

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2021.02.001

综合多源不确定性的洪水概率预报试验

谷洪钦¹,刘开磊²,刘玉环³,马亚楠²

(1. 国核电力规划设计研究院有限公司,北京 100095; 2. 淮河水利委员会水文局(信息中心),安徽 蚌埠 233000;
3. 河海大学水文水资源学院,江苏 南京 210098)

摘要:为探究多种不确定性因素综合影响下洪水概率预报的实现方法及其适用性,利用 2003—2020 年史灌河流域多场次洪水开展模拟试验,在量化降雨输入、模型参数及结构不确定性程度的前提下,基于 MCMC(Markov chain Monte Carlo)方法融合各来源不确定性实现洪水概率预报,并分别基于覆盖率、确定性系数指标评估预报结果的可靠性及预报精度。结果表明:综合多源不确定性洪水概率预报的 5%~95% 置信区间,能够较为稳定也包络预见期内洪水发展变化过程,有效降低误报、漏报的可能性;均值预报结果所提供确定性的预报洪水略优于原始的单一模型预报结果,进一步提高了洪水预报成果的可靠性及参考价值。

关键词:洪水概率预报;降雨预报;水文模型;不确定性;史灌河流域

中图分类号:TV87;P338 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-1980(2021)02-0099-06

Experiments on flood probability forecasting accounting for multi-source uncertainty

GU Hongqin¹, LIU Kailei², LIU Yuhuan³, MA Yanan²

(1. State Nuclear Electric Power Planning Design & Research Institute Co., Ltd., Beijing 100095, China;
2. Huaihe River Commission of the Ministry of Water Resources P. R. C., Bengbu 233000, China;
3. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: To explore the realization method and applicability of the flood probability forecast under the comprehensive influence of various uncertain factors, the study was carried out in Shiguanhe River Basin from 2003 to 2020, on the premise of quantifying the input of rainfall, model parameters and uncertainty degree of structure. The probabilistic flood forecasting is realized by fusing the uncertainty of every source based on the MCMC method, while the reliability and accuracy of the prediction results are evaluated based on the coverage ratio and the certainty coefficient, respectively. The results show that synthesizing the 5% to 95% confidence interval of the probabilistic flood forecasting method can predict the flood development process in a stable envelope and reduce the possibility of false alarm and missing alarm effectively. The result of mean value forecast is better than that of original single model forecast, which improves the reliability and reference value of flood forecast.

Key words: flood probability forecasting; rainfall forecasting; hydrological models; uncertainty; Shiguanhe River Basin

在源远流长的水文水资源学科发展历史中,人们在分水源机制、坡面产汇流机理方面已经形成了较多的经验与知识储备。然而,洪水预报的精准程度受降雨输入、土壤水文初始条件、参数概化能力、模型结构等来源不确定性的影响显著,导致传统水文预报技术不能准确反映流域产汇流物理机制,洪水预报结果往往明显偏离实际,给实时洪水预报以及防洪减灾工作带来极大的限制。

自 19 世纪 40 年代起,水文水资源学科便已出现有关误差或水文不确定性对洪水预报的影响研究,尤其近年来针对来自降雨输入、模型参数及模型结构等来源不确定性影响的研究,取得了较多代表性成果。其中,对降雨、参数不确定性影响的研究多偏重于对误差概率分布特征定量刻画;对模型结构不确定性的研究

基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2018YFC1508100)

作者简介: 谷洪钦(1971—),男,教授级高级工程师,硕士,主要从事洪水风险分析与电力工程规划等研究。E-mail:guhongqin@snpdri.com

通信作者: 刘开磊,高级工程师。E-mail:bbqx88@126.com

引用本文: 谷洪钦,刘开磊,刘玉环,等. 综合多源不确定性的洪水概率预报试验[J]. 河海大学学报(自然科学版),2021,49(2):99-104.
GU Hongqin, LIU Kailei, LIU Yuhuan, et al. Experiments on flood probability forecasting accounting for multi-source uncertainty[J].
Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2021, 49(2): 99-104.

