

新安江模型参数多目标优化研究

郭俊¹, 周建中¹, 邹强¹, 宋利祥², 张勇传¹

(1. 华中科技大学水电与数字化工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 珠江水利科学研究院, 广东 广州 510623)

摘要:水文模型的参数优化率定一直以来是水文预报领域的重要研究内容,当水文模型的结构确定后,水文模型参数的选择对水文模型整体性能和水文预报结果的好坏有着至关重要的影响。针对传统水文模型参数优选采用单一目标不能充分全面挖掘水文观测资料中蕴含的水文特征信息的缺陷,本文以新安江三水源模型为例,尝试采用多目标优化算法优化率定水文模型,算例应用分析表明,通过合理的选择目标函数的种类和数目,采用多目标进化算法优化率定模型参数,可以获得相对于单目标率定模型参数更优的结果。进一步,研究工作针对模型参数优化的结果进行分析,可以明显看出模型参数优化中存在“异参同效”现象,为后续模型参数不确定性分析等相关研究工作的开展做好了铺垫。

关键词:水文预报;新安江三水源模型;多目标;NSGA-II;混沌差分进化算法

中图分类号: P338

文献标识码: A

文章编号: 1000-0852(2013)01-0001-07

1 引言

水文模型的参数优化率定一直是水文预报领域的重要研究内容,水文模型参数优选的本质是通过调整水文模型的各个参数值,使得模型的输出值能够尽可能地接近实际值,当水文模型的结构确定后,水文模型参数的选择对水文模型整体性能和水文预报结果的好坏有着至关重要的影响。

水文模型大致可以分为三类:系统理论模型、概念性模型和物理模型。概念性水文模型以水文现象的物理概念和一些经验公式为基础构造的,能有效反映流域的水文物理过程,但是其一般参数数量庞大,模型参数优化率定十分困难,传统的参数经验设定已经很难满足实际工程对于提高水文预报精度的要求,因而研究新型的模型参数优化率定方法显得尤为重要。目前,国内外研究较多的水文模型参数率定方法主要有单纯形法、SCE-UA^[1-2]、差分进化算法^[3-4]、遗传算法^[5-7]、粒子群算法^[8-9]等。

然而,传统的水文模型参数优化率定一般采用单一的目标函数,仅仅考虑了水文过程的某一方面的特征,不能完全挖掘水文资料中所蕴含的各种水文特征

信息^[10]。因此,针对这一缺陷,需要开展水文模型参数多目标优化率定的研究。

本文选用一种常用的概念性水文模型——新安江三水源模型作为研究对象,采用多目标进化算法——NSGA-II 优选新安江模型的参数,在三峡流域宜昌站的短期径流预测应用研究表明,通过合理的选择目标函数的种类的数目,采用多目标进化算法优化率定模型参数,可以获得相对于单目标率定模型参数更优的结果。

进一步,研究工作针对模型参数优化结果的分析,可以明显的看出模型参数优化中存在“异参同效”现象,为后续模型参数不确定性分析等相关研究工作的开展做好了铺垫。

2 新安江模型

新安江模型^[11]是赵人俊教授于1973年提出的,主要用于湿润与半湿润地区,并在国内外得到广泛应用^[5,7]。本文采用其三水源模型,径流分为地面、地下和壤中流;产流量计算采用蓄满产流方法;蒸发计算采用三层蒸发模式;河网汇流按线性水库计算;河道汇流采用分段马斯京根算法。模型的参数及其优选范围参考文献^[5]和文献^[12],如表1所示。

收稿日期:2011-09-16

基金项目:国家973重点基础研究发展计划项目(2007CB714107);水利部公益性行业科研专项(200701008);高等学校博士学科点专项科研基金(20100142110012)

作者简介:郭俊(1988-),男,湖北监利人,博士研究生,主要从事水文预报与水资源优化管理的研究。E-mail: guojun012004@126.com

通讯作者:周建中(1959-),男,湖北武汉人,教授,博导,主要从事水文预报与水资源优化管理与水库调度研究。E-mail: jz.zhou@hust.edu.cn

