

谢克勇,张勇平,邓德文,等,2021.江西省中小水电智慧气象服务技术研究及应用效果检验[J].气象与减灾研究,44(2):152-158.

Xie Keyong, Zhang Yongping, Deng Dewen, et al, 2021. Technical research and validation of application effect of smart meteorological service for small and medium hydropower in Jiangxi province[J]. Meteorology and Disaster Reduction Research, 44 (2):152-158.

## 江西省中小水电智慧气象服务技术 研究及应用效果检验

谢克勇<sup>1</sup>, 张勇平<sup>2</sup>, 邓德文<sup>1</sup>, 毕晨<sup>1</sup>, 李三角<sup>1</sup>

1. 江西省气象服务中心,江西 南昌 330096  
2. 新余市气象局,江西 新余 338008

**摘要:** 基于高精度 DEM 及水系数据的流域集雨区划分,研究了江西省中小水电站集雨区划定技术方法;通过对水库集雨区上降水预报和观测站点的实况两者对比分析,建立了基于库区的多模式本地化水库面雨量预报方法;通过模式参数化率定方法以及雨洪耦合来水量预报方法的研究,建立了水库来水量预报模型。利用 2007—2020 年水文数据以及降水实况和模式数据,检验了七一水库 2020 年逐 7 d 面雨量预报效果。检验结果表明,面雨量预报模型在 0—3 d 的平均预报准确率为 70.1%;中雨和大雨量级的降水预报准确率分别为 30.7% 和 28.3%,暴雨、大暴雨预报具有一定的指示意义;改进后的流量模拟效果进一步提升,强降水过程的流量预报效果明显改善。

**关键词:** 水库气象服务,来水增量,预报模型,参数优化,粒子群算法

中图分类号: P466 文献标识码: A 文章编号: 1007-9033(2021)02-0152-07

doi:10.12013/qxyjzyj2021-022

## Technical Research and Validation of Application Effect of Smart Meteorological Service for Small and Medium Hydropower in Jiangxi Province

Xie Keyong<sup>1</sup>, Zhang Yongping<sup>2</sup>, Deng Dewen<sup>1</sup>, Bi Chen<sup>1</sup>, Li Sanjiao<sup>1</sup>

1. Jiangxi Meteorological Service Center, Nanchang 330046, China  
2. Xinyu Meteorological Bureau, Xinyu 338008, China

**Abstract:** Based on high-precision DEM and water system data, the technical method of delimiting the catchment area of small and medium-sized hydropower stations in Jiangxi province is studied. A multi-mode localized reservoir area rainfall prediction method based on the reservoir area is established by comparing and analyzing the precipitation prediction on the reservoir rain collection area and the actual situation of observation stations. Through the study of model parametric calibration method and rain flood coupling water inflow prediction method, the reservoir water inflow prediction model is established. Based on the hydrological data from 2007 to 2020, the actual precipitation and model data, the prediction effect of rolling 7-day area rainfall of Qiyi reservoir in 2020 is tested. The test results show that the average prediction accuracy of area rainfall prediction model in 0-3 days is 70.1%. The accuracy of precipitation forecast of moderate rain and heavy rain is 30.7% and 28.3% respectively. The

收稿日期: 2021-01-11; 修订日期: 2021-03-20。

基金项目: 2020 年江西省气象局重点科研项目(编号: JX2020Z07)。

作者简介: 谢克勇,高级工程师,主要从事专业气象服务业务与管理,E-mail:158746568@qq.com。

improved flow simulation effect is further improved, and the flow prediction effect of heavy precipitation process is significantly improved.

