

水文模型参数多目标率定及最优非劣解优选

周建中¹, 卢伟伟¹, 孙 娜¹, 叶 磊², 张海荣¹, 陈 璐¹

(1. 华中科技大学 水电与数字化工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 大连理工大学 水利工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘 要: 针对概念性水文模型参数众多、相互制约, 且多目标参数优化率定最优参数求解困难、易受决策者主观因素影响的问题, 采用多目标优化算法对水文模型参数进行率定, 得到模型参数最优非劣解集, 在此基础上, 引入最小最大后悔值决策理论, 并结合 Pareto 支配基本理论, 提出了一种多目标最优非劣解选取准则。以柘溪流域为研究对象, 采用三目标 MOSCDE 优化率定新安江模型的参数, 并与单目标 SCE-UA 优化结果进行对比分析。结果表明, 提出的非劣解选取方法可以有效从大规模非劣解集中筛选出最优非劣解, 大大缩短参数率定耗时。

关键词: 水文模型参数率定; 多目标优化; 参数最优非劣解优选; 最小最大后悔值决策

中图分类号: P333

文献标识码: A

文章编号: 1000-0852(2017)02-0001-07

1 引言

如何提高水文模型预报精度一直是水文领域的难点问题之一。水文模型参数优化率定通过最大程度降低水文模型参数不确定性, 从而达到提高水文模型预报精度的目的。水文模型参数优化率定对提升水文模型整体预报性能和水文预报精度有着极大的推动作用。

早期水文模型参数优化率定采用遗传算法^[1-2]、粒子群算法^[3-4]、SCE-UA^[5-6]等单目标算法来分别确定水文模型的各参数。然而, 大量水文模型参数率定的理论研究和实践应用表明: 单目标函数仅反映了水文过程的某一特性, 无法全面刻画水文过程的动力特性和参数间的相互作用关系, 且单目标算法易陷入局部最优^[7]。因此, 水文学者将多目标优化理论引入水文模型参数率定中, 并围绕水文模型参数多目标优化率定开展了大量研究工作。Yapo 等^[8]提出多目标优化算法 MOCOM-UA, 并通过实例分析检验了 MOCOM-UA 算法的正确性和可靠性; Vrugt 等^[9]在单目标 SCE-UA 算法的基础上, 提出了多目标优化算法 MOSCEM-UA, 并成功验证了该算法的有效性; Tang 等^[10]将 SPEA2、 ϵ -NSGAII 和 MOSCEM-UA 等常用的多目标优化算法应用于水文模型参数优化率定中, 并比较其计算性能, 研究结果表明 SPEA2 和 ϵ -NSGA-II 算法的性能优于

MOSCEM-UA 算法; 张文明等^[11]将存档群体和拥挤距离机制引入粒子群算法, 从而建立了基于粒子群算法的多目标算法, 通过与单目标优化结果的对比, 检验了该算法的优越性; 郭俊等^[12]运用经典多目标优化算法 NSGA-II 对水文模型参数多目标优化率定, 并提出目标组合优化结果比较方法, 研究结果表明该方法可有效分析不同目标组合对优化结果的影响。

上述研究工作主要集中于多目标优化算法本身的设计和改进。然而, 水文模型多目标参数优化率定不仅要解决多目标建模及其模型求解的难题, 如何针对生成的参数非劣解集优选最优参数是水文模型参数多目标优化普适性应用的技术瓶颈。针对这一问题, 本文在水文模型参数多目标优化应用研究的基础上, 基于 Pareto 支配以及最小最大后悔值决策理论, 提出一种最优非劣解准则, 用以确定非劣解集的最优非劣解, 该方法可显著缩短问题求解时间, 对多目标参数优化率定的推广应用具有主要价值。以柘溪流域新安江模型多目标参数率定为例, 旨在快速、准确的优选最优非劣解, 为柘溪流域水文预报提出更为全面的决策参考依据。

2 水文模型参数多目标优化率定

水文模型参数多目标优化率定是选取多个目标

收稿日期: 2016-07-09

基金项目: 国家自然科学基金重大研究计划重点支持项目(91547208); 国家自然科学基金项目(51579017); 水利部公益性行业科研专项经费项目(201401014-2)

作者简介: 周建中 (1959-), 男, 湖北武汉人, 教授, 博导, 研究方向为水电能源及其复杂系统分析的先进理论与方法。E-mail: jz.zhou@mail.hust.edu.cn

通讯作者: 卢伟伟 (1991-), 女, 湖北仙桃人, 硕士研究生, 研究方向为水文预报与水文分析计算。E-mail: luweiwei@hust.edu.cn