表1 新安江模型参数
Table1 Parameters of the Xinanjiang model

参数	物理意义	取值范围	参数	物理意义	取值范围
U_n/mm	上层张力水容量	5~20	K_g	自由水蓄水水库对地下水的出流系数	0.35~0.45
L_n/mm	下层张力水容量	60~90	K_i	自由水蓄水水库对壤中流的出流系数	0.25~0.35
D_n/mm	深层张力水容量	15~60	C_g	地下水库的消退系数	0.99~0.998
B	张力水蓄水容量曲线方次	0.1~0.4	C_i	壤中流的消退系数	0.5~0.9
$I_n/\%$	流域不透水面积比例	0~0.03	C_s	河网蓄水量的消退系数	0.01~0.5
K	蒸发能力折算系数	0.5~1.1	K_e	马斯京根方法参数	
C	深层蒸散发系数	0.08~0.18	X_e	马斯京根方法参数	
S_n/mm	自由水蓄水容量	10~50	L	河网汇流滞时	经验值
E_x	自由水蓄水容量曲线方次	0.5~2.0	N	河道汇流河段数	经验值

3 模型参数优化率定算法

3.1 多目标优化算法——NSGA- 算法

NSGA- 是 Deb 等针对 NSGA 在非支配集构造、维持解集分布性策略中存在的不足所提出的改进算法,并广泛应用于水文预报领域^[13-15],NSGA- 算法的具体细节可参考文献[16],其计算流程大致描述如下:

- Step 1. 随机生成父代种群,并令子代种群为空;
- Step 2. 合并父代和子代种群;
- Step 3. 计算合并后种群个体的等级和拥挤距离;
- Step 4. 选择前 N 个最优个体作为下一代父代种群;
- Step 5. 判断是否满足终止条件(本文中终止条件为达到最大进化代数);

Step 6. 如果否,则通过选择、交叉和变异等算法生成下一代子代种群;如果是,则输出当前父代种群为最终计算结果,并结束程序。

3.2 单目标优化算法——混沌差分进化算法

差分进化算法^[17]是由 Storn 等人于 1995 年提出的,其原理简单,算法参数较少,可在连续空间内进行全局搜索,具有较强的全局收敛性和鲁棒性。作为一种高效的并行搜索算法,差分进化算法广泛应用于各个领域。为提高差分进化算法性能,本文在基本差分进化的基础上引入混沌局部搜索,有关研究表明,通过引入具有较强局部遍历搜索性能的混沌搜索算法能较好地提高算法求解精度,且同时增加搜索到全局最优解的概率^[18-19],差分进化算法的具体细节可参考文献[20]。

4 应用算例

本文以三峡流域宜昌站短期径流预报作为研究

对象,预报模型选用新安江三水源模型,并采用 NSGA- 算法优化率定模型参数,进而预报宜昌站短期径流值。

4.1 前期准备工作

在开展模型参数率定和预报前,需要进行如下三方面的工作:

(1) 样本数据选取

根据 Sorooshian 和 Gupta 在文献[21]中的建议,模型的参数率定至少需要 500~1000 个点的样本数据,因此在本文中选取宜昌站 2000~2003 年的以 6h 为时间间隔的径流数据以及寸滩至宜昌区间 89 个雨量站点的降雨数据作为样本数据,其中,为消除流域初始状态设置所带来的误差,将 2000 年的数据作为模型的预热阶段,2001 年和 2002 年的数据作为训练样本,2003 年数据作为校验样本。

(2) 参数设置

NSGA- 的参数设置如下:种群大小为 100,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.02,迭代次数为 500 代,算法终止条件为达到最大迭代次数。

混沌差分进化算法的参数设置如下:种群大小为 100,变异率为 0.5,交叉率为 0.8,差分进化算法迭代次数为 500 代,差分进化算法终止条件为达到最大迭代次数,混沌搜索算子选择常用的 logistic 映射,混沌搜索次数为 150 次。

(3) 目标函数选取

目标函数选取 RMSE、MSLE^[22]、M4E 和 MSDE^[15],其定义分别如式(1)~(4)所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - \hat{Q}_i)^2} \quad (1)$$

$$MSLE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\ln Q_i - \ln \hat{Q}_i)^2 \quad (2)$$

$$M4E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - \hat{Q}_i)^4 \quad (3)$$

$$MSDE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((Q_{i+1} - Q_i) - (\hat{Q}_{i+1} - \hat{Q}_i))^2 \quad (4)$$