**Key words:** reservoir meteorological service; inflow increment; forecast model; parameter optimization; particle swarm optimization algorithm

## 0 引言

江西全省目前共有水库 10 676 座,其中大型 30 座,中型 263 座,小(I)型 1 508 座。这些水库多数坐落在丘陵地带,少数在高山峡谷。黎凤赓和周志维(2018)指出,这些水库对于保障我省粮食安全和饮水安全,发展农村经济,改善农民生产生活条件和生态环境,稳定农村社会秩序等都起到了巨大的作用。随着全球变暖,近年来江西省天气气候极端事件频繁发生,汛情旱情接连不断,特别是 2020 年气候异常,7 月上旬全省平均降雨量 259 mm,为历史同期第一(陈娟等,2020;凌婷等,2020)。饶河、信江、修河及鄱阳湖先后多次发生编号洪水和超警戒洪水,多站点水位甚至超保证、超 1998 年和超历史。水利水电的安全运行、科学调度以及水利枢纽工程防汛、抗旱、发电、蓄水对天气预报服务提出了更高的要求。传统水文气象服务科技含量较低,已不能完全满足水利水电部门的需求(谢克勇等,2021)。因此,提高水利水电气象预报科技含量,提升气象服务水平,丰富气象服务产品,十分迫切。

文中以七一水库为例,利用地形的数字化模拟研究,确定水库集雨区划定技术方法;通过对水库集雨区上降水预报和观测站点的实况两者对比分析,进行库区面雨量本地化订正技术研究,建立水库雨量预报数学模型,并利用频率统计和频率匹配方法进行效果检验;利用水库历史水文观测资料,进行模式参数化率定方法研究以及开展雨洪耦合来水量预报方法研究,建立了水库来水量预报模型。基于此项研究开发了江西省水库安全保障气象服务系统,以期为水库及防汛部门提供更加智能化、精准化和专属化的服务。

## 1 资料和方法

选用 2007—2020 年江西省七一水库的水文数据资料,主要为水位、库容和日均入库流量数据以及气象日雨量等资料。主要研究方法包括基于高精度 DEM 及水系数据的流域集雨区划分和实况面雨量精确计算方法,基于多种预报模式的降尺度及模式融合的流域面雨量预报方法和基于物理水文模型与

人工智能算法相结合的流量预测方法,其中流量预测模型是在新安江模型的基础上自主研发的分布式水文预报模型,输入量为日面雨量和蒸发量,输出量为日入库流量。然后利用 2007—2019 年数据进行建模,并利用 2020 年数据对模型预测效果进行对比检验。

## 2 集雨区划分及实况面雨量计算方法

基于 DEM 数据,根据 D-8 算法可以计算出 DEM 数据范围内的各个栅格上的水流流向,迭代计算得到每个栅格上的汇流数,设定阈值再经过一系列计算得到河网水系。根据水库大坝位置或者流量监测点的位置,捕捉水系中相应的倾泻点位置,最后划定出七一水库集雨区范围如图 1 所示。

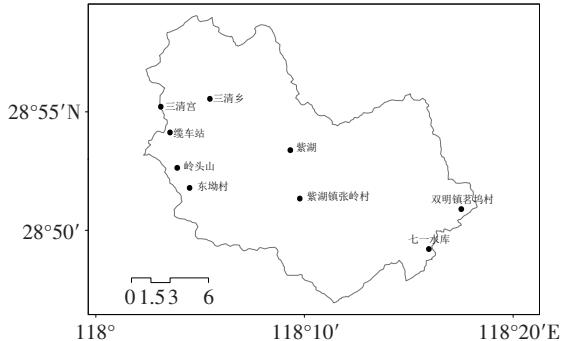


图 1 七一水库集雨区范围

Fig. 1 Range of rainfall collection area of Qiyi reservoir

很多学者(邓雪娇等,2000;冀春晓等,2008)提出雷达估计的降雨量不够准确,因此使用雷达—雨量计联合探测的方法,将雨量计单点测量精度较高和雷达能测量降水时空分布的优点结合起来。文中利用雨量计对雷达定量估测降雨量进行面(场)校准,获得比单纯用雷达定量估测降雨量更精确的结果。再利用变分法从时空意义上对雷达观测值进行校准,得到更精确的估测结果。将雷达降水估测和实况站点监测降水等数据进行一系列数据质量控制后,利用卷积神经网络将这些多源数据融合,再匹配到集雨区外延 100 km 范围生成降水实况分析场。

