引文格式: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[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(5):866-873.DOI:10.13203/j.whugis20220798

Citation:DONG Chuankai, YU Facheng, ZHANG Weixing, et al.An Improved Rainfall Forecasting Method with GNSS-PWV Three Factor Threshold[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(5):866-873.DOI:10.13203/j.whugis20220798

改进的GNSS-PWV三因子阈值降雨预报方法

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,湖北 武汉,430072
2 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079
3 武汉大学国家网络安全学院,湖北 武汉,430072

摘 要:大气可降水量(precipitable water vapor, 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。基于全球导航卫星系统(global navigation satellite system, 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。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,所提的改进方法能够取得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。可见,改进方法能够充分利用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;大气可降水量;降雨预报;预测因子;三因子阈值方法

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-02-20

DOI:10.13203/j.whugis20220798 **文章编号**:1671-8860(2025)05-0866-08

An Improved Rainfall Forecasting Method with GNSS-PWV Three Factor Threshold

DONG Chuankai[1] *YU Facheng*[1] *ZHANG Weixing*[2] *FANG Lizhe*[1] *WEI Kangli*[3] *LOU Yidong*[2] *OU Shuyuan*[2]

1 School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan 430072, China
2 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China
3 School of Cyber Science and Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China

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. We propose an improved monthly threshold method to tackle this problem. **Methods**: The basic idea is to refine the predictors. 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 h, 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) The time series of the three predictors are extracted from the raw data using a 6 hours sliding window. Within

基金项目: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(2022010801020129)。

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

通信作者:张卫星,博士,副教授。zhangweixing89@whu.edu.cn

each window, the PWV increment and the rate of PWV increment are computed. The window is then shifted by 30 minutes, and the process is repeated, resulting in sequences for both the PWV increment and the rate of PWV increment. (2) The monthly threshold is determined using data from 2015 to 2018, with the optimal PWV threshold for each month established based on the CSI. Once the threshold is determined, the CSI maximum principle is applied to simultaneously select the optimal thresholds for both the PWV increment and the rate of PWV increment. (3) The optimal thresholds, determined by the 2019 data, are subsequently applied to predict rainfall over the next 6 hours. Rainfall is predicted if the PWV exceeds the threshold at any given time. In cases where the PWV does not exceed the threshold, but both the PWV increment and the rate of PWV increment surpass their respective thresholds, rainfall is also predicted. If neither condition is met, no rainfall is predicted. The predicted rainfall is then compared with the observed rainfall to calculate key performance metrics, including the correct rate (CR), false alarm rate (FAR), and CSI. Additionally, it is argued that, unlike the probability of detection (POD), the use of CR provides a more reasonable evaluation of the proportion of correctly 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. **Conclusions:** 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.

Key words: GNSS; precipitable water vapour; rain forecast; prediction factor; three-factor threshold method

在全球气候变暖和城市化的背景下,中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—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1 478.6万人受灾,死亡失踪398人,直接经济损失1 200.6亿元[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]。大气可降水量(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。地基全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)相比于传统水汽探测手段,具有成本低、精度高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。文献[14]分析了葡萄牙里斯本地区的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。文献[15]分析了中国部分亚热带地区的PWV与降雨的变化规律,提出以PWV、PWV变化量和PWV变化率三因子作为预测因子的阈值方法。文献[16]将三因子阈值方法应用于中国武汉地区,取得了80%的正确率和66%左右的误报率。文献[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%。文献[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。文献[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。文献[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。文献[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1.36 mm/h和1.39 mm/h,相对均方根误差分别为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或其他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。

1 数据与方法

1.1 数据来源

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—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(见图1),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1 000 mm以上。P805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1 200 mm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400~700 mm。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 min。