式中: N 为样本数量; Q_i 为径流观测值; \hat{Q}_i 为径流预测值。

目标函数 RMSE 是比较常用的目标函数,其主要侧重于径流过程整体效果的拟合;而 MSLE 相对于 RMSE 更侧重于小径流值的拟合;M4E 由于 4 次方的作用,大径流值的拟合误差对目标函数 M4E 的贡献更大,因而其更侧重于大流量值的拟合;目标 MSDE 更侧重于流量过程线的拟合,能够有效地抑制噪声误差和时移误差,但是其不能直接用于率定模型参数,必须与其他目标函数配合使用。

因此,根据上述分析,在本文中,单目标优化中分别采用 RMSE、MSLE、M4E 作为目标函数,多目标中分别采用 RMSE vs MSDE、MSLE vs MSDE、M4E vs MSDE、MSLE vs M4E、MSLE vs M4E vs MSDE 的目标组合作为目标函数。在处理多个目标时,本文采用两种方式,一种是采用多目标算法同时优化多个目标,另

一种是将多个目标转化为单目标问题处理(本文中采用的是将多个目标函数值的乘积作为最终目标函数,相当于取多个目标函数的平衡值)。

对于模型结果的精度评价,本文选择 MSLE、M4E、RMSE 以及流量误差 $Bias$,其中 $Bias$ 的定义如式(5)所示:

$$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q_i - \hat{Q}_i| \quad (5)$$

式中: N 为样本数量; Q_i 为径流观测值; \hat{Q}_i 为径流预测值。

4.2 模型参数率定与校验

由于混沌差分进化算法和 NSGA- 都是随机进化搜索算法,为消除随机因素对实验结果的影响,本文仿真实验中分别独立运行两种算法程序 20 次,模型参数率定阶段和校验阶段的效果对比如下所示。

4.2.1 多目标算法非劣前沿

根据上述目标函数的分析,本文中分别采用 RMSE vs MSDE、MSLE vs MSDE、M4E vs MSDE、MSLE vs M4E、MSLE vs M4E vs MSDE 的目标组合作为目标函数,并将 20 次运行所得到的非劣前沿绘制于一张图中,如图 1 所示。