## 3 流域面雨量预报方法

文中对七一水库进行面雨量预报主要采用多模

式融合技术,再进行降尺度得到集雨区格点预报数据。首先通过降尺度方法生成更高分辨率的降雨场,采用 DCNN(深度卷积神经网络)模型,再输入地面 2 m 气温、露点温度、相对湿度、地面气压等气象要素特征,以及 DEM、土地利用等地理特征,对低分辨率的降水进行降尺度,最后得到本地预报模型 CQOCF。

### 3.1 多模式融合技术

利用卷积神经网络进行多模式融合,基于算法和近期数据自动调整权重大小,可以根据各模式预报质量进行有效调整权重,最大化准确率。在 CNN(卷积神经网络)的卷积层中,一个神经元只与部分邻层神经元连接。根据很多学者经验(毛新宇等,2019;邢世宏等,2019),在 CNN 的一个卷积层中,通常包含若干个特征映射,每个特征映射由一些矩形排列的神经元组成,同一特征映射的神经元共享权值,这里共享的权值就是卷积核,卷积核一般以随机小数矩阵的形式初始化,在网络的训练过程中卷积核将学习得到合理的权值。

为了更加高效、准确地实现降尺度,选择基于深度学习的 DeepSD 模型。DeepSD 模型是由多层的 SRCNN 堆积而成;SRCNN 降尺度则是利用了卷积神经网络提取高维特征并进行数据重构,从而实现降尺度。耿瑞(2019)指出,SRCNN 将深度学习与传统稀疏编码之间的关系作为依据,将 3 层网络划分为图像块提取、非线性映射以及最终的重建。

本地化订正采用 Encoder-Decoder 神经网络模型,在对降水预报进行订正时,不仅需要考虑到历史

数据的影响,也要考虑区域范围的影响。因此,在建模时,需要考虑时间因素和空间因素。考虑到深度学习中的 CNN 擅长处理空间数据,长短时记忆网络(LSTM)由于其特殊的结构设置擅长处理时序数据,所以利用这两种网络建立订正模型 Seq2Seq。Seq2Seq 模型的核心是 CNN 和 LSTM,模型由 Encoder 和 Decoder 两部分组成,其中 Encoder 是用来解析历史信息,而 Decoder 是用来编译历史信息生成订正结果。

### 3.2 面雨量预报检验

对实况和预报的面雨量基于江河流域面雨量等级(GB/T 20486—2017)界定(表 1)划分雨量等级后进行对比检验。其中,实况面雨量采用实况分析网格再根据地形与库区范围加权计算,预报面雨量通过本地化预报模型得出,面雨量采用格点数值预报再根据地形降尺度与库区范围加权计算。若某日预报面雨量降水等级为小雨且当日实况面雨量降水等级为小雨,则算作准确,准确率 = 预报准确天数 / 实际出现天数 × 100%。得到 2020 年七一水库面雨量等级预报准确率(表 2)。

表 1 面雨量等级界定

Table 1 Classification of areal rainfall

雨量等级	雨量值域/mm
无雨	<0.1
小雨	0.1—5.9
中雨	6—14.9
大雨	15—29.9
暴雨	30—59.9
大暴雨	60—149.9
特大暴雨	≥150.0

表 2 2020 年七一水库未来 1—7 d 面雨量等级预报检验结果

Table 2 Test results of 1—7 day area rainfall level forecast of Qiyi reservoir in 2020

雨量等级	实测天数/d	未来预报准确天数(准确率)/d(%)							未来平均预报准确率/%	
		1 d	2 d	3 d	4 d	5 d	6 d	7 d	3 d	7 d
小雨	129	103/79.9	84/65.1	84/65.2	71/55.1	71/55.1	67/51.7	68/52.8	70.1	60.7
中雨	44	17/38.6	14/32.1	9/21.4	9/21.4	13/28.6	16/35.7	6/14.3	30.7	27.4
大雨	20	9/45.0	5/25.0	3/15.0	8/40.0	6/30.0	4/20.0	4/20.0	28.3	27.9
暴雨	7	2/28.6	1/14.3	1/14.3	2/28.6	0/0.0	1/14.3	1/14.3	19.1	19.1
大暴雨	5	1/20.0	1/20.0	1/20.0	0/0.0	0/0.0	0/0.0	0/0.0	20.0	8.6
综合降水	205	132/64.4	105/51.2	98/47.8	90/43.9	90/43.9	88/42.9	79/38.5	—	—

