

DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20230181

# 不同目标函数对新安江模型参数的敏感性和不确定性影响分析

李悦<sup>1,2</sup>, 刘冀<sup>1,2</sup>, 杨少康<sup>1,2</sup>, 赵心睿<sup>1,2</sup>, 舒章康<sup>3</sup>

(1. 三峡库区生态环境教育部工程研究中心, 湖北 宜昌 443002;

2. 三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002;

3. 南京水利科学研究院, 江苏 南京 210098)

**摘要:** 目标函数的选择影响流域水文模型的参数率定结果。为深入探究不同目标函数对水文模型参数的敏感性和不确定性及径流模拟结果的影响, 本文以福建省金溪池潭流域日径流模拟为例, 采用 SCEM-UA 优化算法率定三水源新安江模型, 选择纳什效率系数 $f_1$ 、均方根误差 $f_2$ 和 Kling-Gupta 效率系数 $f_3$ 作为参数率定的目标函数, 同时构建分别偏好 $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 三者的组合多目标函数 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ 共6个率定目标, 比较不同率定目标下的径流模拟精度差异, 采用 Sobol 全局敏感性分析方法定量对比分析不同目标函数下的新安江模型参数敏感性, 最后基于 GLUE 方法分析丰枯水期和不同流量级别下的径流模拟不确定性。结果表明: (1) 6个目标函数下, 新安江模型的主要敏感参数识别结果一致; (2)  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 较单目标函数展现出更高的径流模拟精度; (3) 在不同水文时期和不同流量级别下,  $f_1$ 表现出较其他目标函数更高的覆盖率和较小的不确定性区间。不同目标函数下均呈现枯水期参数不确定性最小, 且随流量级别的增大而径流模拟不确定性增加的规律。

**关键词:** 径流模拟; Sobol 敏感性分析; 新安江模型; GLUE; 参数率定目标

中图分类号: P333

文献标识码: A

文章编号: 1000-0852(2024)02-0001-07

## 0 引言

径流模拟和预报对流域水资源管理和防洪调度有着至关重要的作用<sup>[1]</sup>, 水文模型是实现径流预报的重要工具, 而模型参数作为水文模型进行流域水文过程概化的关键因子, 是反映流域产汇流过程的重要指标<sup>[2]</sup>。但由于受到大量无法直接观测的模型参数影响, 参数率定是水文工作者广泛采用的提高模型可靠性的基本方法<sup>[3]</sup>。大量研究表明, 在水文模型参数率定过程中, 目标函数的选择直接影响参数率定结果, 进而影响模拟精度。已有研究多选用单目标函数率定模型<sup>[4-5]</sup>, 而单一的目标函数通常会侧重于模拟流量过

程某一方面的特征, 忽略其他特征信息。为此, 康艳等<sup>[6]</sup>采用四种单目标函数以及分期设权理想点法构建的多目标函数对 ABCD 水文模型参数进行率定, 结果表明多目标方案模拟效果更优; Zhang 等<sup>[7]</sup>选用纳什效率系数及其对数形式并构建基于两者的多目标率定函数, 结果表明所构建多目标函数在黑河流域并未表现出更优的模拟精度。

上述研究表明水文模型参数率定结果与目标函数的选择密切相关, 而在模型参数优选过程中出现的“异参同效”现象客观反映了参数不确定性的存在<sup>[8]</sup>, 量化不确定性是水文模拟的重点和难点问题<sup>[2]</sup>。传统的确定性分析方法中<sup>[9-12]</sup>, 多选择单一目标函数评价模

收稿日期: 2023-05-27

网络首发日期: 2023-08-30

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms2/detail/11.1814.P.20230829.1425.001.html>

基金项目: 湖北省教育厅科学技术研究重点项目(D20211205); 国家自然科学基金项目(51609124)

作者简介: 李悦(1999—), 女, 硕士研究生, 主要从事水文学与水资源方面研究。E-mail: 258775890@qq.com

通信作者: 刘冀(1980—), 男, 副教授, 博士, 主要从事流域水文模拟与防洪调度研究。E-mail: liuji@ctgu.edu.cn

型参数合理性<sup>[13-14]</sup>,但不同目标函数导致水文模拟过程的不确定性区间差异较大<sup>[15-18]</sup>,因此温娅惠等<sup>[15]</sup>采用单目标和多目标GLUE方法分析模型参数的不确定性,发现多目标函数在径流模拟中有更大的区间覆盖率,预报精度更高。任政等<sup>[16]</sup>针对新安江模型的参数不确定性,分析了单目标GLUE方法、多目标GLUE方法和NSGA-II优化算法下的径流模拟不确定性,结果表明多目标GLUE方法具有更高的区间覆盖率。由于水文过程具有明显的季节性<sup>[19]</sup>,丰枯水期或不同流量级别下的参数不确定性存在差异,而目前对于不同单目标或多目标率定下的径流模拟不确定性的季节性差异与高低流量级别差异研究尚不完善。