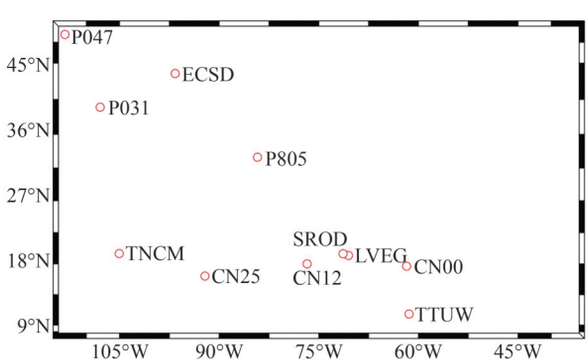


图1 GNSS测站位置图

Fig. 1 Geographical Distribution of GNSS Stations

1.2 方法原理

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ΔP与PWV增率$\Delta_t P$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,计算公式为:

$$\Delta P(t)=P(t)-P(t_0) \tag{1}$$

$$\Delta_t P(t)=\frac{\Delta P(t)}{t-t_0} \tag{2}$$

式中,$P(t)$为PWV时间序列;t_0是$P(t)$在$[t-6,t]$内取最小值所对应的时刻,并且规定当$t_0=t$时,$\Delta_t P(t)=0$。

1.2.2 阈值确定方法

本文采用文献[24]提出的2×2列联表预测标准,并利用事件来计算列联表中的指标,如表1所示。记事件A_t为"t时刻未来6 h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

Table 1 Reality-Forecast 2×2 Contingency

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		$n_{11}+n_{12}$	$n_{21}+n_{22}$	$n_{11}+n_{12}+n_{21}+n_{22}$

文献[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,CSI、POD、FAR值的计算公式及其关系表示如下:

$$E_{\mathrm{POD}}=\frac{n_{11}}{n_{11}+n_{21}} \tag{3}$$

$$E_{\mathrm{FAR}}=\frac{n_{12}}{n_{11}+n_{12}} \tag{4}$$

$$E_{\mathrm{CSI}}=\frac{n_{11}}{n_{11}+n_{12}+n_{21}} \tag{5}$$

$$\frac{1}{E_{\mathrm{CSI}}}=\frac{1}{E_{\mathrm{POD}}}+\frac{1}{1-E_{\mathrm{FAR}}}-1 \tag{6}$$

合理的阈值应当保证预测时会有较高的POD和较低的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,其值定义为[15]:

$$E_{\mathrm{CR}}=\frac{N_{\mathrm{pred}}}{N_{\mathrm{total}}} \tag{7}$$

式中,N_{pred}和N_{total}分别表示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 h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 h内每个时刻预报降雨的概率,而取决于降雨发生前6 h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 h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3个预测因子的时间序列。SuomiNet提供经过预处理的PWV序列,设定长度为6 h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 min,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)根据2015—2018年的数据选取每个月的阈值。每个月先根据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 h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CR、FAR和CSI。

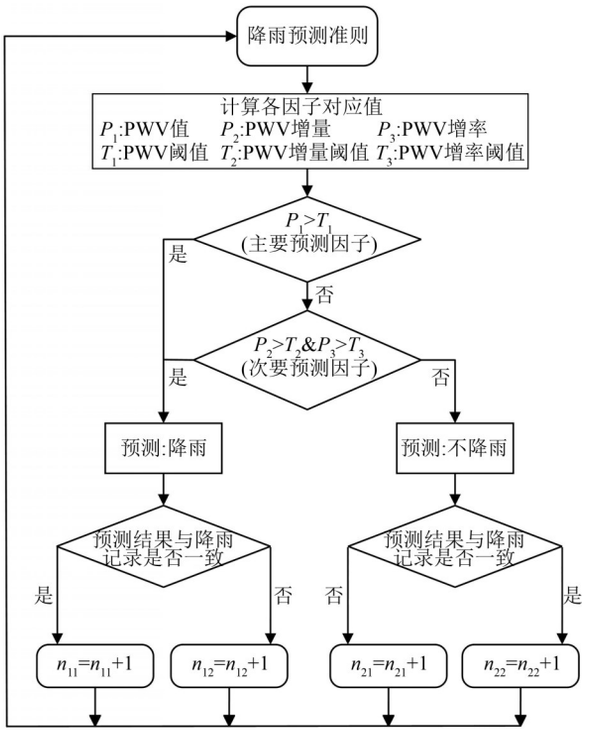


图2　三因子阈值方法预测流程

Fig. 2　Flowchart 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3个预测因子和降雨的关系。在每个月为每个预测因子设置了一组阈值集,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。