分析表 2 可见,通过对 2020 年未来 1—7 d 的面雨量等级预报结果进行检验,得出小雨量级的降水预报准确率较好,未来 3 d 的平均预报准确率达 70.1%。中雨和大雨量级的降水预报准确率分别为 30.7% 和 28.3%。未来 3 d 各等级降雨预报综合准确率在 47.8%—64.4% 之间。未来 1 d 的暴雨、大

暴雨预报准确率分别为 19.1% 和 20.0%,未来 2 d 时效的暴雨、大暴雨预报准确率较低,较难预报。

2020 年 7 月 7—10 日七一水库逐日面雨量分别为 20.2、72.5、64.8 和 42.1 mm,此次过程连续出现 2 d 大暴雨,1 d 暴雨和 1 d 大雨量级的降水。分析此次强降雨过程的本地预报模型 CQOCF 和 EC

模式预报结果的 TS 评分(表 3)可见,CQOCF 在暴雨、大暴雨量级预报上要优于 EC 模式。

表 3 2020 年 7 月 7—10 日七一水库强降雨过程 EC 模式和 CQOCF 本地面雨量模型预报 TS 评分

Table 3 TS scoring of heavy rainfall process forecast by EC and CQOCF over Qiye reservoir from 7 to 10 Jul, 2020

降水量级	EC	CQOCF
大雨	0.10	0.00
暴雨	0.29	0.33
大暴雨	0.13	0.33

分析频率统计和频率匹配效果检验(图 2、3)可知,在小雨、暴雨和大暴雨量级上,本地面雨量预报模型 CQOCF 均优于 EC 模式,大雨量级上 EC 略优于 CQOCF。分析 EC 模式和 CQOCF 本地面雨量模型预报和实况箱须图(图 4)可知,本地面雨量模型 CQOCF 模型雨量值的分布与实况更接近,但存

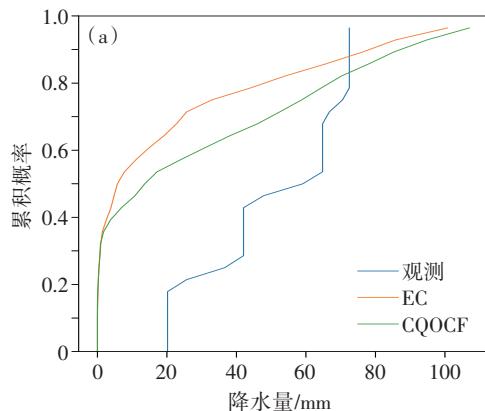


图 3 EC 模式和 CQOCF 本地面雨量模型预报概率分布(a)和频率匹配映射关系(b)

Fig. 3 Prediction probability distribution (a) and frequency matching mapping (b) of EC model and CQOCF local area rainfall model

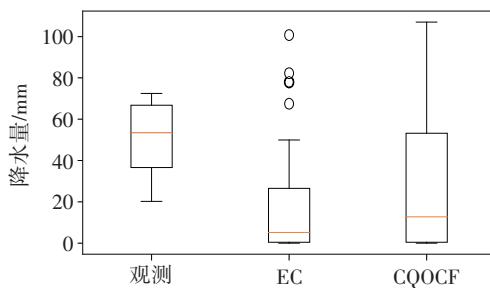


图 4 EC 模式和 CQOCF 本地面雨量模型预报值和实况值箱须图

Fig. 4 Actual forecast box diagram of area rainfall calculated by EC and CQOCF model