综上,为进一步探究不同目标函数对参数敏感性及其径流模拟不确定性的影响,本文以金溪池潭流域为研究区,采用SCEM-UA法<sup>[20]</sup>对三水源新安江日模型进行参数率定,以纳什效率系数、均方根误差、Kling-Gupta效率系数以及三者不同权重组合所得函数为参数率定的目标函数,进行Sobol定量敏感性分析,同时,基于GLUE方法探究不同目标函数在丰枯水时期和不同流量级别下的参数不确定性差异。

## 1 研究区概况与资料获取

本文以池潭水库以上流域为研究对象。池潭水库位于福建省金溪水系的中上游,其坝址以上控制流域面积4 766 km<sup>2</sup>,占整个金溪流域的66%。池潭流域为亚热带气候,多年平均降水量约为1 800 mm,丰水期为4—9月,降水量和径流量占全年总量的70%~80%,枯水期为1—3月和10—12月,汛期常受台风暴雨影响<sup>[21]</sup>。收集了金溪流域17个雨量站以及1个气象站(站点位置见图1)2001—2016年的逐日降水以及池潭水库日流量资料,通过泰森多边形法求得流域面雨量。由于缺少实测蒸发资料,依据中国气象科学数据共享服务网(<https://data.cma.cn/>)提供的泰宁气象站中国地面气候资料日值数据,采用Penman-Monteith公式计算得到日蒸散发能力。DEM数据来源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>)。

## 2 模型与方法

### 2.1 三水源新安江模型

本文采用的三水源新安江模型在我国湿润地区和半湿润地区多有应用<sup>[22]</sup>,模型主要由蒸散发、产流、水源划分和汇流四个模块构成,模型详细介绍见文献<sup>[22]</sup>。

根据湿润地区新安江模型参数取值经验<sup>[22]</sup>,结合研究区域的水文特性确定参数取值范围如表1所示。

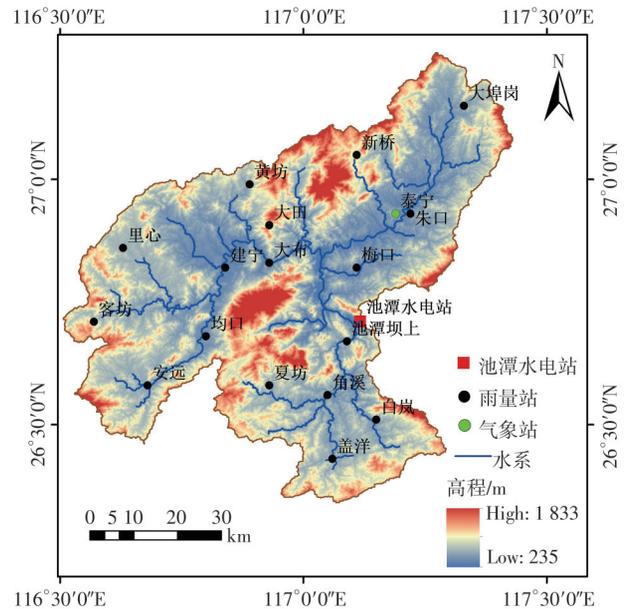


图1 池潭流域水文气象站点空间分布

Fig.1 Spatial distribution of hydro-meteorological stations in the Chi-tan watershed

表1 三水源新安江模型参数表

Table1 Table of parameters of Xin'anjiang model

模块	参数符号	参数意义	取值范围
蒸散发计算	$K$	蒸散发能力折算系数	0.1 ~ 1.5
	$UM$	上层蓄水容量	10 ~ 20
	$LM$	下层蓄水容量	10 ~ 100
	$C$	深层蒸散发折算系数	0.1 ~ 0.3
产流计算	$WM$	流域蓄水容量	100 ~ 300
	$B$	流域蓄水容量分布曲线指数	0.01 ~ 0.4
水源划分	$IM$	不透水面积比例	0.01 ~ 0.04
	$SM$	自由水蓄水库容量	40 ~ 50
	$EX$	自由水蓄水库容量分布曲线指数	0.1 ~ 2.5
	$KG$	自由水蓄水库地下水日流出系数	0.1 ~ 0.35
汇流计算	$KI$	自由水蓄水库壤中流日流出系数	0.01 ~ 0.5
	$CI$	壤中流消退系数	0.5 ~ 1
	$CG$	地下水消退系数	0.5 ~ 1
	$CS$	地表径流消退系数	0.01 ~ 0.7
	$CR$	河道蓄水消退系数	0.01 ~ 0.7