函数,不同的目标函数反映了水文过程中不同的行为特征,通常各目标函数之间存在非劣关系,通过在可行域内寻求最优参数使得多个目标函数同时达到最大或最小。本文假定目标函数为最小化目标,即:

$$\text{Min}\{Obj_1(\theta), Obj_2(\theta) \cdots Obj_m(\theta)\} \quad (1)$$

式中: m 为目标函数个数; $Obj_i(\theta)$ 为第 i 个目标函数实测值($i=1,2,\cdots,m$); θ 为率定模型参数。

2.1 新安江模型优化参数集

三水源新安江模型^[13]是一种典型的分散性概念水文模型,其主要包括蒸散发计算、产流计算、水源划分以及汇流计算等共四个部分。新安江模型的蒸发计算采用3层蒸发模式;产流量计算采用蓄满产流方法;其将径流分为地面径流、地下径流和壤中流;河道汇流采用分段马斯京根算法。新安江模型参数共有17个参数,具体可分为4类:(1)蒸散发参数: K 、 WUM 、 WLM 、 WDM 、 C ;(2)产流计算参数: B 、 IM ;(3)水源划分参数: SM 、 EX 、 KG 、 KI ;(4)汇流参数: CI 、 CG 、 CS 、 KE 、 XE 、 N 。新安江模型的具体参数的物理意义以及取值范围如表1所示。其中,河道汇流河段数为统计经验值,不需要参数率定。因此,新安江模型待率定参数为16个。

表1 新安江模型参数

Table1 The parameters and their ranges in the Xin'anjiang model

参数	物理意义	取值范围
K	蒸发能力折算系数	0.4~1.1
WUM/mm	上层张力水容量	5~80
WLM/mm	下层张力水容量	60~90
WDM/mm	深层张力水容量	15~60
C	深层蒸散发系数	0.08~0.5
B	张力水蓄水容量曲线方次	0.1~0.6
$IM/\%$	流域不透水面积比例	0~0.03
SM/mm	自由水蓄水容量	10~50
EX	自由水蓄水容量曲线方次	0.5~2.0
KG	地下水的出流系数	0.05~0.35
KI	壤中流的出流系数	0~0.45
CG	地下水退水系数	0.8~1
CI	壤中流退水系数	0.5~1
CS	河网蓄水量退水系数	0.01~1
KE	Muskingum 演算参数	0~3
XE	Muskingum 演算参数	0~0.5
N	河道汇流河段数	经验值

2.2 SCE-UA 单目标算法

SCE-UA 算法是 Duan 等^[14]于 1992 年在率定降雨径流模型参数时,为解决非线性局部最优化问题,提出的一种水文模型自动率定算法。SCE-UA 算法是在 Nelder 和 Mead 的复合型算法基础上,综合了生物竞争进化、单纯型法、随机搜索等多项方法,具有较强的全局寻优能力。具体细节可参考文献[14]。

2.3 MOSCDE 多目标算法

本文选用 MOSCDE (Multi-Objective Shuffled Complex Differential Evolution) 多目标算法优化率定模型参数。MOSCDE 多目标算法是郭俊等^[15]提出的一种基于 SCE-UA 算法的多目标算法,主要涉及 SCE-UA 算法、差分进化(DE)算法、柯西(CM)以及非劣集更新策略等四个部分,具体细节可参考文献[15]。MOSCDE 算法的计算步骤为:

(1)初始化,假定待优化参数个数为 dx ,目标空间维数 dy ,分区数为 q ,种群规模 s ,分区混合前的进化代数 ss ,最大进化代数 max ,外部集个数 S_g ,内部集个数 S_e ,柯西(CM)变异的阈值 ε 和系数 η ,交叉概率 CR ;

(2)在可行域内随机生成 s 个点,并计算其目标函数值;

(3)根据目标函数值对种群进行 Pareto 排序,并计算拥挤距离(具体步骤见 Deb et al. 2002^[16]),按照 Pareto 等级大,拥挤距离小的点靠前(序号小)的原则对种群再次排序,并存入数组 $P=P_1, P_2, \cdots, P_s$;

(4)利用数组 P 更新外部集 A_g ;

(5)将数组 P 内的点按顺序依次放入 q 个分区 $C_k(k=1,2,\cdots,q)$ 中,第 k 个分区中存入的点为 $C_k: \{X_{q(i-1)+k}\}(i=1,2,\cdots,m)$,其中 $m=s/q$;

(6)将外部集 A_g 赋给 q 个分区的内部集 $A_i(i=1,2,\cdots,q)$;

(7)运用 DE 算法对各分区内的点进行进化演算,重复进化 ss 次,并更新内部集 $A_i(i=1,2,\cdots,q)$;

(8)采用进化后得到的 q 个分区替代数组 P ,按照(3)方法进行排序;

(9)每迭代 5 次,则对外部集 A_g 进行 CM 变异;