在一些过高值,EC 模式较 CQOCF 预报偏小。

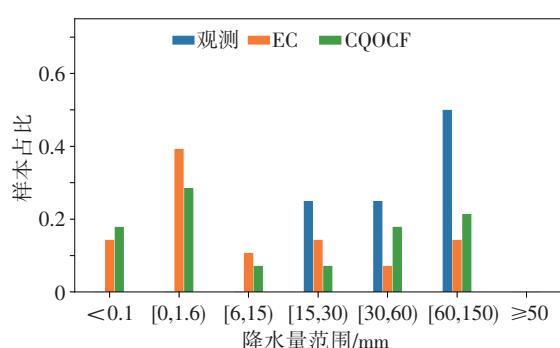
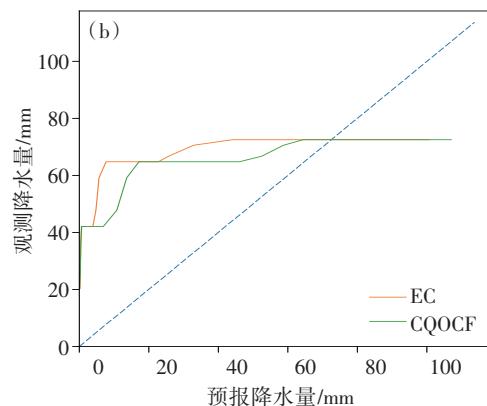


图 2 EC 模式和 CQOCF 本地面雨量模型未来 7 d 预报与实况对比样本频率

Fig. 2 Statistical chart of sample frequency of comparison between prediction and actual situation in the next 7 days of EC and CQOCF



#### 4 流量预测方法

目前已经有许多成熟的降雨—径流模型理论,如新安江模型、SWAT 模型、Topmodel、HBV 模型等,随着深度学习的发展及其在水文领域的应用越来越多,文中利用粒子群算法对新安江模型进行参数率定,并通过刘培贞等(2019)研究的 LSTM 神经网络模型对流量进行模拟,最后耦合物理水文模型和神经网络模型,以达到流量的最优预测。

##### 4.1 物理模型和人工智能算法耦合

物理水文模型中的计算基于对水文过程的描述,机理表达清晰,应用较广泛,且只需要相对少量的历史实况流量资料(2 a 以上)就能进行较好的模

拟,但物理模型在实际运行中也存在一些难点或问题。物理模型中的一些状态参量的调整常常需要有预热过程,模型的初值设定也对模型结果有一定影响,为了保证模型连续性,需要保存历史状态参量;对物理过程的描述只是对实际水文过程的近似和概化,存在一些没有在物理模型中体现出来的过程;一些物理机制不明确的过程只能用经验公式来描述。

LSTM 神经网络流量模型可以实现端到端的流量预测,对于物理模型中未进行描述或近似描述的变量关系也能通过高维特征提取和反向传播自主学习,可以有效弥补物理模型的不足,但神经网络模型需要较多的历史流量资料。结合物理模型和神经网络模型的特点,可以先用物理模型基于现有历史资料进行流量模拟,再用 KNN(近邻算法)对物理模型进行校正得到更精确的模拟流量,然后将较长时间的模拟流量和历史实况流量作为 LSTM 流量模型的标签数据训练模型,实现物理水文模型和人工智能算法的嵌套耦合。

特征向量由一段时间的实况降雨量、蒸发量和模拟流量组成,标签为实测流量与模拟流量的误差,模型公式可表示为

$$\begin{aligned} E(t) = & F_{KNN}[Q_{\text{sim}}(t-1), Q_{\text{sim}}(t-2), \dots, \\ & Q_{\text{sim}}(t-n_0), P(t-\gamma_1), P(t-\gamma_1-1), \\ & P(t-\gamma_1-2), \dots, EM(t-\gamma_1), \\ & EM(t-\gamma_1-1), EM(t-\gamma_1-2), \dots, \\ & EM(t-n_1+1), \dots] \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $E(t)$  为模拟流量和实况的误差; $Q_{\text{sim}}(t-n)$  为历史模拟流量; $P$  为历史雨量; $EM$  为历史蒸发量。为了进一步提高模型的预测精度,当有新的实时观测流量数据积累,再对物理模型结果进行更新校正。

水库的库容是水位的三次曲线,因此根据水位和库容的历史资料,用三次曲线进行线性回归,关系式如下

$$V = a(G - G_{\min})^3 + b(G - G_{\min})^2 + c(G - G_{\min}) + V_{\min} \quad (2)$$