### 2.2 Sobol敏感性分析方法

Sobol方法是一种基于方差分解的全局敏感性分析方法,其物理意义明确、不依赖特定的模型结构、能定量的给出模型的参数敏感性,适用于非线性模型的参数敏感性分析<sup>[23]</sup>。其核心是将目标函数的总方差分解为单个参数的方差和参数组合之间的方差,从而

计算参数敏感性和参数之间的相互作用,具体原理见文献[11]。Sobol指数的值越大,参数敏感性越高,本文指定总敏感性超过阈值0.1的参数为模型敏感参数<sup>[24]</sup>。

### 2.3 目标函数和精度评价指标

#### 2.3.1 目标函数

为了更好地评价不同目标函数对三水源新安江日模型参数敏感性、参数率定及参数不确定性的影响,本文选择以下6个目标函数。

(1)单目标函数 $f_1$ 、 $f_2$ 和 $f_3$

$NSE$ 是检验水文模型模拟结果好坏的常用指标; $RMSE$ 代表实测流量与模拟流量日平均偏差,以其最小为率定目标; $KGE$ 同时考虑模拟值和实测值的误差和均值<sup>[25]</sup>,可以提供预报流量更细致的精度评价<sup>[26]</sup>, $NSE$ 和 $KGE$ 以其最大为率定目标。目标函数 $f_1$ 、 $f_2$ 和 $f_3$ 如下:

$$f_1 = \max NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - Q_{obs,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2} \quad (1)$$

$$f_2 = \min RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - Q_{obs,i})^2} \quad (2)$$

$$f_3 = \max KGE = 1 - \sqrt{(\gamma - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (3)$$

式中: $Q_{sim,i}$ 表示*i*时段模拟径流, $Q_{obs,i}$ 表示*i*时段观测径流, $\bar{Q}_{obs}$ 表示观测径流的均值,*i*为序列长度。 $\gamma$ 、 $\alpha$ 和 $\beta$ 分别为实测径流与模拟径流的相关系数、标准差之比和均值之比。

(2)多目标函数 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$

考虑对于 $f_1$ 、 $f_2$ 和 $f_3$ 的偏好差异构建加权组合多目标函数,此外,对于不同评价指标的量纲与数量级存在差异,在构建多目标函数前需对单目标函数标准处理以消除量纲影响。设目标特征值矩阵为 $X$ ,将 $X$ 按式(5)进行规格化<sup>[27]</sup>。

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$X_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}, & x_{ij} \text{ 为极大型指标} \\ \frac{x_{i\max} - x_{ij}}{x_{i\max} - x_{i\min}}, & x_{ij} \text{ 为极小型指标} \end{cases} \quad (5)$$

设 $f_1$ 、 $f_2$ 和 $f_3$ 规格化后为 $f_1'$ 、 $f_2'$ 和 $f_3'$ ,选用主观赋

权法确定各单目标函数的权重<sup>[27]</sup>,构建分别偏好3个单目标函数的多目标函数<sup>[33]</sup>如下:

$$F_1 = \min (0.5f_1' + 0.25f_2' + 0.25f_3') \quad (6)$$

$$F_2 = \min (0.25f_1' + 0.5f_2' + 0.25f_3') \quad (7)$$

$$F_3 = \min (0.25f_1' + 0.25f_2' + 0.5f_3') \quad (8)$$

#### 2.3.2 评价指标

(1)精度评价指标

本文选择径流总量相对误差( $RE$ )和确定性系数( $R^2$ )作为模型精度评价指标,计算公式如下:

$$RE = \frac{\sum_{i=1}^n Q_{obs,i} - \sum_{i=1}^n Q_{sim,i}}{\sum_{i=1}^n Q_{obs,i}} \quad (9)$$

$$R^2 = \frac{\left( \sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})(Q_{sim,i} - \bar{Q}_{sim}) \right)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2 \sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - \bar{Q}_{sim})^2} \quad (10)$$

$R^2$ 表示模拟结果的总体吻合度,对于日尺度流量模拟, $R^2 > 0.8$ 模拟结果为优秀, $0.7 < R^2 < 0.8$ 结果良好, $0.6 < R^2 < 0.7$ 结果合格, $R^2 < 0.6$ 结果不合格<sup>[28]</sup>。一般认为,在 $|RE|$ 小于允许误差范围20%时, $R^2$ 精度越高,径流模拟效果越好。

(2)不确定度评价指标

本文选择区间覆盖率( $CR$ )和平均带宽( $B$ )为不确定区间评价指标,覆盖率越大、平均带宽越小,表明不确定性小;平均带宽接近的情况下,覆盖率越大,不确定性越小<sup>[16]</sup>。公式如下:

$$CR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n J[O_i] \quad (11)$$

$$J[O_i] = \begin{cases} 1 & O_i \in (q_u^i, q_l^i) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_u^i - q_l^i) \quad (12)$$