涉及对模型结构本身的改进以及最优预报模型筛选策略、组合预报等方面。叶爱中等^[1]于 2007 年提出由日降雨资料时间降尺度生成逐时降雨资料的方法,认为所提出方法在保证逐日降水量总量一致的前提下,能在更细致的时间分辨率上提供可靠的降雨成果,对于降雨输入误差控制具有良好的借鉴价值;2016 年梁忠民等^[2]提出考虑降雨输入不确定性的洪水概率预报方法,基于抽站法原理反推降雨输入的概率分布,结合 Monte-Carlo 抽样法驱动确定性水文模型,实现对预报流量概率分布的估计;梁忠民等^[3]利用贝叶斯理论对 TOPMODEL 模型的参数及预报不确定性问题进行探讨,确认了随机抽样方法对描述参数概率分布特征的有效性;贺新月等^[4]针对水文模型的预报残差序列的数值特征进行分析,据此改进传统预报模型结构,提高了融雪径流的预报精度。

然而,现有研究往往将各种来源的不确定性割裂开来,分别考虑对洪水预报结构的影响,具有很大的理论与应用局限性。实际上,降雨观测与预报误差、预报模型选择、参数优化等各方面的不确定性往往伴随着一次洪水预报的整个过程,正是由于水文不确定性的客观存在,导致人们不能够完全精细掌握水文物理过程。本研究综合考虑降雨输入、参数、模型结构 3 类典型的不确定性来源,在定量描述各要素不确定性程度的基础上,融合各类型不确定性来源,实现洪水概率预报。

1 多源不确定性的量化

本研究是对近年来淮河流域降雨误差分析、参数规律、多模型集合预报领域最新研究成果的集成,在综合考虑降雨输入、参数、模型结构 3 个方面不确定性的前提下实现洪水概率预报,并结合历史洪水,尤其是 2020 年大洪水验证概率预报方法及预报结果的可靠性。

1.1 降雨输入

TIGGE(THORPEX interactive grand global ensemble)等降雨预报产品在实时洪水预报应用中的输入误差较为显著,且不同的产品、不同预见期数据的输入误差较大。本研究拟采用 GBM(generalized Bayesian model)法分析降雨预报的不确定性。在已知预报降水量 x 的前提下,降雨预报误差的广义概率密度函数如下:

$$f_Y(y | X = x) = \begin{cases} \beta_{0,0}\delta(y) + (1 - \beta_{0,0})f_Y(y | Y > 0, X = 0) & x = 0 \\ \beta_{x,0}\delta(y) + (1 - \beta_{x,0})f_Y(y | Y > 0, X = x) & x > 0 \end{cases} \tag{1}$$

式中: x ——预报降水量; y ——降水量预报误差值; δ ——均方根误差值; $\beta_{x,0}$ ——降雨真值为 0 的概率,可根据样本估计; $f_Y(y | Y > 0, X = x)$ —— $X = x$ 时的降水量预报误差,可用截尾正态分布等统计描述。

Cai 等^[5,6]于 2018 年、2019 年在大别山区进行降雨误差分析,将 Weibull 分布函数用于降雨的先验概率密度估计,采用截断型正态分布密度函数估计降雨预报误差随机变量相对于降雨预报值的条件概率密度函数。研究中以 Weibull 分布函数描述 $\beta_{x,0}$ 的特征参数,同时给出了降雨预报误差的概率密度函数表达式:

$$f(y) = \frac{1}{S(c)\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad y > c \tag{2}$$

其中 $S(c) = 1 - \Phi\left(\frac{c-\mu}{\sigma}\right)$

式中: c ——常数项; μ, σ ——Weibull 分布函数的特征参数; Φ ——标准正态分布函数。

1.2 模型参数

参考陈竹青等^[7]于 2019 年所提出的水文模型参数概率分布特征描述方法,利用 s 场洪水资料,分别以每一场洪水资料独立的率定水文模型 i 的参数 x_i ,得到参数 x_i 的次优解集,据此估计 x_i 所服从的概率分布。在本研究中,采用 Beta 分布函数描述^[7]水文模型参数的概率分布特征。