(10)判断是否达到最大进化代数 max ,若否,则跳转至(5),若是,则结束演算,输出结果。

3 最优非劣解优选准则

3.1 Pareto 支配基本原理

Pareto 支配理论的基本思想为:若存在两可行解

X_1 和 X_2 , 且目标函数 $f_i(X_1) \leq f_i(X_2) (i=1, 2, \dots, m)$ 满足式 (2) 关系, 则称解 X_1 支配 X_2 , 记为 $X_1 > X_2$, 或者称解 X_2 支配于 X_1 , 记为 $X_2 < X_1$ 。

$$\begin{aligned} \forall i \in \{1, 2, \dots, m\}: f_i(X_1) &\leq f_i(X_2) \\ \exists i \in \{1, 2, \dots, m\}: f_i(X_1) &< f_i(X_2) \end{aligned} \quad (2)$$

针对 m 维目标参数优化率定问题, 将 Pareto 支配用于非劣解优选原则主要分为两点:

(1) k 阶 Pareto 解: 从 m 维目标函数中, 任意选取 k 个目标 ($1 \leq k \leq m$)。在 k 维目标问题中, 若存在一个 Pareto 解, 不被任意 k 维 Pareto 所支配, 则该解为 k 阶 Pareto 解。

(2) 自由度为 p 的 k 阶 Pareto 解 ($[k, p]$ -Pareto 解): 从 m 维目标函数中, 任意选取 k 个目标 ($1 \leq k \leq m$), 则具有 C_m^k 种目标组合。在 C_m^k 种目标组合下, 若存在一个 Pareto 解, 至少在 p 个 k 维目标问题中不被任意 k 维 Pareto 所支配, 则该解为自由度为 p 的 k 阶 Pareto 解 ($[k, p]$ -Pareto 解)。

将 Pareto 支配用于非劣解优选是基于以上两种原则, 选取低阶 (k 值小)、高自由度 (p 值大) 的解, 从而大幅度降低非劣解集规模, 以便于挑选最优解。

3.2 最小最大后悔值决策理论

最小最大后悔值法也称为萨凡奇 (Savage) 决策准则, 属于不确定性决策理论。该方法广泛应用于物流供应链^[16]、应急救援网络模型构建^[17]以及管理决策^[18]等多方面。该方法的基本思想为计算非劣解与各目标函数对应最优解的偏差, 选取最大偏差值作为该非劣解的最大后悔值, 比较各非劣解的最大后悔值, 并选择具有最小最大后悔值的非劣解作为最终的解。

为此, 将可行解集中可行解个数设为 m , 可行解集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 作为模型参数非劣解集, 针对 N 维目标优化问题, 则可行解 x_j 对应 j 个目标函数记为:

$$f_j(x_i) \quad (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

将第 j 个目标函数作为单目标问题时, 选择可行解 x_i 时对应的总成本记为:

$$Cost(f_j(x_i), x_i) \quad (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

第 j 个目标函数对应的最低成本 $C_j^*(x_j^*)$ 记为:

$$C_j^*(x_j^*) = \min Cost(f_j(x_i), x_i) \quad (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

式中: x_j^* 为第 j 个目标函数下最低成本所对应的可行解, 即第 j 个目标函数下的最优可行解。

将第 j 个目标函数作为单目标问题时, 其他可行解与最优可行解 x_j^* 之间存在差值即后悔值记为:

$$\begin{aligned} Re(f_j(x_k), x_k) &= Cost(f_j(x_k), x_k) - C_j^*(x_j^*) \\ (k=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, N) \end{aligned} \quad (6)$$

针对 N 维目标优化问题, 选择具有最小的最大后悔值的解即为可行解集 X 中的最优解 x^* , x^* 满足式 (7) 即:

$$\min_{f(x^*) \in f(X)} \max_{x^* \in X} Re(f(x^*), x^*) \quad (7)$$

3.3 多目标最优非劣解优选准则

假定目标函数个数为 m , 基于多目标最优非劣解选取准则的最优非劣解选取的计算步骤为:

(1) 运用 Pareto 支配进行非劣解优选确定非劣解的备选解集 X , X 为 $[2, k]$ -pareto 解集 (k 为 $[2, i]$ -pareto 解集 ($i=1, 2, \dots, m$) 为非空的极大值);

(2) 对备选解集 X 中非劣解的目标函数值进行归一化处理;

(3) 采用最小最大后悔值决策理论在备选解集 X 中计算各可行解的后悔值大小, 并从小到大进行排序;

(4) 选取后悔值最小的可行解作为最优非劣解。

4 实例研究

本文以新安江模型参数优化率定为研究对象, 通过本文所建立的最优非劣解选取准则对多目标参数优化率定的非劣解集进行集中筛选, 并将选中的最优非劣解的预报效果与经典的单目标 SCE-UA 算法对比分析, 进一步验证多目标算法的优越性和可靠性。