式中: $q_u^i$ 和 $q_l^i$ 分别表示*i*时刻的预报不确定性区间的上界和下界, $n$ 为序列长度。

## 3 结果与分析

### 3.1 Sobol敏感性定量分析

不同目标函数下的Sobol总敏感性 $S_{Ti}$ 分布情况如图2所示,选取敏感性大于0.1(图2中虚线所示)的参数判断为敏感参数<sup>[22]</sup>。由图2可知,不同目标函数下筛选得到的敏感参数相同,但敏感排序有所差异。敏

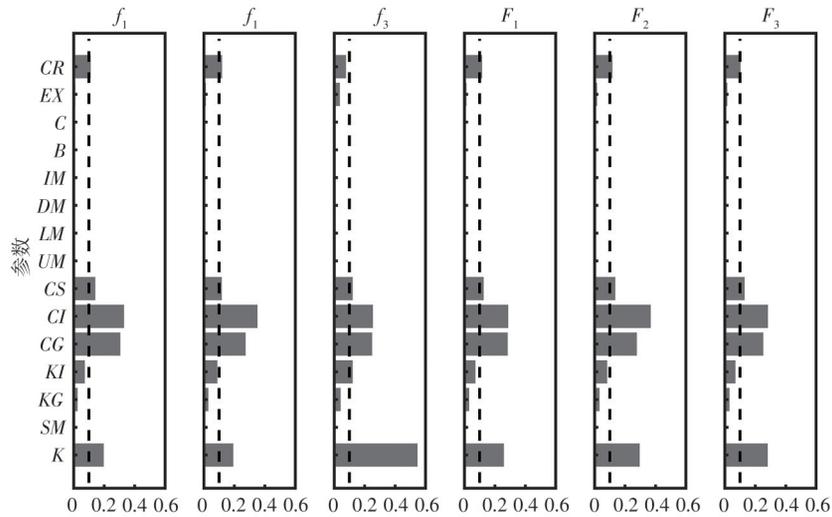


图2 不同目标函数下Sobol总敏感性结果

Fig.2 Total sensitivity results of Sobol with different objective functions

感参数为 $K$ 、 $CG$ 、 $CI$ 、 $CS$ 和 $CR$ ,其中参数 $CG$ 、 $CI$ 、 $CS$ 和 $CR$ 均为汇流参数,控制着壤中流和地下水的径流过程<sup>[22]</sup>,其变动对三水源新安江模型模拟结果影响较大;参数 $K$ 为蒸散发能力折算系数,控制着总水量平衡<sup>[11]</sup>,是影响产流最重要的参数,因此为敏感参数之一。 $f_1$ 、 $f_2$ 、 $F_1$ 和 $F_2$ 下参数敏感性排序相同,由大到小依次为 $CI$ 、 $CG$ 、 $K$ 、 $CS$ 和 $CR$ 。

进一步对比不同目标函数下的参数敏感性可知,参数 $K$ 在各目标函数下的敏感性差异较大,在 $f_3$ 下敏感性达到最大为0.54,高于其他5个目标函数,表明当率定目标为 $f_3$ 时,参数 $K$ 对模拟结果的影响更为显著。 $f_1$ 、 $f_2$ 、 $F_1$ 、 $F_2$ 与 $F_3$ 下的敏感参数及其排序表现出一致性,是由于 $f_1$ 和 $f_2$ 主要侧重于对高流量部分的模拟, $NSE$ 倾向评估整体模拟情况的同时,侧重于洪峰部分的模拟<sup>[24]</sup>; $RMSE$ 主要反映模拟值中较大值与实测值的偏离程度; $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ 综合了3个单目标函数的结构特点导致得出的敏感参数及敏感性排序表现出一致性。

### 3.2 不同目标函数下径流模拟分析

采用SCEM-UA算法<sup>[20]</sup>优化三水源新安江模型参数,抽取SCEM-UA算法收敛后的25 000组参数进行

优选,以2001—2010年为率定期,2011—2016年为验证期。确定各目标函数下的最优模型参数,径流模拟精度见表2。

由表2可知,不同目标函数下率定期和验证期 $IREI$ 均低于14%, $R^2$ 值介于0.75~0.85, $f_1$ 、 $f_2$ 、 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ 下模型率定期和验证期 $R^2$ 均高于0.8,径流模拟精度较好; $f_3$ 下模型率定期和验证期 $R^2$ 为0.76和0.75,径流模拟结果为良好,这表明三水源新安江模型适合本流域的日径流模拟。 $F_3$ 下模型在率定期和验证期的 $R^2$ 均为0.85, $IREI$ 为0.45%和7.12%,模拟精度最优; $F_2$ 和 $F_1$ 下的模拟精度次之。多目标函数 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ 综合了各单目标的结构特性,权衡考虑径流过程的多方面特征,故模拟精度更高。