1.3 模型结构

本研究借助于 BMA(Bayesian model averaging)评估多个模型相对最优的概率,用于表征不同模型结构上的不确定性程度相对大小,模型相对最优概率记为 $\omega_j(j=1,2,\cdots,J)$

$$\begin{cases} \omega_j = p(M = j | T_{\text{obs}}) \\ \sum_{j=1}^m \omega_j = 1 \end{cases} \quad (0 < \omega_j < 1) \tag{3}$$

式中: j ——最优模型序列号; $\omega_j=p(M=j|T_{\text{obs}})$ ——在给定数据集 T_{obs} 的条件下,模型 j 为最优的后验概率。 ω_j 数值的估算需要基于历史实测、预报流量序列,构建高斯混合模型、利用期望最大化等算法求解,介绍具体求解方法的文献^[8-9]较多,此处不再赘述。

2 研究区概况、数据及算法

2.1 研究区概况

史灌河是淮河南岸最大的支流,流经河南省和安徽省,主要涉及河南省信阳市、固始县和安徽省六安市^[10]。史灌河由上游的史河、灌河汇流而成,河流全长261 km,流域面积6889 km²。史灌河流域地形南高北低,南部最高峰太白峰海拔1 140 m,北部至淮河地面海拔一般为23 m左右。流域属北亚热带向暖温带过渡的季风湿润区,多年平均降水量1 240 mm,多年平均水面蒸发量874 mm,多年平均水资源总量41.2 亿 m³,其中地表水资源量36.1 亿 m³。研究流域方位见图1。

2.2 数据介绍

史灌河流域蒋家集站2003年1月1日至2020年12月1日流量过程见图2,历场洪水资料的时间步长均为6 h。根据水文资料代表性的要求,从现有资料中筛选出共16场大、中、小洪水;除2013年、2017年汛期流量、洪量均较小,且无典型洪水过程外,其余各年份均可筛选出一场洪水过程。具体的洪水场次信息见表1。其中,在2020年7月15—29日,史灌河流域产生特大暴雨,史灌河发生超保证水位洪水,下游支流白露河、淠河发生接近保证水位洪水。图2中,各年度不同场次的洪水首尾相连绘制在同一张图上,相邻两场洪水之间以蓝色实线进行分隔。

2.3 算法流程

综合多源不确定性的洪水概率预报方法流程见图3,其共分为6个步骤。

步骤1:获取面雨量预报误差概率分布。一般要求流域内降雨、蒸发、流量、水位数据资料条件较好,有至少10场典型洪水数据。

使用泰森多边形法分别采用流域内雨量站监测数据和TIGGE气象产品计算流域面雨量值^[11-12]。其中,地面监测相应的面雨量作为真值,气象产品预报降水量的面雨量数据为含误差的序列,可参照式(1)(2)获取预报误差概率分布。

步骤2:构建各模型参数的次优解集,获取水文模型参数的概率分布。分别选择新安江模型^[13]、BP神经网络模型作为预报模型,其中新安江模型以河网消退系数CS作为敏感参数率定获得其次优解集、最优解;BP神经网络的参数即为其网络结构,直接利用全部场次洪水资料率定得到最优的BP模型参数。参数优选方面有众多方法可供选择,如SCE-UA、单纯形法、客观优选法等。



图1 研究流域概况

Fig.1 Conceptualization of experimental basin

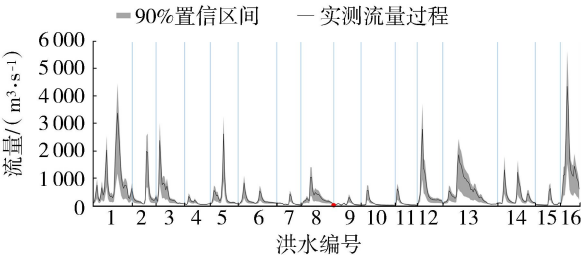


图2 蒋家集站历史洪水过程示意图

Fig.2 Schematic map of historical flood process in Jiangjiashi station

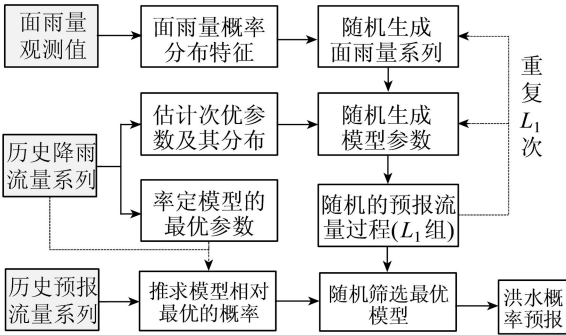


图3 算法流程

Fig.3 Flow chart of algorithm

表1 历史洪水特征及预报精度指标统计

Table 1 Characteristics of historical floods and index statistic of forecast precision