式中, $V$  为库容; $G$  为水位; $G_{\min}$  为水库死水位; $V_{\min}$  位水库死库容。

当完成水库来水量预报后,根据实时库容增加来水量得到预报库容,然后根据统计关系计算出预报水位。最后可根据正常蓄水位、汛期限制水位、防洪高水位制定调蓄方案(刘志萍等,2020)。

#### 4.2 基于粒子群算法对新安江模型参数的率定

新安江水文模型的 15 个参数分别为  $K$ 、 $WUM$ 、 $WLM$ 、 $C$ 、 $WDM$ 、 $B$ 、 $IMP$ 、 $SM$ 、 $EX$ 、 $KG$ 、

$KSS$ 、 $KKG$ 、 $KKSS$ 、 $CS$ 、 $L$ 。15 个参数作为空间中粒子  $i$  的 15 个维度,  $\mathbf{X} = (X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{i15})$ , 每个维度的搜索空间范围按参数阈值取值(表 4)。

表 4 新安江水文模型参数搜索阈值界定

Table 4 Definition of parameter search threshold of Xin'an River hydrological model

名称	最小值	最大值
$K$	0.2	1.5
$WUM$	5	20
$WLM$	60	90
$C$	0.08	0.2
$WDM$	15	60
$B$	0.1	0.4
$IMP$	0.01	0.05
$SM$	10	50
$EX$	1	1.5
$KG$	0.01	0.7
$KSS$	0.01	0.7
$KKG$	0.95	0.998
$KKSS$	0	0.9
$CS$	0	1
$L$	0	2

速度  $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}, \dots, V_{i14})$ ,  $V_{\max}$  限制范围取第  $d$  维参数取值范围的 10%,  $V_{\max} = (X_{\max} - X_{\min}) \times 10\%$ 。以日流量的均方根误差为目标函数:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{\text{obs},i} - X_{\text{model},i})^2}{n}} \quad (3)$$

式中,  $X_{\text{obs},i}$  为率定期的实测流量序列;  $X_{\text{model},i}$  为率定期的模拟流量序列;  $n$  为实测和模拟流量资料的总个数。

根据翁士创等(2018)的方法,参数率定的具体步骤如下:1) 初始化种群,规模设为 60,迭代次数  $T$  设为 400,确定粒子位置  $X$ ,速度  $V$ ;2) 计算每个粒子  $i$  的适应值,找出每个粒子的个体极值  $P_i$  和粒子的全体极值  $G$ ;3) 比较粒子  $i$  的适应度值和个体极值,较好的作为  $P_i$ ;4) 比较粒子  $i$  的适应度值和全局适应度值,较好的作为  $G$ ;5) 根据第 2—5 步更新粒子的速度和位置;6) 回到第 2 步循环,直到迭代完毕退出。文中利用七一水库历史数据,经过 6 次参数率定,率定结果如表 5 所列。

#### 4.3 水库流量预测及检验

根据水文情报预报规范(GB/T 22482-2008),采用纳什效率系数(NSE),用以验证水文模型模拟结果的好坏,NSE 适用于长期连续的流量模拟,被广泛地应用到流量模拟地评估中。NSE 取值为

表 5 七一水库新安江模型参数率定结果

Table 5 Calibration results of Xin'an River model parameters of Qiyi Reservoir

率定次数	K	WUM	WLM	C	WDM	B	IMP	SM	EX	KG	KSS	KKG	KKSS	CS	L
1	0.837	20	79.567	0.180	21.279	0.196	0.011	12.180	1.200	0.454	0.545	0.953	0.690	0.496	0
2	0.855	20	80.387	0.182	26.841	0.200	0.024	12.573	1.217	0.509	0.490	0.952	0.784	0.496	0
3	0.781	20	79.168	0.184	24.764	0.215	0.021	12.370	1.259	0.602	0.396	0.951	0.852	0.465	0
4	0.782	20	79.913	0.177	24.780	0.187	0.020	12.158	1.220	0.499	0.500	0.960	0.773	0.492	0
5	0.850	20	80.001	0.180	25.147	0.199	0.010	12.311	1.200	0.499	0.499	0.963	0.758	0.501	0
6	0.794	20	79.865	0.180	24.984	0.227	0.016	12.688	1.219	0.500	0.495	0.964	0.719	0.496	0
均值	0.816	20	79.817	0.180	24.633	0.204	0.017	12.380	1.219	0.511	0.488	0.957	0.763	0.491	0
标准差	0.030	0	0.410	0	1.820	0.010	0.010	0.210	0.020	0.050	0.050	0.010	0.060	0.010	0