### 3.3 不同目标函数下参数不确定性分析

为探究不同目标函数对三水源新安江模型参数不确定性的影响,本文基于GLUE<sup>[29-31]</sup>框架计算径流模拟不确定性指标。并按丰水(4—9月)、枯水期(1—3月和10—12月)与流量级别分别计算径流模拟不确定性的区间宽度 $B$ 和覆盖率 $CR$ 。根据池潭流域的流量特征值,将流量排序后划分为3个等级(10%、10%~50%和50%),低于85 m<sup>3</sup>/s为低流量,大于355 m<sup>3</sup>/s为高流量,高低流量

表2 不同目标函数下率定期和验证期径流模拟评价结果

Table2 Evaluation results of runoff simulations for regular and validation periods with different objective functions

时期	率定期						验证期					
	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$F_1$	$F_2$	$F_3$
$R^2$	0.83	0.83	0.76	0.83	0.83	<b>0.85</b>	0.81	0.83	0.75	0.82	<b>0.85</b>	<b>0.85</b>
$IREI/\%$	10.81	10.97	3.64	8.47	1.82	<b>0.45</b>	12.03	14.06	10.59	11.57	<b>4.22</b>	<b>7.12</b>

注:表2加粗为最优目标函数值。

之间为中流量<sup>[32]</sup>。

不同目标函数下的不确定性区间评价指标值见表3。由表3可知,不同目标函数在率定期和验证期 $B$ 值接近,但 $CR$ 值差异明显。 $f_1$ 在全年、丰水期和枯水期均表现出较其他目标函数更高的 $CR$ ,率定期 $CR$ 分别为0.71、0.67和0.74,验证期为0.67、0.65和0.69; $f_2$ 的 $CR$ 值次之;其次是 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ ,其 $CR$ 值相近,表现最差的是 $f_3$ 。

表3 不同目标函数下不同时期的区间预报结果统计

Table3 Statistics of interval forecast results for different periods with different objective functions

时期	目标函数	全年		丰水期		枯水期	
		CR	B/(m <sup>3</sup> /s)	CR	B/(m <sup>3</sup> /s)	CR	B/(m <sup>3</sup> /s)
率定期	$f_1$	<b>0.71</b>	180.07	<b>0.67</b>	240.21	<b>0.74</b>	119.66
	$f_2$	0.67	165.74	0.65	222.22	0.68	109.01
	$f_3$	0.49	178.19	0.57	246.08	0.42	110.00
	$F_1$	0.61	165.69	0.65	224.49	0.57	106.62
	$F_2$	0.62	164.72	0.65	222.74	0.59	106.43
	$F_3$	0.59	167.74	0.64	227.53	0.54	107.70
验证期	$f_1$	<b>0.67</b>	179.58	<b>0.65</b>	227.98	<b>0.69</b>	131.01
	$f_2$	<b>0.67</b>	165.55	<b>0.66</b>	211.06	<b>0.69</b>	119.87
	$f_3$	0.50	188.30	0.53	238.58	0.47	137.84
	$F_1$	0.64	169.14	<b>0.66</b>	216.37	0.62	121.74
	$F_2$	0.65	166.86	<b>0.65</b>	213.53	0.64	120.02
	$F_3$	0.63	172.69	<b>0.66</b>	220.50	0.60	124.71

注:表3加粗为最高 $CR$ 值。

为更清晰呈现丰枯水期参数不确定性差异,绘制典型年2016全年及2月和7月 $f_1$ 下径流模拟结果如图3所示。由图3(b)和3(c)可知,枯水期径流模拟的95%置信区间宽度较小,介于105 m<sup>3</sup>/s ~ 125 m<sup>3</sup>/s,相反,丰水期95%置信区间宽度较大,介于210 m<sup>3</sup>/s ~ 250 m<sup>3</sup>/s,且枯水期比丰水期的参数不确定性区间对实测流量的覆盖情况更好; $f_1$ 在丰水期和枯水期参数不确定性区间在洪峰处完全覆盖实测流量,这表明以 $NSE$ 为目标函数时对峰值流量的捕捉较好。

表3中 $B$ 与 $CR$ 关系曲线见图4,不同目标函数下枯水期 $B$ 值最小,丰水期 $B$ 值最高;在枯水期不同目标函数对应的 $CR$ 值大小差异显著,表明在枯水期目标函数的选择对 $CR$ 值影响较大,在丰水期目标函数对 $CR$ 值的影响明显小于枯水期。丰水期 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 下的 $CR$ 和 $B$ 值接近,其 $CR$ 值高于 $f_3$ ,低于 $f_2$ ,枯水期和全年表现出同枯水期规律。丰水期、枯水期和全年模型参数不确定性的差异从侧面证实了不同时期径流响应机理存在差异, $f_1$ 在三个时期表现出较其他目标函数更小的参数不确定性。