分期	洪水 编号	历史洪水特征				单一模型预报精度 NSE 值		概率预报精度	
		起始时间	截止时间	洪水历时/d	洪峰流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	新安江模型	BP 神经网络模型	CR 值/%	NSE 值
率定期	1	2003-06-21	2003-08-01	41	3 380	0.93	0.82	86	0.86
	2	2004-08-13	2004-08-23	10	1 980	0.88	0.72	100	0.87
	3	2005-09-02	2005-09-25	23	2 380	0.93	0.73	100	0.88
	4	2006-07-21	2006-08-10	20	336	0.87	0.79	100	0.90
	5	2007-06-30	2007-07-22	22	2 620	0.85	0.84	100	0.88
	6	2008-08-14	2008-09-19	36	832	0.87	0.72	100	0.86
	7	2009-05-21	2009-06-05	15	425	0.85	0.88	88	0.90
	8	2010-07-11	2010-08-10	30	1 040	0.86	0.78	100	0.87
验证期	9	2011-08-05	2011-08-25	20	308	0.70	0.73	67	0.73
	10	2012-09-08	2012-10-02	24	551	0.89	0.73	84	0.92
	11	2014-07-12	2014-07-30	18	616	0.91	0.91	89	0.90
	12	2015-06-26	2015-07-15	19	2 790	0.85	0.69	100	0.88
	13	2016-06-20	2016-08-03	44	1 860	0.87	0.75	100	0.85
	14	2018-05-01	2018-06-01	31	1 307	0.90	0.76	100	0.87
	15	2019-06-10	2019-07-01	21	628	0.79	0.81	73	0.91
	16	2020-07-15	2020-07-29	14	4 350	0.86	0.77	100	0.90

本步骤推荐采用 SCE-UA 算法进行参数率定,优化目标函数采用确定性系数指标。SCE-UA 算法、确定性系数指标 NSE 的详细内容可参考文献[14-15]。当所优化的参数值能够使目标函数确定性系数指标最大时,认为参数优化完毕,当前参数值即为所求。

步骤3:随机生成面雨量、水文模型参数,驱动各水文模型产生 L_1 组初始预报流量过程,一般取 L_1 大于 50。确定各模型参数最优解以及各模型为相对最优的先验概率。将所有场次洪水资料划分为率定期和验证期,以分别用于各水文模型的率定与验证,得到各水文模型参数应用于所有场次的洪水预报时的综合最优参数;将已率定完毕的综合最优参数分别代入各水文模型,并利用 BMA 算法求解各模型为相对最优的概率 $\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_l$ 。

步骤1~3 分别用于获取模型输入、参数、结构 3 种不同来源的概率分布特征,是对 3 种不确定性来源的不确定性程度的先验估计。综合各模型在历史洪水中表现的相对优劣程度,估计模型为相对最优的概率,并以 BMA 算法的结构参数 ω 去表征概率值,体现了对模型结构(模型选择)不确定性的考量。

步骤4:获取正态空间中预报流量结果。将上述步骤中得到的初始预报流量序列中的每个流量值,代入模型 j 所对应的预报流量概率分布函数,获取每个流量值的累积概率值;从标准正态分布表中查询该累积概率值所对应的数值,从而将初始预报流量序列转换至正态空间,获得正态空间下预报流量序列 D_j' ;根据 BMA 算法,将正态空间下的预报流量经过线性转换求解得到相应实际流量值,从而获得正态空间下实际流量过程的一次预报结果 D_j' 。

步骤5:获取原始空间下预报流量系列。在标准正态空间下,获取 D_j' 对应的累积概率值;根据模型 j 所对应的预报流量概率分布函数,求解相应累积概率下流量值,得到原始空间下的一次预报流量结果 Q_1 。