由图3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)所示,随着阈值的变大,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3(c)中可知,随着阈值变大,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2015-06-03—2015-06-12为例,图4描述了6月最优阈值和三因子的变化。

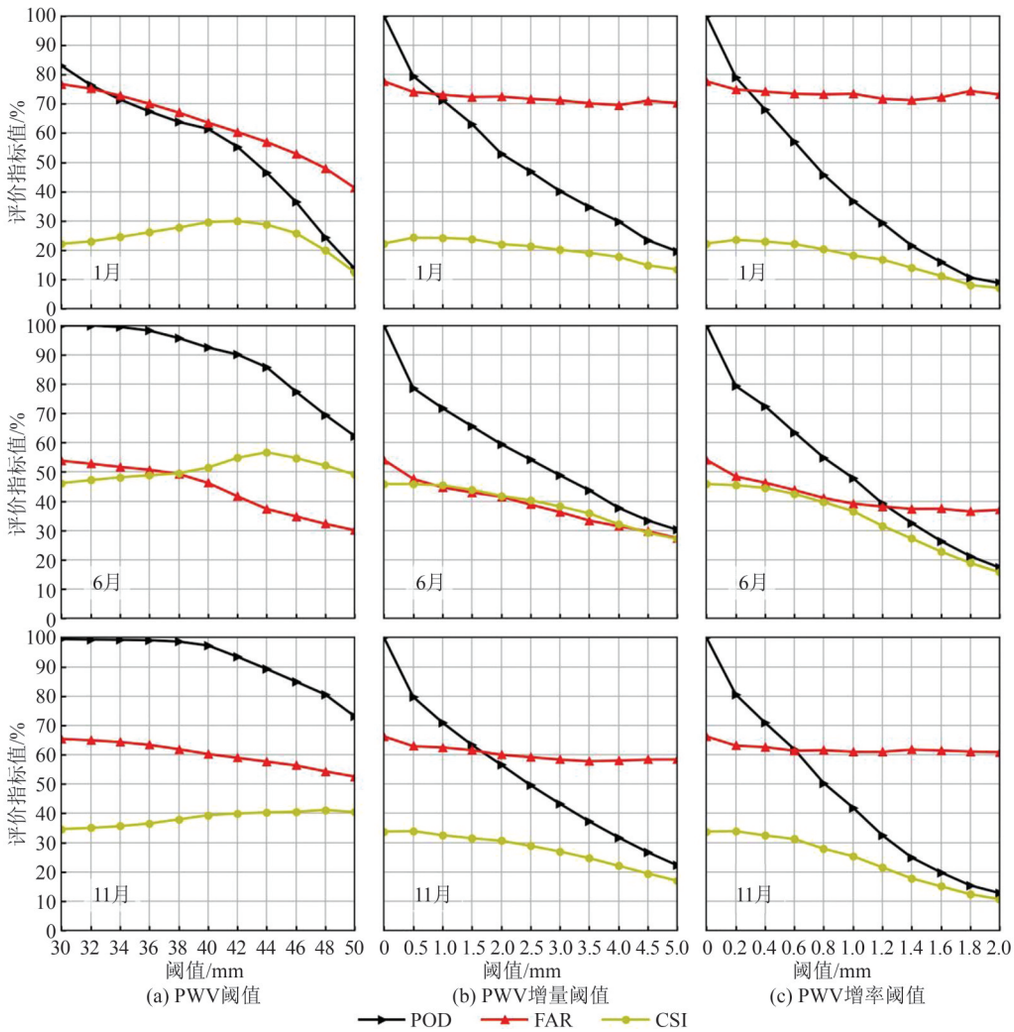


图3 TTUW测站阈值-评价指标图

Fig. 3 Threshold-Index Variations of TTUW Station

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,PWV增量和PWV增率作为辅助预测因子,在每个月中观察它们的阈值设置与POD、FAR和CSI的变化。按照§1.2方法为每个月设置阈值: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6为三因子预测效果较PWV单因子预测的变化图。由图6可知,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,三因子预测相较于单因子预测,其对应的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。