不同目标函数在高、中、低流量下的不确定性区间评价指标值见表4。由表4可知,在模型率定期和验证期, $f_1$ 在高、中和低流量级别均表现出最高的 $CR$ 和较小的 $B$ ,率定期 $CR$ 分别为0.5、0.62和0.84,验证

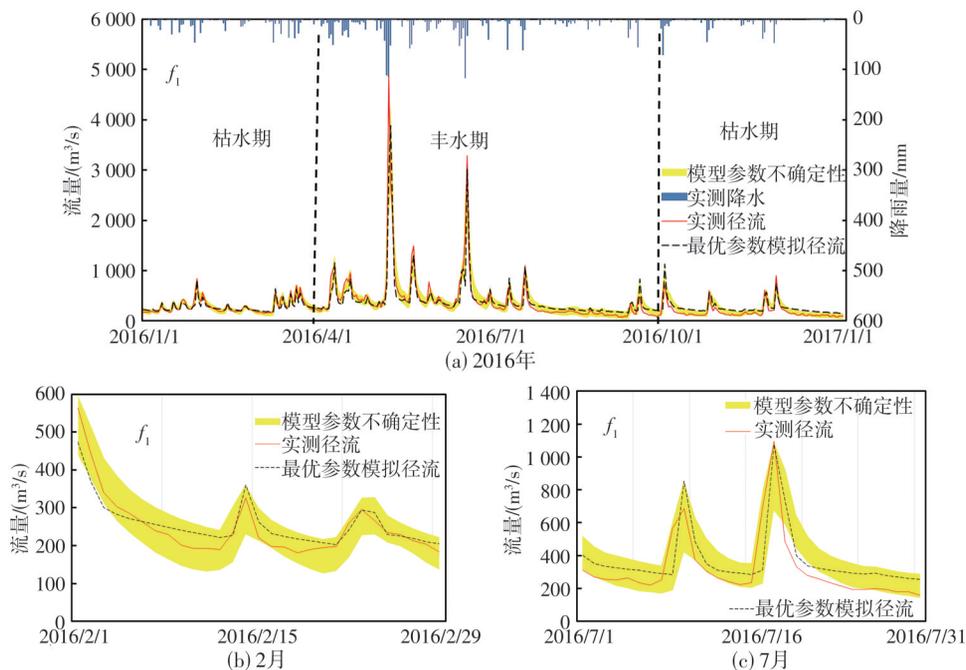


图3 2016年模拟流量90%置信区间分布  
Fig.3 90% confidence interval distribution of simulated flows in 2016

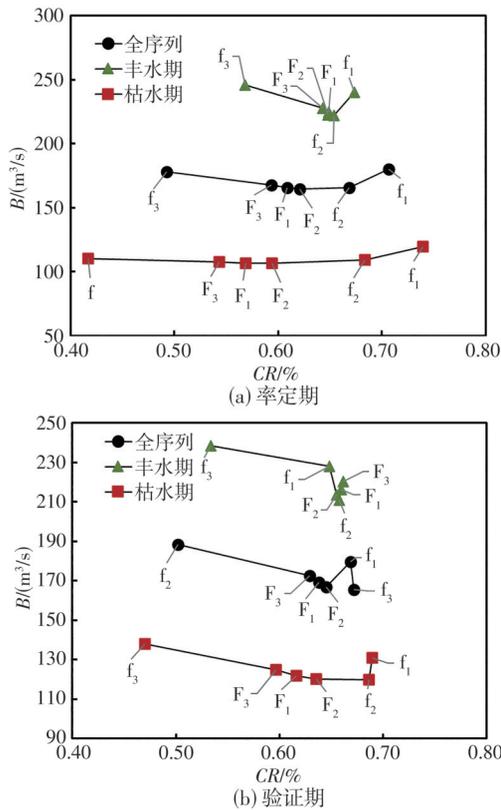


图4 不同时期的B和CR关系图

Fig.4 Relationship between B and CR for different periods

表4 不同目标函数下不同流量级别的区间预报结果统计  
Table4 Statistics of interval forecast results of different flow levels with different objective functions