步骤6:大量采样获得流量过程的后验概率分布。重复上述步骤 r 次(一般不小于 500 次),得到 r 个预报流量结果 $Q_1, Q_2, \cdots, Q_r$, 所得到 r 个结果的均值 $\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r Q_i$ 作为预报流量过程的确定性预报结果。预报流量结果的覆盖范围 5%~95% 的区间作为 90% 置信度的概率预报结果。具体而言,将 r 个预报结果中的同一时刻的预报流量进行排序,将流量值位于 5%~95% 之间的流量数值区间作为 90% 置信度概率预报结果。

3 概率预报算法验证

将上述所选 16 场洪水中 2003—2010 年作为率定期,其 8 场洪水用于 TIGGE 降雨误差分布特征参数估计,以及新安江模型、BP 神经网络模型参数率定及两模型相对最优的权重的率定;2011—2020 年作为验证期,其 8 场洪水用于验证降雨误差分布特征参数准确性,新安江模型、BP 神经网络模型参数率定结果及相对

权重值的合理性,以及检验本研究所构建洪水概率预报算法性能。其中,TIGGE 产品中的中国气象局 CMA 预报模式 2008—2020 年数据,时间分辨率 6 h,空间分辨率 $0.5^{\circ}\times 0.5^{\circ}$;对 2008 年之前以及 2014 年 4 月 TIGGE 降雨预报数据缺失的年份,以实测降水量替代。降雨预报误差概率分布函数的特征参数沿用 Cai 等^[6]在本流域前期的研究成果,即 Weibull 分布函数的参数值,分别为 $\mu=11.5373, \sigma^2=295.6353$;率定得到新安江模型、BP 神经网络模型相对最优的概率分别为 0.637 和 0.363。

把蒋家集站实测流量以及 5%~95% 概率预报结果的置信区间同时绘制在图 2 上,用于展示 2003—2020 年期间的概率预报结果。横坐标上的红色点用于分隔率定期与验证期。从图 2 概率预报试验的流量过程可以看到,率定期、验证期洪水概率预报结果与实测结果的数量级、变化趋势基本保持一致;且相对于率定期,概率预报结果的置信区间宽度在验证期并未有严重的发散现象。从图 2 还可以看到,对于 2003 年、2016 年、2020 年汛期的预报洪水过程,其置信区间相对其他场次洪水的置信区间略有增宽,这在一定程度上表明概率预报对于较大量级洪水的不确定性程度会略有增大。上述研究结果证明,概率预报结果较为稳定,且研究中所采用的降雨误差分布特征参数、新安江模型及 BP 神经网络模型参数、模型相对最优概率等参数相对合理。进一步以表格形式统计概率预报结果的覆盖率指标 CR(cover rate)及评估均值预报精度的确定性系数 NSE(Nash-Sutcliffe efficiency coefficient)指标,见表 1。

从表 1 可以看到,2003—2020 年,2020 年、2003 年两场洪水的洪峰流量最大,分别为 $4\,350\text{ m}^3/\text{s}$ 和 $3\,380\text{ m}^3/\text{s}$;相对地,2006 年、2011 年的洪峰流量仅分别达到 $336\text{ m}^3/\text{s}$ 和 $308\text{ m}^3/\text{s}$ 。从新安江模型、BP 神经网络模型的预报精度来看,模型预报结果的 NSE 指标在验证期、率定期的均值分别为 0.88、0.86 和 0.79、0.77,预报精度略有降低,降低幅度不大,证明了所采用降雨预报、模型参数的合理性。从概率预报结果的精度评价指标分析,概率预报结果在 2011 年、2019 年两场较小量级的洪水中,90% 置信区间预报结果的覆盖率指标 CR 仅分别达到 67%、73%,同时也可以发现新安江模型、BP 神经网络模型两类单一模型的预报精度也均低于 0.81,确定性模型、概率预报精度均较低,对于量级较小的洪水水文模型或概率预报模型的预报精度相对会有降低。但是从总体上来看,CR 的均值达到了 93%,即从 2003—2020 年的多场洪水过程综合分析,概率预报结果的 90% 区间能够覆盖 93% 以上的实测洪水过程,所提供概率预报的可靠性程度相对较高,可以有效地避免偏大误报或偏小漏报的可能性,提高洪水预报信息的参考价值。