4.1 研究区域

本文选取柘溪流域作为研究流域, 该流域位于湖南省中部资水流域中游大溶塘峡谷内, 北纬 $25^\circ 36' \sim 28^\circ 42'$, 东经 $110^\circ 12' \sim 112^\circ 30'$ 。该流域降雨主要集中在 4~6 月, 60% 的雨季结束于 6 月下旬至 7 月上旬, 流域年平均降雨量约 1400mm, 属于典型的湿润地区。按河网结构划分的子流域如图 1 所示。由于柘溪水库以上集水面积 22 640km², 占全流域的 80%, 采用筱溪出库~柘溪区间仅一个分区计算降雨强度可能偏小, 且难以确定暴雨中心, 对入库流量峰现时间预报、预报流量峰值和峰形都会带来较大影响。故在筱溪出库~柘溪区间增设坪口作为预报断面, 坪口断面无实测流量值。柘溪流域共具有 6 个水文站、44 个降雨观测站, 本文选取 2004~2014 年逐时降雨、流量资料用

于新安江模型参数优化率定,其中 2004~2009 年为率定期,2010~2014 年为检验期。

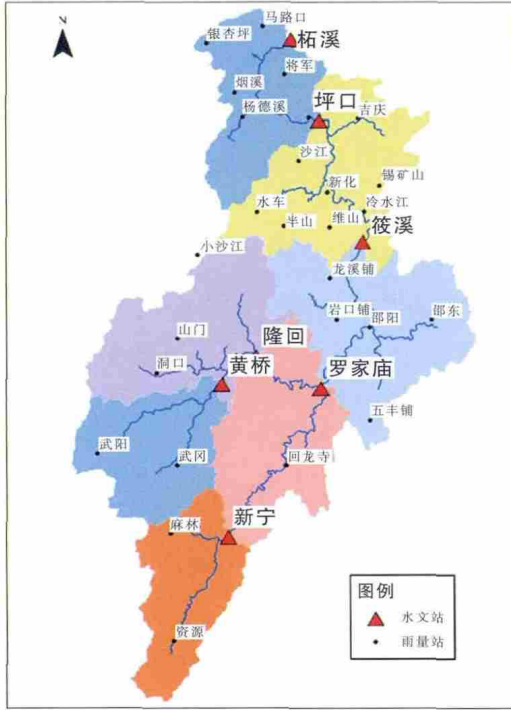


图1 柘溪流域图
Fig.1 The Zhexi watershed

4.2 目标函数选择

根据水文水情预报规范,洪峰流量、场次洪水总量以及洪水过程线为场次洪水的基本三要素,三者的拟合程度是参数率定的重要评判标准。因此,本文选取洪量误差、确定性系数以及洪峰相对误差以描述基本三要素的拟合效果,并将其作为目标函数。洪量误差偏重于整体洪量的拟合,以保证水量平衡;确定性目标偏重于洪水过程线的拟合,以提高洪水整体的拟合程度;洪峰相对误差则偏重于洪峰流量的拟合,与洪量误差、确定性系数之间存在冲突,满足目标函数选取条件。因假定目标函数为最小化目标,故本文目标函数的定义如下:

(1) 洪量目标

$$Obj_1 = \left| \sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i}) \right| / \left(\sum_{i=1}^n Q_{obs,i} \right) \quad (8)$$

(2) 确定性目标

$$DC = 1 - \left[\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2 / \sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2 \right] \quad (9)$$

$$Obj_2 = 1 - DC \quad (10)$$

(3) 洪峰目标

$$Obj_3 = \frac{1}{N} \left| \sum_{i=1}^n \left(\frac{Q_{obs,i} - Q_{sim,i}}{\bar{Q}_{obs,i}} \right) \right| \quad (11)$$

式中: $Q_{obs,i}$ 为实测值; \bar{Q}_{obs} 为实测值的均值; $Q_{sim,i}$ 为预测值; n 为资料序列长度; DC 为确定性系数; $Q_{obs,i}$ 为实测场次洪水洪峰值; $Q_{sim,i}$ 为预测值; N 为资料场次洪水数。

4.3 算法参数设置

SCE-UA 算法参数设置具体为: 待优化参数个数 n 为 32, 种群数 s 为 $65 \times 4 = 260$, 单个分区内的样本数 m 为 $2 \times 32 + 1 = 65$, 分区数 p 为 4, CCE 算法中子分区个体数 q 为 $32 + 1 = 33$, 子分区进化后生成连续新样本点的个数 α 为 1, 分区进化次数 β 为 33; 程序停止准则为: 目标函数改进失败的允许次数为 10, 目标函数的最大计算次数为 10 000, 目标函数最小改进率为 $1E5$, 参数最小的变化范围为 0.001 (不包含初始点)。