2.2 模型验证

为了验证改进三因子阈值方法在其他地区的适用性,将三因子阈值方法应用于§1.1所述的另外10个测站,按照§1.2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2中还给出了传统的三因子(PWV、PWV变化量和PWV变化率)方法预报结果。

从表2中可以看出,改进方法的正确率均在89%以上,而误报率均被控制在73%以下,其中P031、P047和CN00 3个测站的正确率达95%左右,而误报率不高于65%。总的来说,本文提出的改进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。与传统三因子方法相比,改进的三因子方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。

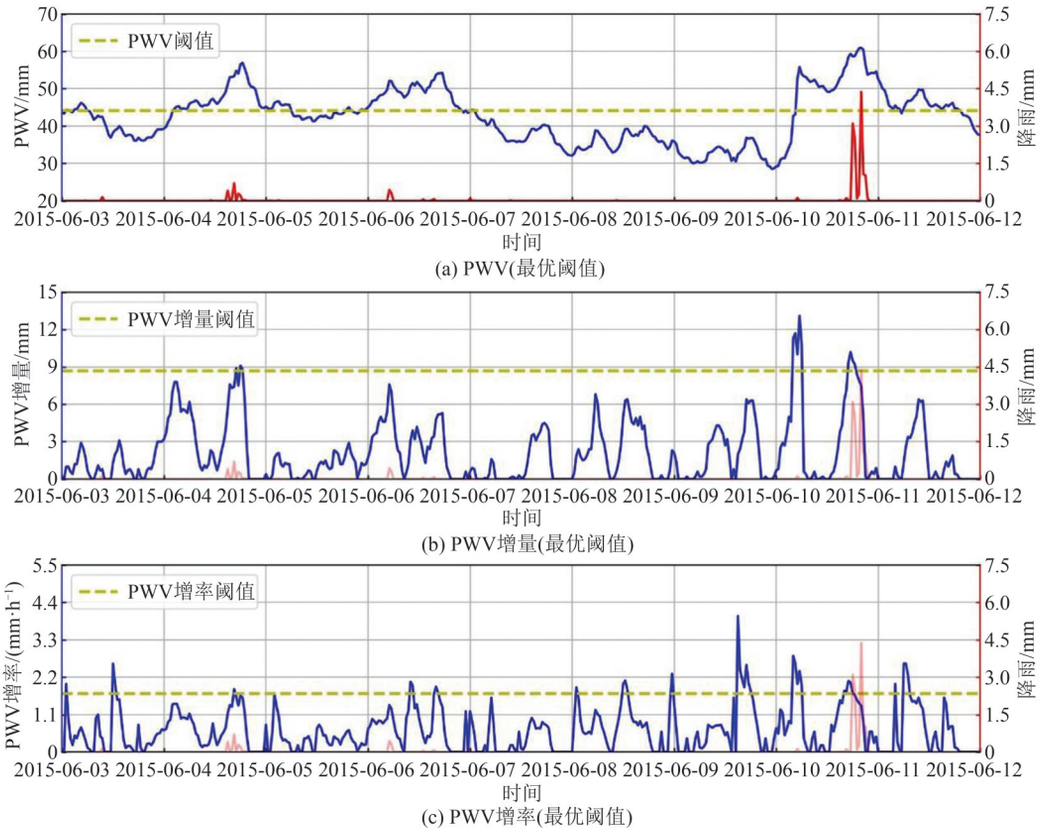


图4　TTUW测站最优阈值-预测因子图

Fig. 4　Optimal Threshold-Predictor Map of TTUW Station

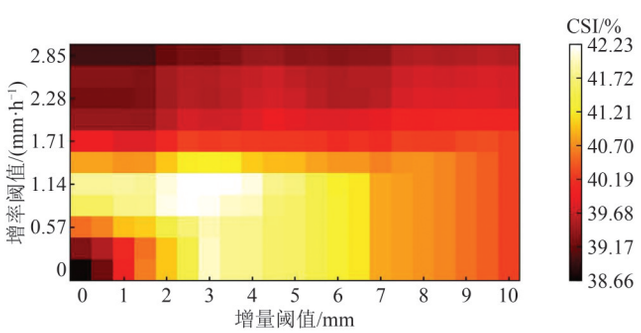
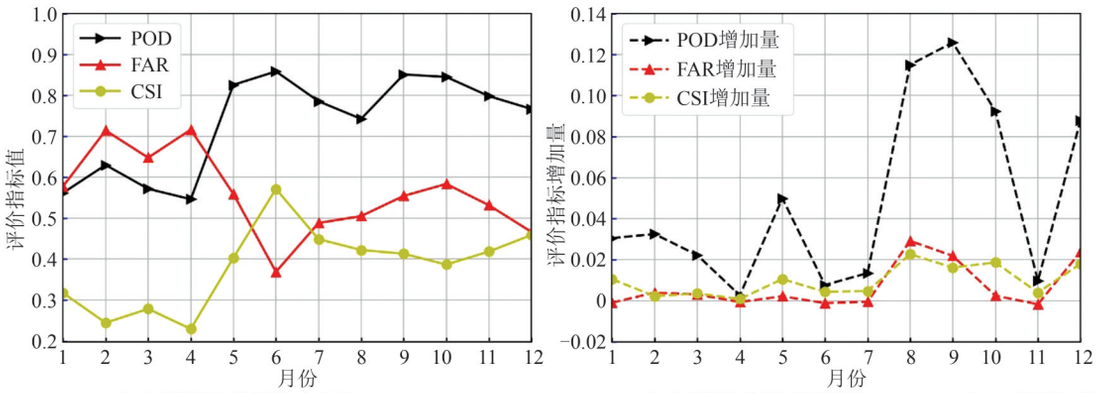


图5　TTUW测站8月份增量阈值和增率阈值与CSI分布关系的热力图

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

3　结　语

本文针对现有的三因子阈值方法的不足,提出了一种改进的三因子阈值方法,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,能更好地反映PWV上升阶段的特征,并且保持与PWV同步更新;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;引入基于事件的2×2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。根据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,确定了三因子阈值方法的改进方法。将改进方法应用到更多的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方法能够更为有效地进行降雨预测,且适用性较高。