从 NSE 指标分析,率定期概率预报结果的 NSE 指标均值为 0.88,验证期的 NSE 指标均值为 0.87,洪水概率预报的均值预报结果在验证期预报精度与率定期相比变化更小,概率预报模型的预报结果相对更为稳定。分析预报 NSE 的最大最小值可以看到,概率预报结果的 NSE 值变幅在 0.75~0.92,而新安江、BP 神经网络模型的 NSE 值变幅在 0.66~0.95、0.69~0.91,概率预报的均值预报结果精度变化区间更小、且变化区间的下限比两个单一模型的下限值更高,进一步证明了概率预报结果所提供均值预报的可靠性较高。

4 结 语

本文提出了综合考虑降雨、模型参数、模型结构 3 类不确定因素的洪水概率预报方法。通过对预报洪水过程的对照,以及对预报结果覆盖率 CR、确定性系数 NSE 指标的分析,可以发现,概率预报结果一定程度上依赖于其所采用的水文模型精度,如当水文模型在 2011 年、2019 年这样的小水年预报精度较低时,概率预报的 CR、NSE 指标相应也处于较低水平。

从 CR 指标上来看,概率预报结果所提供的 90% 置信区间预报结果能够覆盖 93% 的实测洪水过程,实测洪水过程基本上都落在 90% 置信区间之内,根据洪水概率预报结果做出的防汛决策能够充分考虑洪水可能的量级,对于准确评估洪水发展情势具有重要参考价值。概率预报结果相对新安江模型、BP 神经网络模型的确定性预报结果,能以可靠的概率分布描述洪水可能的发展趋势,降低洪水预报调度的误判风险。从 NSE 指标来看,洪水概率预报所提供均值预报结果,虽然并不能够在每一场洪水中都达到预报精度高于单一模型,但是其预报精度总是高于预报精度相对较低的水文模型,NSE 指标更接近于水文模型中预报精度相对较高者,所提供均值预报结果的可靠性程度也较高。

考虑到不同的流域之间产汇流规律的巨大差异性,以及降雨数据产品、水文模型在流域的适应性不同,不同来源不确定性因素的显著性程度在流域间也存在较大差异,综合多源不确定性的洪水概率预报应当根据洪水预报输入数据、流域特征等因素来定制研究。除此之外,如何科学描述不确定性在输入、模型运算到

结果展示过程的传递与变化,描述不同来源不确定性因素之间相互加强或削弱作用,并量化评估不同来源的不确定性因素对最终预报结果不确定性的贡献程度,仍有待进一步研究,这也是通过本研究可以推进洪水预报技术发展的有价值的研究方向。

参考文献:

[1] 叶爱中,戴永久,夏军. 降雨时间尺度上的降尺度分析研究[J]. 水文,2007,27(5):16-20. (YE Aizhong, DAI Yongjiu, XIA Jun. SL/XR comparative test and precision analysis[J]. Journal of China Hydrology, 2007,27(5):16-20. (in Chinese))

[2] 梁忠民,蒋晓蕾,曹炎煦. 考虑降雨不确定性的洪水概率预报方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2016,44(1):8-12. (LIANG Zhongmin, JIANG Xiaolei, CAO Yanxu. Probabilistic flood forecasting considering rainfall uncertainty[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2016,44(1):8-12. (in Chinese))

[3] 梁忠民,李彬权,余钟波 等. 基于贝叶斯理论的 TOPMODEL 参数不确定性分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2009,37(2):129-132. (LIANG Zhongmin, LI Binqun, YU Zhongbo, et al. Parameter uncertainty analysis for TOPMODEL based on Bayesian theory[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2009,37(2):129-132. (in Chinese))

[4] 贺新月,曾献奎,王栋. 融合 AR 模型和 MCMC 方法的水文模拟不确定性分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(2):116-122. (HE Xinyue, ZENG Xiankui, WANG Dong. Uncertainty analysis of hydrological simulation with auto regressive model and MCMC method[J]. Journal of the Hohai University (Natural Sciences), 2020,48(2):116-122. (in Chinese))

[5] CAI Chenkai, WANG Jianqun, LI Zhijia. Improving TIGGE precipitation forecasts using an SVR ensemble approach in the Huaihe River Basin[J]. Advances in Meteorology, 2018,1:1-15.