MOSCDE 算法参数设置具体为: 待优化参数个数 dx 为 32, 目标空间 dy 维数为 3, 分区数 q 为 2, 种群规模 s 为 200, 分区混合前的进化代数 ss 为 5, 最大进化代数 max 为 300, 外部集个数 S_g 为 100, 内部集个数 S_c 为 100, 柯西(CM)变异的阈值 ε 为 0.1、系数 η 为 0.5, 交叉概率 CR 为 0.2。

4.4 水文模型评价指标选择

为评价短期水文模型的预报性能, 结合短期径流预报特点, 参考《水文情报预报规范》(GB/T22482-2008), 选取确定性系数 (DC) (式(9))、洪量合格率 (QR) 等常用的水文评价指标。此外, 选用洪峰相对误差 (PRE) (式(11))、峰现时间合格率 (TR) 等指标对洪水过程进行评价。各指标的定义如下:

$$QR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l \left(\frac{|Q_{sim,i} - Q_{obs,i}|}{Q_{obs,i}} \leq 0.2 \right) \quad (12)$$

$$TR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l \left(\frac{|T_{sim,i} - T_{obs,i}|}{T_{obs,i}} \leq 0.2 \right) \quad (13)$$

式中: $Q_{obs,i}$ 为洪量实测值; $Q_{sim,i}$ 为洪量预测值; $T_{sim,i}$ 为预测峰现时间; $T_{obs,i}$ 为实测峰现时间; n 为资料序列长度; $l(*)$ 为指示函数, 当满足括号内条件时, 函数值为 1, 反之则为 0。

4.5 多目标最优非劣解选取结果分析

选取洪量误差、确定性目标、洪峰相对误差作为目标函数, 采用 MOSCDE 算法对柘溪流域新安江模型进行多目标优化率定, 并采用多目标最优非劣解选取准则从一系列非劣解中选取最优非劣解。通过

MOSCDE 算法运算得到的 100 个 Pareto 解散点如图 2 所示。三目标参数优化率定 Pareto 解在二维空间下的散点图如图 3 所示。由图 3 可知:[2,1]-Pareto 解共有 52 个,[2,2]-Pareto 解共有 6 个,且[2,3]-Pareto 解集为空集。[2,1]-Pareto 解为 Pareto 解在 3 种二维空间内至少在 1 种二维空间内为不被 Pareto 支配,[2,2]-Pareto 解为 Pareto 解在 3 种二维空间内至少在 2 种二维空间内为不被 Pareto 支配。

三目标参数优化率定的 [2,2]-Pareto 解的目标值与最大后悔值如表 2 所示,由表 2、图 3 可知,Pareto 支配筛选可从 100 个非劣解中筛选出 6 个 Pareto 非劣解大大减了解集范围。对 6 个 Pareto 非劣解计算最大后悔值可得到第 3 个解的最大后悔值最小,即为多目标最优非劣解选取准则所选中的非劣解。基于多目标最优非劣解选取准则的 [2,2]-Pareto 解精度评定结果如表 3 所示。由表 3 可知,第 3 个解的率定期和检验期的确定性系数均为最优,且率定期和检验期洪量合格率为最优,洪峰相对误差检验期为最优,率定期与最优值相差不大,故第 3 个解为最优解,与多目标最优非劣解选取准则筛选得出的结论一致。因此,在多目标参数优化率定的非劣解规模较大时,采用多目标最优非劣解选取准则选取最优解可有效缩短挑选时间同时保证了筛选结果的正确性和可靠性,为水文模型参数优化率定提供了更为全面的决策依据。

分别采用洪量目标 vs.确定性目标 vs.洪峰目标三目标、洪量目标、确定性目标、洪峰目标等 4 种不同的目标组合对新安江模型进行参数优化率定并进行径流预报,所得结果精度评定结果如表 4 所示。表中加粗数据为参数优化率定中率定期、检验期各评价指标的最优值。由表 4 可知,4 种目标组合下的峰现时间合格率均达到 100%,表明模型模拟洪水过程的峰现时间较好;在单目标 SCE-UA 优化率定中,确定性单目标优