(a) 三因子预测最优阈值对应的POD、FAR和CSI (b) 三因子预测较单因子预测POD、FAR和CSI的增加量

图6 三因子预测效果较PWV单因子预测的变化

Fig. 6 Effect of Three-Factor Model Compared with PWV Single-Factor Model

表2 模型预测结果统计

Table 2 Statistics of the Model Prediction

测站	模型	N_{pred}	N_{total}	POD/%	FAR/%	CR/%
P031	改进方法	889	931	85.23	58.38	95.49
	传统方法	856	931	83.07	58.74	91.94
P047	改进方法	1 122	1 181	78.70	62.59	95.00
	传统方法	1 084	1 181	81.92	62.95	91.79
P805	改进方法	691	767	65.47	60.03	90.09
	传统方法	628	767	66.20	64.77	81.88
CN00	改进方法	741	781	73.94	64.44	94.88
	传统方法	721	781	78.92	66.45	92.32
CN12	改进方法	547	585	62.79	63.75	93.50
	传统方法	508	585	59.05	71.02	86.84
CN25	改进方法	589	652	54.16	57.55	90.34
	传统方法	529	652	55.68	64.12	81.13
TNCM	改进方法	357	387	56.07	63.24	92.25
	传统方法	327	387	60.27	67.92	84.50
LVEG	改进方法	589	642	68.95	72.07	91.74
	传统方法	563	642	72.29	75.95	87.69
ECSD	改进方法	830	920	73.60	68.44	90.22
	传统方法	776	920	70.56	70.56	84.35
SROD	改进方法	441	495	48.09	65.29	89.09
	传统方法	395	495	42.23	76.47	79.80
TTUW	改进方法	792	852	68.70	54.54	92.96
	传统方法	769	852	70.38	59.98	90.26
平均	改进方法	7 588	8 193	66.88	62.76	92.32
	传统方法	7 156	8 193	67.32	67.18	86.59