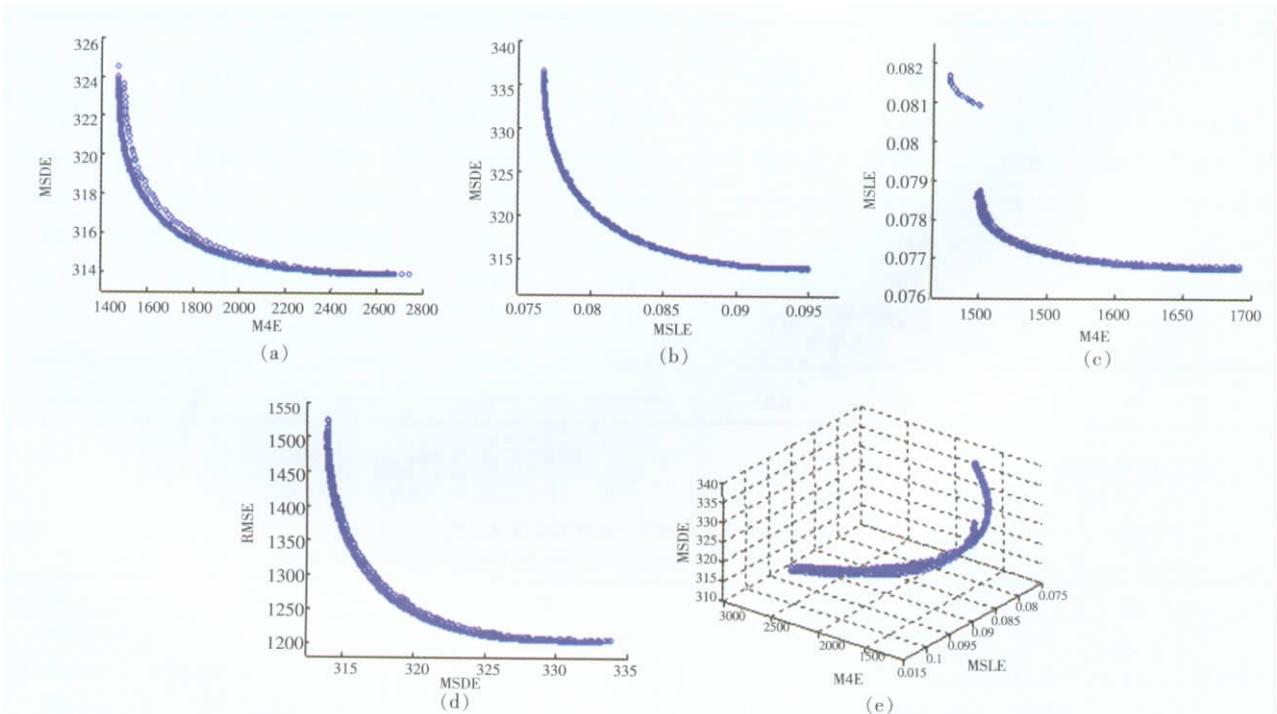


图1 多目标非劣前沿

Fig.1 The Pareto frontiers generated by the NSGA-II algorithm

从图 1 中可以看出, 目标组合 RMSE vs MSDE、MSLE vs MSDE、M4E vs MSDE、MSLE vs M4E、MSLE vs M4E vs MSDE 均存在明显的非劣关系, 而且从中可以发现 NSGA- 的稳定性较好, 程序运行 20 次所得到的非劣前沿基本保持一致, 除了图 1(c) 的结果。在图 1(c) 中, 非劣前沿包含两段, 程序运行 20 次, 只有 3 次能够得到图上半段的非劣前沿, 表明多目标算法 NSGA- 还是存在一定的不足, 易陷入局部最

优。

4.2.2 多目标算法与单目标算法结果对比

(1) 单目标极值对比

比较单目标算法与多目标算法寻找到的单目标极值, 比较结果如表 2~4 所示, 表格中每个目标组合下第一行数据为 20 次重复试验的平均值, 第二行为 20 次重复试验的标准差。为清晰起见, 表格中将不同目标组合中的最差值用斜体标示。

(a) M4E 极值对比

表2 训练阶段和校验阶段M4E极值对比
Table2 Comparison of the M4E values during the training and validation periods

目标组合	训练期				校验期			
	M4E	MSLE	RMSE	Bias	M4E	MSLE	RMSE	Bias
M4E	1 494.14	<i>0.0821</i>	<i>1 224.47</i>	<i>819.55</i>	3 548.86	0.0948	1 645.60	1 085.91
	10.64	0.00	4.33	3.53	49.60	0.00	5.34	4.16
M4E vs MSDE	1 477.03	0.0817	1 217.95	814.46	<i>3 597.66</i>	0.0952	<i>1 648.66</i>	<i>1 088.45</i>
	0.67	0.00	0.53	0.47	16.06	0.00	1.92	1.31
M4E vs MSLE	<i>1 497.55</i>	0.0788	1 219.10	805.17	2 842.28	<i>0.0961</i>	1 556.07	1 048.14
	6.967	0.00	1.30	3.29	252.96	0.00	31.22	14.06
M4E vs MSLE vs MSDE	1 88.10	0.0804	1 219.25	810.92	3 267.69	0.0958	1 609.76	1 072.80
	<i>10.85</i>	<i>0.00</i>	1.33	5.33	<i>425.06</i>	<i>0.00</i>	<i>51.86</i>	<i>22.85</i>

(b) MSLE 极值对比

表3 训练阶段和校验阶段MSLE极值对比
Table3 Comparison of the MSLE values during the training and validation periods

目标组合	训练期				校验期			
	M4E	MSLE	RMSE	Bias	M4E	MSLE	RMSE	Bias
MSLE	<i>1 713.04</i>	<i>0.0776</i>	<i>1 220.53</i>	<i>787.48</i>	<i>1 863.05</i>	0.0911	<i>1 426.08</i>	<i>976.63</i>
	7.67	0.00	2.90	2.98	<i>51.86</i>	<i>0.00</i>	<i>10.92</i>	<i>3.24</i>
MSLE vs MSDE	1 689.89	0.0768	1 213.92	781.10	1 801.28	<i>0.0921</i>	1 415.22	975.30
	2.02	0.00	0.35	0.37	3.54	0.00	1.20	1.33
M4E vs MSLE	1 686.29	0.0767	1 212.41	779.62	1 810.03	0.0918	1 412.71	971.58
	4.54	0.00	0.74	0.55	8.81	0.00	1.38	1.44
M4E vs MSLE vs MSDE	1 689.62	0.0768	1 213.57	780.65	1 800.15	0.0920	1 413.83	973.60
	6.52	0.00	0.74	0.50	10.82	0.00	2.11	1.88