时期	目标函数	高流量		中流量		低流量	
		CR	B/(m³/s)	CR	B/(m³/s)	CR	B/(m³/s)
率定期	$f_1$	<b>0.50</b>	537.18	<b>0.62</b>	197.57	<b>0.84</b>	93.65
	$f_2$	0.48	514.20	0.59	182.22	0.79	82.06
	$f_3$	0.44	611.18	0.47	197.46	0.52	75.54
	$F_1$	0.49	533.94	0.59	185.53	0.65	74.67
	$F_2$	0.49	527.25	0.59	183.69	0.68	75.70
	$F_3$	0.49	548.74	0.58	188.80	0.62	73.01
	验证期	$f_1$	<b>0.48</b>	406.89	<b>0.62</b>	182.44	<b>0.81</b>
$f_2$		<b>0.47</b>	384.61	<b>0.62</b>	168.50	<b>0.82</b>	81.31
$f_3$		0.41	468.14	0.48	190.38	0.57	83.24
$F_1$		0.46	403.31	0.61	173.74	0.74	76.92
$F_2$		0.46	395.59	0.61	170.83	0.76	77.57
$F_3$		0.46	416.05	0.61	177.98	0.71	76.09

注:表4加粗为最高CR值。

期为0.48、0.62和0.81; $f_2$ 的CR值次之;其次是 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ ,3个多目标函数的CR值相近,表现最差的是 $f_3$ 。

图5为表4中不同流量级别的B与CR关系曲线,由图5可知,不同目标函数下低流量B值最小,高流

量B值最高;低流量级别不同目标函数对应的CR值大小差异显著,高流量级别下目标函数对CR值的影响明显小于低流量,表明随流量级别的增大,目标函数的选择对CR值影响减小。在不同流量级别 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 的CR和B值接近,三者的CR值高于 $f_3$ ,低于 $f_2$ 。总体而言,高流量级别的参数不确定性最高,低流量不确定性最小。

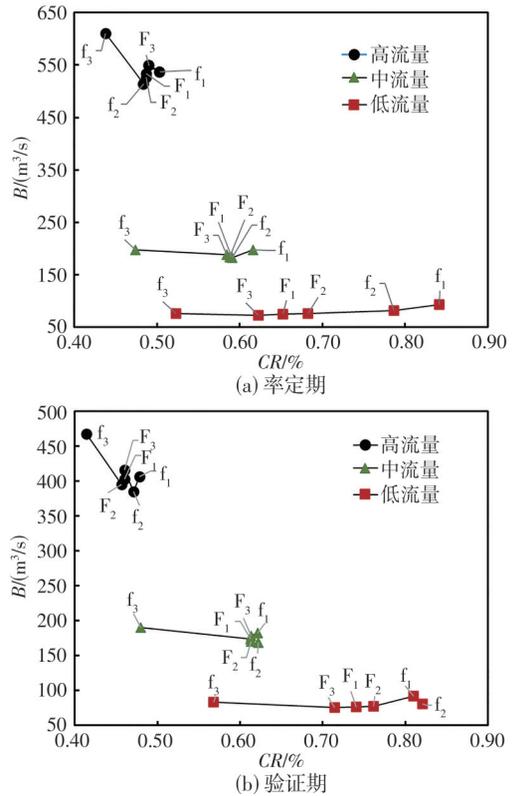


图5 不同流量级别的B和CR关系图

Fig.5 Relationship between B and CR for different traffic levels

### 4 结论

本文选用纳什效率系数 $f_1$ 、均方根误差 $f_2$ 和Kling-Gupta效率系数 $f_3$ 及由三者不同权重组合得到的3个多目标函数 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 为三水源新安江模型率定的目标函数,从参数敏感性、径流模拟精度以及参数不确定性三个方面进行比较分析。得出以下主要结论。

(1)6个目标函数下主要敏感参数均识别为K、CG、CI、CS和CR,综合了单目标函数结构特性的函数 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 在参数敏感程度及敏感性排序表现出一致性。

(2)多目标 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 在径流模拟中具有更高的模拟精度, $F_3$ 模拟精度最优, $F_2$ 、 $F_3$ 次之。6个目标函数下

的径流模拟精度均在良好以上,表明新安江模型在池潭流域具有较好的适用性。

(3)不同目标函数下,枯水期参数不确定性小于全年小于丰水期,同时,参数不确定性随着流量级别的增加而变大。 $f_1$ 在不同水文时期及不同流量级别下表现出较高的覆盖率和较小的不确定性区间宽度,这为池潭流域三水源新安江模型目标函数的选择提供了理论支撑。