化的率定期确定性系数高达 0.92,且洪量合格率为 100%,远优于洪量目标以及洪峰目标,检验期中洪量单目标优化的预报效果最优,确定性系数可达到 0.84;三目标 MOSCDE 优化率定同时兼顾了洪量、洪水过程以及洪峰等洪水特性,整体预报效果较优,其率定期确定性系数与最优值相等,洪峰相对误差较最优值也仅相差 3%,检验期三目标 MOSCDE 优化率定的确定性系数、洪峰相对误差均为最优值,且洪量合格率达到 90%以上。结果表明:多目标参数优化率定结果相比于单目标优化率定,各项指标虽不能全部达到最优值,但与最优值相差不大,且检验期的预报效果明显优于单目标优化率定算法,进一步验证了多目标参数优化率定的有效性和优越性。此外,为对比分析三目标与单目标的优化率定效果,给出柘溪流域柘溪断面的某一径流预报过程线,如图 4 所示。由图 4 可得如下结论:相比于单目标优化率定方法,采用三目标 MOSCDE 算法率定参数能更好的模拟洪水过程,其与实际洪水过程线最吻合。

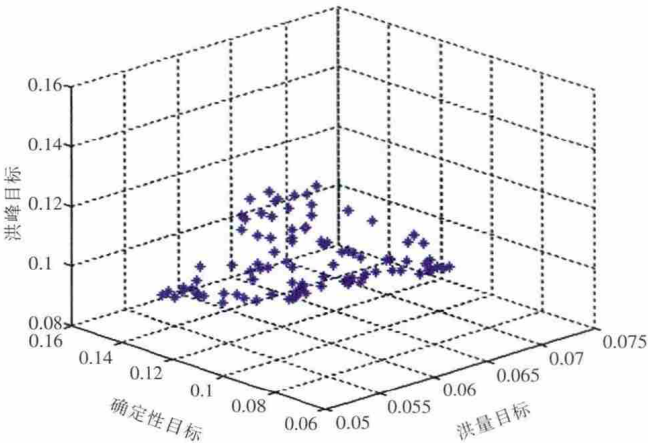


图 2 三目标参数优化率定 Pareto 解散点图
Fig.2 The three-dimensional plots of all the Pareto solutions

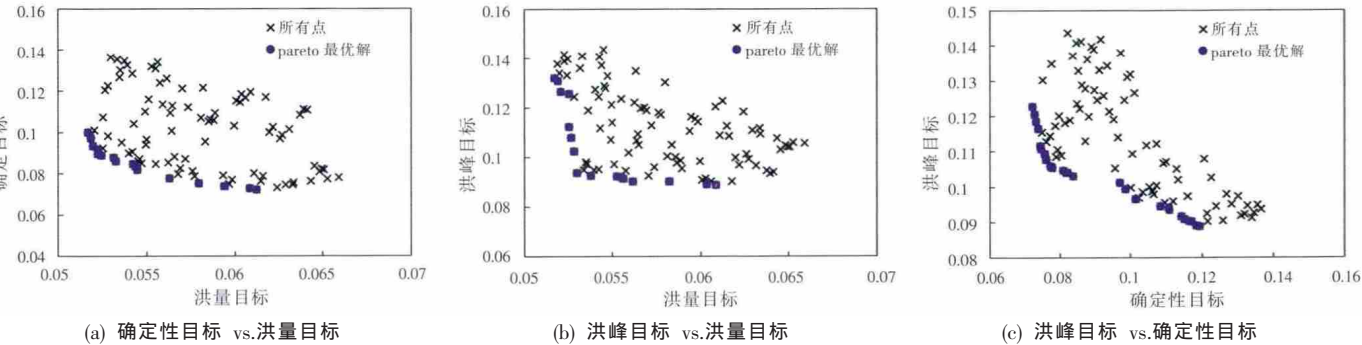


图 3 三目标参数率定二维 Pareto 解的二维散点图
Fig. 3 The two-dimensional Pareto plots for the three-objective function problem

表2 三目标参数优化率定的[2,2]-Pareto解
Table2 The calibration and validation objective values
of the preferred solution in 2nd order of efficiency
for 2nd degrees denoted by [2,2]

编号	率定期			检验期			最大 后悔值
	洪量 目标	确定性 目标	洪峰 目标	洪量 目标	确定性 目标	洪峰 目标	
0	0.059	0.074	0.116	0.097	0.110	0.116	0.572
1	0.052	0.100	0.132	0.114	0.164	0.124	0.934
2	0.061	0.119	0.089	0.117	0.195	0.137	1
3	0.061	0.072	0.123	0.089	0.101	0.106	0.5
4	0.060	0.119	0.089	0.118	0.192	0.133	0.991
5	0.061	0.073	0.120	0.098	0.106	0.113	0.644