(c) RMSE 极值对比

表4 训练阶段和校验阶段RMSE极值对比
Table4 Comparison of the RMSE values during the training and validation periods

目标组合	训练期				校验期			
	M4E	MSLE	RMSE	Bias	M4E	MSLE	RMSE	Bias
RMSE	<i>1 562.48</i>	<i>0.0810</i>	<i>1 208.07</i>	<i>798.62</i>	<i>2 791.80</i>	0.0927	<i>1 566.47</i>	<i>1 045.75</i>
	6.9147	0.00	2.22	1.72	29.17	0.00	4.32	3.62
RMSE vs MSDE	1 550.41	0.0799	1 203.23	792.26	2 681.90	0.0929	1 545.91	1 036.02
	<i>7.41</i>	<i>0.00</i>	1.21	4.53	<i>269.84</i>	0.00	<i>42.52</i>	<i>20.86</i>

根据表 2~4 的比较结果,我们可以看出当采用多个目标同时优化率定模型参数,不管是模型训练阶段还是模型校验阶段均能获得较采用单一目标时更优的结果。总体而言,目标函数组合 M4E vs MSLE 能够获得最好的性能,除了当考虑 M4E 的极值时,其在训练阶段的 M4E 目标和校验阶段的 MSLE 目标性能较差,主要原因是目标函数组合 M4E vs MSLE 的非劣前沿为两段,NSGA-II 算法在寻优的时候容易陷入局部最优,由图 1(c)中亦可发现这一现象,研究全局搜索能力较强的优化算法保证多目标优化的性能也是以后需要重点关注的内容。同时,通过比较 M4E 和组合 M4E vs MSLE、MSLE 和组合 M4E vs MSLE、RMSE 和组合 RMSE vs MSDE 的优化结果可知,后者的结果明显优于前者,说明引入多目标优化可以提高优化结果的性能。但是,对比函数组合 M4E vs MSLE 和组合 M4E vs MSLE vs MSDE 的结果发现,后者的性能均要劣于前者,表明引入过多的优化目标反而会降低优化结果的性能,因此,在采用多目标优化率定模型时,目标函数的合理选择也是十分重要的。

(2)多目标平衡值对比

比较两种多目标处理方式(直接采用多目标算法求解和转化为单目标问题求解)下所得到的多个目标的平衡值。由于多目标进化算法所求得的一组非劣解,也即非劣前沿,其多目标平衡值的选取需要人为设定,在本文中我们采用两种方法,一种为多个目标的函数值乘积最小,另一种为非劣解距原点最近。

从表 5~7 的比较结果来看,除了采用目标函数

组合 RMSE 与 MSDE 外,模型参数直接多目标优化率定由于在优化的过程中考虑不同目标间的竞争与冲突关系,其结果较转换为单目标优化率定能获得更优的结果。当对比 M4E 与 MSLE 平衡值的性能时,多目标优化的平衡值较单目标更优,且取 MSLE vs M4E 的平衡解为距离原点最近时最优,说明 RMSE vs MSDE 的理想最优点在原点附近;当考虑 RMSE 和 MSDE 的平衡值时,若选择 RMSE vs MSDE 的平衡值为两目标值乘积最小,其结果要优于转换为单目标时的优化结果,若选择平衡值为非劣前沿中距离原点最近的非劣解时,其结果则劣于转换为单目标时的优化结果,其主要原因是由于工程实际情况中目标组合 RMSE vs MSDE 的理想最优点不在原点;当考虑 MSLE、M4E 和 MSDE 的平衡值时,多目标优化的平衡值也较单目标更优,且取 MSLE vs M4E vs MSDE 的平衡解为乘积最小时最优,主要原因是受目标函数 MSDE 的影响,使得目标组合的理想最优点不在原点。

4.3 模型参数多目标优化率定结果分析

本文选择目标函数组合 M4E vs MSLE 的参数优化结果来分析。由于篇幅的限制,从上述得到的 20 个非劣解集中任选 3 个,并将非劣解集中的每个非劣解对应的参数组合绘于一张图中,每条线代表一个非劣解对应的参数组合,参数数值都按表 1 中所列的参数范围进行归一化处理,如图 2 所示。

从图 2 中可以看出,3 幅图形中参数组合的曲线形态存在明显的差异,说明模型存在典型的“异参同

(a)M4E 与 MSLE 平衡值对比

表5 训练阶段和校验阶段M4E与MSLE平衡值对比

Table5 Comparison of the compromise values between M4E and MSLE during the training and validation periods

