测因子能够更好反映 PWV 上升阶段的特征，并且保持与 PWV 同步更新；（2）相比于为每个预测因子设置固定阈值或者仅为主要因子设置月阈值，本文为每个预测因子分别设置了月阈值；（3）引入基于事件的 2x2 列联表和各个评价指标，同时定量使用 CSI 作为阈值选取原则。

基于 SuomiNet 中 TTUW 测站 2015-2018 年的数据分析了 PWV、PWV 增量和 PWV 增率和降雨的关系，确定了三因子阈值算法的改进方法。将改进方法应用到更多 SuomiNet 测站中，测试三因子方法的预测效果，取得 92%以上的平均正确率和 63%左右的平均误报率，相比于目前常用的一些预测模型，以 PWV 为主要因子、PWV 增量和 PWV 增率为辅助因子的三因子阈值算法能够更为有效地进行降雨预测，且适用性较高。

参考文献

- [1] Disaster Investigation Team of the State Council. Investigation Report on "7.20" Extraordinary Rainstorm Disaster in Zhengzhou, Henan[R]. *Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China*, 2022.(河南郑州“7.20”特大暴雨灾害调查报告[R].中华人民共和国应急管理部, 2022)
- [2] Bretherton C S, Peters M E, Back L E. Relationships between Water Vapor Path

- and Precipitation over the Tropical Oceans[J]. *Journal of Climate*, 2004, 17(7): 1517-1528.
- [3] Li G, Chen J, Hao L. Case Study of the Rainfall Processes in Different Cloud Systems Based on GPS-PWV Data in Chengdu Plain[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(4): 384-388 (李国平, 陈娇娜, 郝丽萍. 基于 GPS-PWV 的不同云系降水个例的综合分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(4): 384-388)
- [4] Wang J, Zhang L, Dai A, Hove T V, Baelen J. A near-global, 2-hourly data set of atmospheric precipitable water from ground-based GPS measurements[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2007: Atmospheres 112(D11).
- [5] Chen Y, Liu Y, Wang X, et al. GPS Real-Time Estimation of Precipitable Water Vapor-Hong Kong Experiences[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2007, 36(1): 9-12, 25 (陈永奇, 刘焱雄, 王晓亚等. 香港实时 GPS 水汽监测系统的若干关键技术[J]. 测绘学报, 2007(1): 9-12+25)
- [6] Shi C, Zhou L, Fan L, et al. Analysis of "21 · 7" extreme rainstorm process in Henan Province using Beidou/GNSS observation. *Chinese Journal of Geophysics*, 2022, 65(1): 186-196 (施闯, 周凌昊, 范磊等. 利用北斗/GNSS 观测数据分析“21·7”河南极端暴雨过程[J]. 地球物理学报, 2022, 65(1): 186-196)
- [7] Zhao Q, Du Z, Wu M, et al. Establishment of PWV Fusion Model Using Multi-source Data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(11): 1823-1831 (赵庆志, 杜正, 吴满意, 等. 利用多源数据构建 PWV 混合模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(11): 1823-1831)
- [8] Seco A, Ramírez F, Serna E, et al. Rain pattern analysis and forecast model based on GPS estimated atmospheric water vapor content[J]. *Atmospheric environment*, 2012, 49: 85-93.
- [9] Wang G, Wang Z, Yang J. Ground-Based GPS Nearly Real-Time Inversion of Precipitable Water Vapor over Three Gorges Area. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(9): 761-763 (王贵文, 王泽民, 杨剑. 地基 GPS 准实时反演三峡地区大气可降水量的研究[J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2007, 32(9): 761-763)
- [10] Bevis M, Businger S, Chiswell S, et al. GPS meteorology: Mapping zenith wet delays onto precipitable water[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1994 : 379-386.
- [11] Saastamoinen J. Atmospheric correction for the troposphere and stratosphere in radio ranging satellites[J]. *The use of artificial satellites for geodesy*, 1972, 15: 247-251.
- [12] Li X, Dick G, Lu C, et al. Multi-GNSS meteorology: real-time retrieving of atmospheric water vapor from BeiDou, Galileo, GLONASS, and GPS observations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(12): 6385-6393.
- [13] Shi J, Xu C, Guo J, et al. Real-time GPS precise point positioning-based precipitable water vapor estimation for rainfall monitoring and forecasting[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 53(6): 3452-3459.
- [14] Benevides P, Catalao J, Miranda P M A. On the inclusion of GPS precipitable water vapour in the nowcasting of rainfall[J]. *Natural Hazards and Earth System*