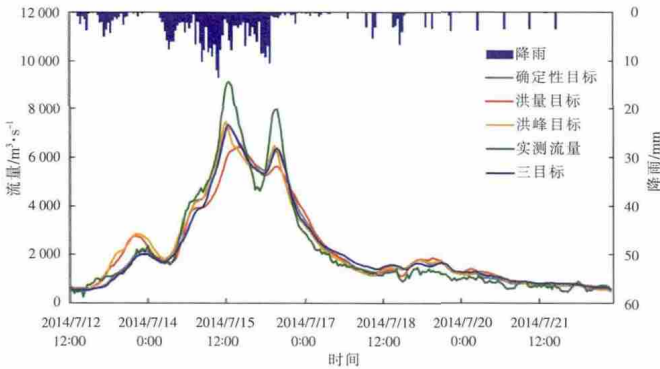


图4 柘溪断面径流预报结果
Fig. 4 Comparison between the observed and simulated flow in 2014

5 结论

为解决以往水文模型多目标参数优化率定优选最优参数时主观性较大、计算耗时长等问题,本文引入最小最大后悔值决策理论,提出一种基于 Pareto 支配和最大最小后悔值决策理论的水文模型参数多目标优化最优非劣解集最优参数优选准则。在此基础上,以柘溪流域作为研究区域,运用多目标优化算法 MOSCDE 对新安江模型参数进行参数优化率定,并采用本文提出的多目标最优非劣解优选准则进行非劣解筛选。最后,将 MOSCDE 算法优化率定的结果与单目标 SCE-UA 算法进行对比分析,结果表明:相比于单目标 SCE-UA 算法,多目标 MOSCDE 算法率定参数的预报精度更高,能更好的模拟洪水过程。在多目标参数优化率定的非劣解规模较大时,采用多目标最优非劣解优化准则优选最优解可显著缩短参数率定时间,同时保证了参数率定结果的正确性和可靠性,为水文模型参数优化率定提供了科学依据和技术支撑。

表3 基于多目标最优非劣解选取
准则的[2,2]-Pareto解精度评定结果
Table3 The calibration and validation results
of the preferred solution in 2nd order of efficiency
for 2nd degrees denoted by [2,2]

编号	率定期			检验期			精度 等级
	洪量合 格率/%	确定性 系数	洪峰相对 误差/%	洪量合 格率/%	确定性 系数	洪峰相 对误差/%	
0	100	0.926	11.6	82.6	0.890	11.6	甲
1	100	0.900	13.2	87.0	0.836	12.4	乙
2	100	0.881	8.9	82.6	0.805	13.7	乙
3	100	0.928	12.3	91.3	0.899	10.6	甲
4	100	0.881	08.9	82.6	0.808	13.3	乙
5	100	0.927	12.0	82.6	0.894	11.3	甲

表4 柘溪断面新安江模型预报精度评定结果

Table4 The calibration and validation results of Zhexi outline section					
时期	优化目标	确定性 系数	洪量合格 率/%	洪峰相对 误差/%	峰现时间 合格率/%
率 定 期	洪量目标	0.88	100	12.48	100
	确定性目标	0.92	100	12.15	100
	洪峰目标	0.88	100	9.00	100
	三目标	0.92	100	12.03	100
检 验 期	洪量目标	0.82	100	13.30	100
	确定性目标	0.84	78.26	20.46	100
	洪峰目标	0.80	86.96	10.74	100
	三目标	0.90	91.3	10.60	100

参考文献:

[1] Cheng C T, Ou C P, Chau K W. Combining a fuzzy optimal model with a genetic algorithm to solve multi-objective rainfall-runoff model calibration[J]. Journal of Hydrology, 2002,268(1):72-86.

[2] 武新宇,程春田,赵鸣雁. 基于并行遗传算法的新安江模型参数优化率定方法[J].水利学报,2004,(11):85-90.(WU Xinyu,CHENG Chuntian, ZHAO Mingyan. Parameter calibration of Xinanjiang rainfall-runoff model by using parallel genetic algorithm [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2004,(11):85-90. (in Chinese))

[3] 杨道辉,马光文,刘起方. 基于粒子群优化算法的 BP 网络模型在径流预测中的应用 [J]. 水力发电学报, 2006,25 (2):65-68. (YANG Daohui, MA Guang wen, LIU Qifang. Runoff prediction by BP networks model based on PSO [J]. Journal of Hydroelectric Power, 2006,25(2):65-68. (in Chinese))

[4] 刘苏宁,甘泓,魏国孝. 粒子群算法在新安江模型参数率定中的应用[J]. 水利学报, 2010,41 (5):537-544. (LIU Suning, GAN Hong, WEI Guoxiao. Application of PSO algorithm to calibrate the Xin'anjiang hydrological model[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2010,41(5): 537-544. (in Chinese))

[5] Duan Q, Gupta V K, Sorooshian S. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models[J].Water Resources