目标组合	训练期				校验期			
	M4E	MSLE	RMSE	Bias	M4E	MSLE	RMSE	Bias
MSLE * M4E	1 518.82	0.0793	1 221.25	807.09	2 732.63	0.0946	1 547.45	1 040.30
	9.21	0.00	3.51	4.62	234.73	0.00	30.99	13.44
MSLE vs M4E (乘积最小)	1 505.19	0.0779	1 212.23	796.69	2 547.23	0.0941	1 518.63	1 028.17
	1.27	0.00	0.52	0.53	9.87	0.00	1.46	1.61
MSLE vs M4E (距原点最近)	1 506.35	0.0779	1 211.61	795.96	2 525.46	0.0940	1 515.93	1 026.77
	1.43	0.00	0.53	0.58	13.46	0.00	1.80	1.67
MSLE vs M4E vs MSDE (乘积最小)	1 506.34	0.0781	1 214.89	799.51	2 587.48	0.0942	1 527.18	1 035.15
	2.81	0.00	1.75	1.89	58.28	0.00	6.84	3.42
MSLE vs M4E vs MSDE (距原点最近)	1 504.69	0.0784	1 219.58	804.41	2 714.66	0.0943	1 543.66	1 044.63
	1.28	0.00	1.93	1.94	58.10	0.00	6.88	3.54

(b) RMSE 和 MSDE 的平衡值对比

表6 训练阶段和校验阶段RMSE与MSDE平衡值对比
Table6 Comparison of the compromise values between RMSE and MSDE during the training and validation periods

目标组合	训练期				校验期			
	M4E	MSLE	RMSE	Bias	M4E	MSLE	RMSE	Bias
RMSE * MSDE	1 498.70	0.0818	1 218.72	813.84	3 374.50	0.0949	1 631.29	1 081.54
	7.23	0.00	2.76	2.07	51.81	0.000	5.90	4.64
RMSE vs MSDE	1 487.99	0.0807	1 213.06	807.20	3 248.53	0.0952	1 612.81	1 073.57
(乘积最小)	9.76	0.00	1.59	3.80	332.12	0.00	42.24	18.14
RMSE vs MSDE	1 485.50	0.0811	1 219.96	814.06	3 479.00	0.0959	1 636.39	1 086.16
(距原点最近)	10.81	0.00	1.75	3.57	349.78	0.00	41.31	16.89

(c) MSLE、M4E 和 MSDE 的平衡值对比

表7 训练阶段和校验阶段MSLE、M4E与MSDE平衡值对比
Table7 Comparison of the compromise values among MSLE, M4E and MSDE during the training and validation periods

目标组合	训练期				校验期			
	M4E	MSLE	RMSE	Bias	M4E	MSLE	RMSE	Bias
MSLE * M4E * MSDE	1 515.12	0.0797	1 225.86	812.45	2 889.32	0.0955	1 568.55	1 053.71
	9.46	0.00	3.86	5.27	291.14	0.00	35.32	15.75
MSLE vs M4E vs MSDE	1 503.89	0.0783	1 218.56	803.37	2 694.78	0.0941	1 540.57	1 042.39
(乘积最小)	1.06	0.00	1.95	1.96	53.44	0.00	6.57	3.65
MSLE vs M4E vs MSDE	1 504.69	0.0784	1 219.58	804.41	2 714.66	0.0943	1 543.66	1 044.63
(距原点最近)	1.28	0.00	1.93	1.94	58.10	0.00	6.88	3.54