- Sciences*, 2015, 15(12): 2605-2616.
- [15] Yao Y, Shan L, Zhao Q. Establishing a method of short-term rainfall forecasting based on GNSS-derived PWV and its application[J]. *Sci Rep*, 2017, 7: 12465.
- [16] Shan L, Yao Y, Zhao Q, et al. A Short-term Rainfall Forecasting Method based on GNSS PWV Data[J]. *Journal of Geomatics*, 2019, 44(1): 22-26 (单路路,姚宜斌,赵庆志,等. 基于 GNSS PWV 的短临降雨预测方法[J]. 测绘地理信息, 2019, 44(1): 22-26.)
- [17] Manandhar S, Lee Y H, Meng Y S. GPS-PWV Based Improved Long-Term Rainfall Prediction Algorithm for Tropical Regions[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(22): 2643.
- [18] Li H, Wang X, Wu S, et al. A new method for determining an optimal diurnal threshold of GNSS precipitable water vapor for precipitation forecasting[J]. *Remote Sensing*, 2020, 13(7): 1390.
- [19] Liu Y, Zhao Q, Yao W. Combining GNSS-derived PWV and meteorological parameters for short-term rainfall forecasting[C]// *China Satellite Navigation Office Academic Exchange Center. Proceedings of the 11th China Satellite Navigation Conference - S01 Satellite Navigation Industry Applications*, 2020:6 (刘洋,赵庆志,姚顽强. 联合 GNSS PWV 与气象参数的短临降雨预测[C]//中国卫星导航系统管理办公室学术交流中心.第十一届中国卫星导航年会论文集——S01 卫星导航行业应用, 2020:6)
- [20] Liu Y, Zhao Q, Yao W. Rainfall forecast based on multi-hidden layers neural network and GNSS-PWV[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019(S1): 36-40 (刘洋,赵庆志,姚顽强. 基于多隐层神经网络的 GNSS PWV 和气象数据的降雨预测研究[J]. 测绘通报, 2019(S1): 36-40)
- [21] Biswas A N, Lee Y H, Manandhar S. Rainfall Forecasting Using GPS Derived Atmospheric Gradient and Residual for Tropical Region[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021.
- [22] Zhao Q, Liu Y, Yao W, et al. Hourly rainfall forecast model using supervised learning algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 1-9.
- [23] Ware R H, Fulker D W, Stein S A, et al. SuomiNet: A real-time national GPS network for atmospheric research and education[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2020, 81(4): 677-694.
- [24] Doswell C A, Flueck J A. Forecasting and verifying in a field research project: DOPLIGHT'87[J]. *Weather and forecasting*, 1989, 4(2): 97-109.
- [25] Donaldson R J, Dyer R M, Kraus M J. Objective evaluator of techniques for predicting severe weather events[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1975, 56(7): 755-755.

网络首发:

标题: 改进的GNSS-PWV三因子阈值降雨预报方法研究

作者: 董传凯, 余法承, 张卫星, 方礼喆, 魏康丽, 楼益栋, 欧书圆

DOI: 10.13203/j.whugis20220798

收稿日期: 2023-06-04

引用格式:

董传凯, 余法承, 张卫星, 等. 改进的GNSS-PWV三因子阈值降雨预报方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220798 (DONG Chuankai, YU Facheng, ZHANG Weixing, et al. Research on Improved GNSS-PWV Three Factor Threshold Rainfall Forecasting Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220798)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

附加高水平分辨率PWV约束的GNSS水汽层析算法

张文渊, 郑南山, 张书毕, 丁楠, 戚铭心, 王昊

武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1627-1635

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210055>