- Research, 1992,28(4):1015–1031.
- [6] 马海波,董增川,张文明,等. SCE-UA 算法在 TOPMODEL 参数优化中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2006,34(4):361–365. (MA Haibo, DONG Zengchuan, ZHANG Wenming, et al. Application of SCE-UA algorithm to optimization of TOPMODEL parameters[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2006,34(4):361–365. (in Chinese))
- [7] Vrugt J A, Gupta H V, Bastidas L A, et al. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models[J]. Water Resources Research, 2003,39(8):12–14.
- [8] Yapo P. O., Gupta H. V., Sorooshian S. Multi-objective global optimization for hydrologic models [J]. Journal of Hydrology,1998,204(1): 83–97.
- [9] Vrugt J., Gupta H. V., Bastidas L. A., et al. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models[J]. Water Resources Research, 2003,39(8):12–14.
- [10] Tang Y., Reed P., Wagener T. How efficient and effective are evolutionary multiobjective algorithms at hydrologic model calibration[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2006,10(2):289–307.
- [11] 张文明,董增川,朱成涛,等. 基于粒子群算法的水文模型参数多目标优化研究[J]. 水利学报, 2008,39(5):528–534. (ZHANG Wenming, DONG Zengchuan, ZHU Chengshou, et al. Automatic calibration of hydrologic model based on multi-objective particle swarm optimization method [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008,39(5):528–534. (in Chinese))
- [12] 郭俊,周建中,邹强,等. 水文模型参数多目标优化率定及目标函数组合对优化结果的影响. 四川大学学报(工程科学版), 2011,43(6): 58–63.(GUO Jun, ZHOU Jianzhong, ZOU Qiang, et al. Study on multi-objective calibration of hydrological model and effect of objective functions combination on optimization results [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science), 2011,43(6):58–63. (in Chinese))
- [13] 赵人俊. 流域水文模拟: 新安江模型和陕北模型[M]. 北京:水利电力出版社, 1984:109–118.(ZHAO Renjun. Watershed Hydrological Modeling: Xinanjiang Model and Shanbei Model [M]. Beijing: China WaterPower Press, 1984:109–118. (in Chinese))
- [14] Duan Q. Y., Sorooshian S., Gupta V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models[J]. Water Resources Research, 1992,28(4):1015–1031.
- [15] Guo J, Zhou J, Zou Q, et al. A novel multi-objective shuffled complex differential evolution algorithm with application to hydrological model parameter optimization[J]. Water resources management, 2013,27(8):2923–2946.
- [16] 邱若臻,黄小原. 基于最小最大后悔值准则的供应链鲁棒协调模型[J]. 系统管理学报, 2011,20(3):296–302. (QIU Ruozhen, HUANG Xiaoyuan. A robust supply chain coordination model based on minimax regret criterion[J]. Journal of Systems and Management, 2011,20(3):296–302. (in Chinese))
- [17] 张玲,陈涛,黄钧. 基于最小最大后悔值的应急救援网络构建鲁棒优化模型与算法[J]. 中国管理科学, 2014,22(7):131–139.(ZHANG Ling, CHEN Tao, HHUANG Jun. Emergency network model and algorithm based on minmax regret robust optimization [J]. Chinese Journal of Management Science, 2014,22(7):131–139. (in Chinese))
- [18] 王建忠,杜纲. 一类区间线性双层规划的最小最大后悔解及其解法[J]. 统计与决策, 2011,(20):160–162. (WANG Jianzhong, DU Gang. Minmax regret solution for solving linear bilevel programming with interval coefficients [J]. Statistics and Decision, 2011,(20): 160–162. (in Chinese))

Study on Multi-objective Calibration of Hydrological Model and Optimization Method of Optimal Pareto Solutions

ZHOU Jianzhong¹, LU Weiwei¹, SUN Na¹, YE Lei², ZHANG Hairong¹, CHEN Lu¹

- (1. College of Hydropower & Information Engineering, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China;
2. School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Numerous parameters of conceptual hydrological model have an inter-constraint relationship between each other and it is difficult to choose the optimal parameters of multi-objective parameter optimization due to the influences of subjective factors of policy makers. To solve this problem, we adopted a multi-objective optimization algorithm to calibrate hydrologic model parameters and obtained a series of Pareto optimal sets of model parameters. Based on these sets, we introduced the minimum maximum regret decision theory and combined the basic theory of Pareto dominance. Then we put forward a multi-objective optimal selection principles of Pareto solutions. Taking the Zhexi watershed as the research object, we used MOSCDE to calibrate the parameters of hydrological model and compared the results with the single objective optimization results. The results indicated that the proposed method can effectively select the optimal solution and is not limited by the large scale of Pareto optimal sets. In addition, this method can also greatly reduce the amount of time.

Key words: parameter calibration of hydrological model; multi-objective optimization; selection of optimal parameters; minimum and maximum regret decision theory