#### 参考文献:

- [1] DEY P, MISHRA A. Separating the impacts of climate change and human activities on streamflow: A review of methodologies and critical assumptions [J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 548: 278–290.
- [2] 李紫妍,刘登峰,黄强,等. 定量评估参数不确定性传递对径流模拟的影响[J]. *水力发电学报*, 2019, 38(3): 53–64.
- [3] 苟娇娇,缪驰远,徐宗学,等. 大尺度水文模型参数不确定性分析的挑战与综合研究框架[J]. *水科学进展*, 2022, 33(2): 327–335.
- [4] 熊立华,盖永岗,陈小兰,等. 不同目标函数下水文模拟结果的综合[J]. *武汉大学学报:工学版*, 2009, 42(2): 143–146.
- [5] 王妍,王义民,周帅. 参数率定过程中目标函数选择的不确定性对径流模拟的影响[J]. *长江科学院院报*, 2020, 37(12): 34–39.
- [6] 康艳,伊丽,龚家国. 基于分期设权理想点法的水文模型参数多目标优化[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2021, 54(5): 458–467.
- [7] ZHANG R, LIU J, GAO H, et al. Can multi-objective calibration of streamflow guarantee better hydrological model accuracy? [J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2018, 20(3): 687–698.
- [8] 张太衡,武新宇,孙倩莹. 基于径流模型参数不确定性的防洪风险分析[J]. *水力发电学报*, 2017, 36(9): 31–39.
- [9] DUAN Q, SOROOSHIAN S, GUPTA V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models [J]. *Water resources research*, 1992, 28(4): 1015–1031.
- [10] BEVEN K, BINLEY A. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction [J]. *Hydrological Process*, 1992, 6(3): 279–298.
- [11] SOBOL I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates [J]. *Mathematics and computers in simulation*, 2001, 55(1–3): 271–280.
- [12] KUCZERA G. Efficient subspace probabilistic parameter optimization for catchment models [J]. *Water resources research*, 1997, 33(1): 177–185.
- [13] 刘艳丽,王国利,周惠成. 洪水预报不确定性分析及其在水库调度决策中的应用研究[J]. *水力发电学报*, 2010(1): 92–96.
- [14] 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.
- [15] 温娅惠,李致家,霍文博,等. 基于不同目标函数 GLUE 方法参数不确定性研究[J]. *水力发电*, 2018, 44(11): 10–16.
- [16] 任政,盛东. 基于多目标 GLUE 算法的新安江模型参数不确定性研究[J]. *水电能源科学*, 2016, 34(3): 15–18.
- [17] 杜彦臻,刘红利,赵天宇,等. 基于 MOSCEM-UA 的水文模型多目标参数优化研究[J]. *中国农村水利水电*, 2019(1): 41–45, 50.
- [18] 宋文博,卢文喜,董海彪,等. 基于 Bootstrap 法的水文模型参数不确定分析——以伊通河流域为例[J]. *中国农村水利水电*, 2016(10): 95–99.
- [19] 林凯荣,陈晓宏. 基于 FCM-SCEMUA 的水文模型参数不确定性估计方法[J]. *水利学报*, 2010(10): 1186–1192.
- [20] VRUGT J A, GUPTA H V, BOUTEN W, et al. A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters [J]. *Water resources research*, 2003, 39(8).
- [21] 金君良,舒章康,陈敏,等. 基于数值天气预报产品的气象水文耦合径流预报[J]. *水科学进展*, 2019, 30(3): 316–325.
- [22] 赵人俊,王佩兰. 新安江模型参数的分析[J]. *水文*, 1988(6): 2–9.
- [23] LI C, MAHADEVAN S. An efficient modularized sample-based method to estimate the first-order Sobol' index [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2016, 153: 110–121.
- [24] 张小丽,彭勇,徐炜,等. 基于 Sobol 方法的新安江模型参数敏感性分析[J]. *南水北调与水利科技*, 2014, 12(2): 20–24.
- [25] 张荣,庞博,徐宗学,等. 基于多准则的城市雨洪模型不确定性分析方法[J]. *水力发电学报*, 2018, 37(6): 62–73.
- [26] 蒋晓蕾,梁忠民,胡义明,等. 洪水概率预报评价指标研究[J]. *湖泊科学*, 2020, 32(2): 539–552.
- [27] 刘冀. 径流分类组合预报方法及其应用研究[D]. 大连:大连理工大学, 2008.
- [28] MORIASI D N, GITAU M W, PAI N, et al. Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria [J]. *Transactions of the ASABE*, 2015, 58(6): 1763–1785.
- [29] BLASONE R S, VRUGT J A, MADSEN H, et al. Generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) using adaptive Markov Chain Monte Carlo sampling [J]. *Advances in Water Resources*, 2008, 31(4): 630–648.
- [30] 卫晓婧,熊立华. 改进的 GLUE 方法在水文模型不确定性研究中的应用[J]. *水利水电快报*, 2008, 29(6): 23–25.
- [31] BEVEN K, FREER J. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology [J]. *Journal of hydrology*, 2001, 249(1–4): 11–29.
- [32] 董磊华,熊立华,万民. 基于贝叶斯模型加权平均方法的水文模型不确定性分析[J]. *水利学报*, 2011, 42(9): 1065–1074.
- [33] KIM J H, HAN J H, KIM Y H, et al. Preference-Based Solution Selection Algorithm for Evolutionary Multiobjective Optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(1): 20–34.