负无穷至 1, NSE 接近 1, 模型可信度越高; NSE 接近 0, 表示模拟结果接近观测值的平均值水平, 即总体结果可信, 但过程模拟误差大; NSE 远远小于 0, 则模型是不可信的。公式如下

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - Q_m^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - \bar{Q}_o)^2} \quad (4)$$

式中,  $Q_o$  指观测值;  $Q_m$  指模拟值;  $Q^t$  表示第  $t$  时刻的某个值;  $\bar{Q}_o$  表示观测值的平均。但 NSE 指标不能评估模型模拟结果的误差大小, 因此还需要能量化误差的指标。均方根误差 RMSE 可以评估流量量级上的误差  $\sigma$ , 公式如下

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

式中,  $y$  和  $y_i$  分别为观测流量和模拟流量。

经过计算, 在水库入库流量方面, 采用粒子群算法率定新安江模型的参数后, 率定期(2017—2019年)日流量纳什效率系数(NSE)分别从 0.649 提升至 0.829, 均方根误差(RMSE)从  $17.617 \text{ m}^3/\text{s}$  降低至  $12.901 \text{ m}^3/\text{s}$ , 验证期(2020 年)日流量 NSE 分别从 0.499 提升至 0.681, 均方根误差从  $36.807 \text{ m}^3/\text{s}$  降低至  $29.802 \text{ m}^3/\text{s}$ (图 5)。

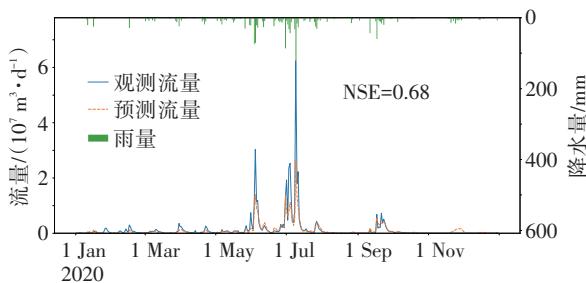


图 5 2020 年七一水库集雨区来水增量预报

Fig. 5 Increment forecast of incoming water in rain collecting area of Qiyi reservoir during 2020

#### 4 结论与讨论

文中以七一水库为例, 详细介绍了江西省中小水库集雨区划定技术方法和本地化水库面雨量预报方法, 进行了模式参数化率定, 建立了水库来水量预报模型。得到结论如下

1) 通过对七一水库 2020 年未来一周面雨量的预报效果检验, 得出本地化预报模型未来 3 d 的平均预报准确率达 70.1%; 中雨和大雨量级的降水预报准确率分别为 30.7% 和 28.3%; 未来 3 d 各等级降雨预报综合准确率在 47.8%—64.4%。未来 1 d 的暴雨、大暴雨预报准确率分别为 19.1% 和 20.0%, 预报时效长于 2 d 的暴雨、大暴雨预报难度较大。

2) 在水库入库流量方面, 采用粒子群算法率定新安江模型的参数后, 流量模拟效果大大提升, 并且强降水过程的流量预报效果改善明显。

通过技术改进和创新, 江西省中小水库安全保障气象服务系统不断完善, 水库面雨量和来水增量预报准确率不断提升, 提高了水库气象服务科技含量。下一步, 将通过积累数据、调整参数、完善系统方面, 提高库区面雨量及来水增量的预报准确率。