参 考 文 献

[1] 国务院灾害调查组. 河南郑州“7.20”特大暴雨灾害调查报告[R]. 北京:中华人民共和国应急管理部, 2022.
Disaster Investigation Team of the State Council. Investigation Report on “7.20” Extraordinary Rainstorm Disaster in Zhengzhou, Henan[R]. Beijing: Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China, 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] 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.
LI Guoping, CHEN Jiaona, HAO Liping. 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.

[4] WANG J H, ZHANG L Y, DAI A G, et al. A Near-Global, 2-Hourly Data Set of Atmospheric Precipitable Water from Ground-Based GPS Measurements[J]. *Journal of Geophysical Research* (*Atmospheres*), 2007, 112(D11): D11107.

[5] 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, 36(1): 9-12.
CHEN Yongqi, LIU Yanxiong, WANG Xiaoya, et al. GPS Real-Time Estimation of Precipitable Water Vapor: Hong Kong Experiences[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2007, 36(1): 9-12.

[6] 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.
SHI Chuang, ZHOU Linghao, FAN Lei, et al. Analysis of “21·7” Extreme Rainstorm Process in Henan Province Using BeiDou/GNSS Observation[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2022, 65(1): 186-196.

[7] 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.
ZHAO Qingzhi，DU Zheng，WU Manyi，et al. Establishment of PWV Fusion Model Using Multi-source Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*，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] 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.
WANG Guiwen，WANG Zemin，YANG Jian. Ground-Based GPS Nearly Real-Time Inversion of Precipitable Water Vapor over Three Gorges Area[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*，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*，1994，33(3)：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 X，DICK G，LU C X，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 B，XU C Q，GUO J M，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*，2015，53(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 B，SHAN L L，ZHAO Q Z. Establishing a Method of Short-Term Rainfall Forecasting Based on GNSS-Derived PWV and Its Application[J]. *Scientific Reports*，2017，7(1)：12465.

[16] 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.
SHAN Lulu，YAO Yibin，ZHAO Qingzhi，et al. A Short-Term Rainfall Forecasting Method Based on GNSS PWV Data[J]. *Journal of Geomatics*，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 B，WANG X M，WU S Q，et al. A New Method for Determining an Optimal Diurnal Threshold of GNSS Precipitable Water Vapor for Precipitation Forecasting[J]. *Remote Sensing*，2021，13(7)：1390.

[19] 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]//第十一届中国卫星导航年会，中国北京，2020.
LIU Yang，ZHAO Qingzhi，YAO Wanqiang. Combining GNSS-Derived PWV and meteorological Parameters for Short-Term Rainfall Forecasting[C]// The 11th China Satellite Navigation Conference，Beijing，China，2020.

[20] 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.
LIU Yang，ZHAO Qingzhi，YAO Wanqiang. Research on Rainfall Prediction Based on GNSS PWV and Meteorological Data with Multi-Hidden Neural Network[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*，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*，2021，60：5802110.

[22] ZHAO Q Z，LIU Y，YAO W Q，et al. Hourly Rainfall Forecast Model Using Supervised Learning Algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*，2021，60：4100509.

[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*，2000，81(4)：677-694.

[24] DOSWELL I，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.