[6] CAI Chenkai, WANG Jianqun, LI Zhijia. Assessment and modelling of uncertainty in precipitation forecasts from TIGGE using fuzzy probability and Bayesian theory[J]. Journal of Hydrology, 2019,577: 123995.

[7] 陈竹青,王艺晗,刘开磊,等. 随机参数扰动下的洪水概率预报研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2019,42(12):1661-1666. (CHEN Zhuqing, WANG Yihan, LIU Kailei, et al. Study on flood probability prediction with stochastic parameter perturbation[J]. Journal of the Hefei University of Technology(Natural Science), 2019,42(12):1661-1666. (in Chinese))

[8] 刘开磊,胡友兵,汪跃军 等. BMA 集合预报在淮河流域应用及参数规律初探[J]. 湖泊科学,2017,29(6):1520-1527. (LIU Kailei, HU Youbing, WANG Yuejun, et al. Performance and parameterization of the BMA model applied in the Huaihe River Basin[J]. Journal of Lake Sciences, 2017,29(6):1520-1527. (in Chinese))

[9] 刘开磊,李致家,姚成,等. 基于 k-最近邻筛选的 BMA 集合预报模型研究[J]. 水利学报,2017,48(4):390-397,407. (LIU Kailei, LI Zhijia, YAO Cheng, et al. Study on the bayesian model averaging coupling with the k-nearest neighbor selection[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017,48(4):390-397,407. (in Chinese))

[10] 钱名开,徐胜,梁树猷,等. 淮河流域地表水资源量变化及降水驱动效应分析[J]. 气象科技进展,2020,10(5):81-86. (QIAN Mingkai, XU Sheng, LIANG Shuxian, et al. Variation of surface water resources and driving effect of precipitation in Huai River Basin[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2020,10(5):81-86. (in Chinese))

[11] 王建群,段蓉,蔡晨凯. TIGGE 模式在淮河水系史河流域的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(1):14-21. (WANG Jianqun, DUAN Rong, CAI Chenkai. Application of TIGGE precipitation forecast in Shihe Catchment of Huaihe River Basin[J]. Journal of the Hohai University (Natural Sciences), 2020,48(1):14-21. (in Chinese))

[12] 张轩,张行南,江唯佳,等. 秦淮河流域东电站水位预报研究[J]. 水资源保护,2020,36(2):41-46. (ZHANG Xuan,ZHANG Xingnan,JIANG Weijia,et al. Study on water level forecast of Dongshan Station in Qinhuai River Basin[J]. Water Resources Protection,2020,36(2):41-46. (in Chinese))

[13] 俞彦,张行南,张鹏,等. 基于 SCS 模型和新安江模型的雨量预警指标综合动态阈值对比[J]. 水资源保护,2020,36(3):28-33. (YU Yan,ZHANG Xingnan,ZHANG Peng, et al. Comparison of comprehensive dynamic threshold of rainfall warning indicators based on SCS model and Xinanjiang model[J]. Water Resources Protection,2020,36(3):28-33. (in Chinese))

[14] 张珂,牛杰帆,李曦,等. 洪水预报智能模型在中国半干旱半湿润区的应用对比[J]. 水资源保护,2021,37(1):28-35. (ZHANG Ke,NIU Jiefan,LI Xi,et al. Comparison of artificial intelligence flood forecasting models in China,s semi-arid and semi-humid regions[J]. Water Resources Protection,2021,37(1):28-35. (in Chinese))

[15] 邓元倩,李致家,刘甲奇,等. 半湿润半干旱地区降雨径流关系的区域规律[J]. 水电能源科学,2018,36(5):13-16. (DENG Yuanqian, LI Zhijia, LIU Jiaqi, et al. Regional Law of relationship between runoff reduction and runoff reduction in semi-humid and semi-arid region[J]. Water Resources and Power, 2018,36(5):13-16. (in Chinese))