#### 参考文献(References)

- 陈娟,罗少华,田俊,2020. 江西省天气、气候特点及其影响(2020 年 7—9 月)[J]. 气象与减灾研究,43(4): I-II. Chen J, Luo S H, Tian J, 2020. Characteristics and impacts of weather and climate in Jiangxi province (July to September, 2020)[J]. Meteor or Disaster Reduction Res, 43(4): I-II. (in Chinese)
- 邓雪娇,黄浩辉,吴兑,2000. 变分法在校准雷达定量估测降水中的应用[J]. 应用气象学报,11(2):255-256. Deng X J, Huang H H, Wu D, 2000. Application of variational method in quantitative precipitation estimation by calibration radar[J]. J Appl Meteor, 11(2):255-256. (in Chinese)
- 耿瑞,2019. 基于跳跃连接残差网络与并行通道的图像超分辨率重建[D]. 昆明:昆明理工大学. Geng R, 2019. Super resolution reconstruction of image based on hop link residual network and parallel channel[D]. Kunming: Kunming University of Science

- and Technology.(in Chinese)
- 冀春晓,陈联寿,徐祥德,等,2008. 多普勒雷达资料动态定量估测台风小时降水量的研究[J]. 热带气象学报,24(2):147-155. Ji C X, Chen L S, Xu X D, et al, 2008. Dynamic and quantitative estimation of typhoon hourly precipitation using Doppler radar data[J]. J Trop Meteor,24(2):147-155.(in Chinese)
- 黎凤赓,周志维,2018. 江西省水库大坝安全监测设施管理及对策[J]. 中国水利(20):70-71,69. Li F G, Zhou Z W, 2018. Management and Countermeasures of dam safety monitoring facilities in Jiangxi Province[J]. Water Conserv China (20):70-71, 69.(in Chinese)
- 凌婷,肖雯,邓德文,等,2020. 2019年6月上旬江西一次持续性暴雨天气过程成因[J]. 气象与减灾研究,43(4):284-291. Ling T, Xiao W, Deng D W, et al, 2020. Analysis of the cause of a continuous rainstorm in Jiangxi in early June 2019[J]. Meteor Disaster Reduction Res,43(4):284-291.(in Chinese)
- 刘培贞,贾玉祥,夏时洪,2019. 一种面向电力运维作业的LSTM动作识别方法[J]. 系统仿真学报,(12):2837-2844. Liu P Z, Jia Y X, Xia S H, 2019. LSTM action recognition method for power operation and maintenance [J]. J System Simulation, (12): 2837-2844.(in Chinese)
- 刘志萍,杨华,周雨,等,2020. 基于遗传算法的江西七一水库来水流量新安江预报模型参数优化[J]. 气象与减灾研究,43(2):149-154. Liu Z P, Yang H, Zhou Y, et al, 2020. Forecasting pa-rameter optimization of Xin'an Jiang model for water inflow in Qiyi Reservoir by using Genetic Algorithm[J]. Meteor Disaster Reduction Res,43(2):149-154.(in Chinese)
- 毛新宇,王海新,许伯阳,等,2019. 基于深度学习的电力系统暂态稳定性评估方法研究[J]. 电器开关,57(3):46-54. Mao X Y, Wang H X, Xu B Y, et al, 2019. Research on power system transient stability assessment method based on deep learning [J]. Electrical Switch,57(3):46-54.(in Chinese)
- 谢克勇,李三角,邓德文,等,2021. 基于人工智能算法的中小水电智慧气象保障服务技术研究[J]. 江西科学,39(4):712-718. Xie K Y, Li S J, Deng D W, et al, 2021. Research on intelligent weather service technology of small and medium hydropower stations based on artificial intelligence algorithm[J]. Jiangxi Sci,39(4):712-718.(in Chinese)
- 邢世宏,施闻明,任荟洁,2019. 不同数据集容量下的卷积神经网络图像识别性能[J]. 船舶科学技术,41(11):188-193. Xing S H, Shi W M, Ren H J, 2019. Image recognition performance of convolutional neural network with different data set capacity [J]. Ship Sci Technol,41(11):188-193.(in Chinese)
- 翁士创,苏明珍,李捷,2018. 基于粒子群算法的韩江流域水资源优化调度[J]. 人民珠江,39(2):82-85. Weng S C, Su M Z, Li J, 2018. Optimal operation of water resources in Hanjiang River Basin Based on particle swarm optimization[J]. People's Pearl River,39(2):82-85.(in Chinese)