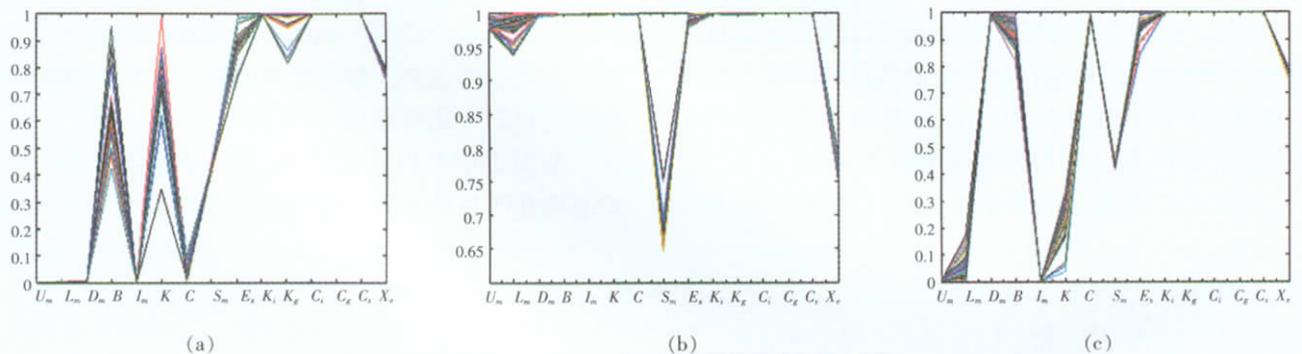


图2 非劣解集参数组合图
Fig.2 The plots of the model parameter combination

效”现象,主要是由于新安江三水源模型的参数较多,参数间存在耦合与协同关系。同时,从上面参数组合图中可以发现,参数 S_m 、 E_x 、 K_i 、 K_g 、 C_i 、 C_g 、 C_s 、 X_e 的变化特征基本一致,表明这些参数与 U_m 、 L_m 、 D_m 、 B 、 I_m 、 K 、 C 的耦合作用较小,且参数间的相互影响较小,在模型参数优化率定时可以考虑单独率定,而参数 U_m 、 L_m 、 D_m 、 B 、 I_m 、 K 、 C 的变化特征存在较大差异,表明他们之间的耦合作用较大,参数间的相互影响很显著。这些结论也与文献[23]中的分析结果一致,并为后续模型参数不确定性分析等相关研究工作的开展做好了铺垫。

5 结语

水文模型的参数优化率定一直以来是水文预报领域的重要研究内容,水文模型参数的选择对水文模型整体性能和水文预报结果的好坏有着至关重要的影响。水文模型参数优化率定的实际工程研究表明,传统的单目标优化率定方法,无论选择或设计目标函数,都无法全面完整挖掘水文资料中蕴含的水文特征信息。针对这一缺陷,本文以新安江三水源模型为例,尝试采用多目标优化算法优化率定水文模型,算例应用

分析表明,通过合理的选择目标函数的种类的数目,采用多目标进化算法优化率定模型参数,可以获得相对于单目标率定模型参数更优的结果。进一步,研究工作针对模型参数优化的结果进行分析,可以明显看出模型参数优化中存在“异参同效”现象,为后续模型参数不确定性分析等相关研究工作的开展做好了铺垫。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 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))
- [3] 刘力. 三峡流域径流特性分析及预测研究[D]. 华中科技大学博士学位论文, 2009. (LIU Li. Runoff Analysis of Three Gorges and Its Forecast [D]. Huazhong University of Science and Technology, 2009. (in Chinese))
- [4] 许小健,钟翔熏. 马斯京根模型参数估计的差分进化算法[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2008, 5(3): 85-91. (XU Xiaojian, ZHONG Xiangxi. Differential evolution for parameter estimation of Muskingum model [J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2008, 5(3): 85-91. (in Chinese))
- [5] 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(1-4): 72-86.
- [6] 陆桂华, 郦建强, 杨晓华. 水文模型参数优选遗传算法的应用[J]. *水利学报*, 2004, 2: 50-57. (LU Guihua, LI Jianqiang, YANG Xiaohua. Application of genetic algorithms to parameter optimization of hydrology model [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2004, (2): 50-57. (in Chinese))
- [7] 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))
- [8] 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 Guangwen, LIU Qifang. Runoff prediction by BP networks model based on PSO [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2006, 25(2): 65-68. (in Chinese))
- [9] 江燕,刘昌明,胡铁松,等. 新安江模型参数优选的改进粒子群算法 [J]. *水利学报*, 2007, 38(10): 1200-1206. (JIANG Yan, LIU Changming, HU Tiesong, et al. Improved particle swarm optimization for parameter calibration of Xinanjiang model [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2007, 38(10): 1200-1206. (in Chinese))
- [10] Vrugt J A, Gupta H V, Bastidas L A, Bouten W, Sorooshian S. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models [J]. *Water Resources Research*, 2003, 39(8): 1214.
- [11] 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. (ZHAO Renjun. Watershed Hydrological Modeling [M]. Beijing: China Water Power Press, 1984: 109-118. (in Chinese))
- [12] 赵人俊, 王佩兰. 新安江模型参数的分析 [J]. *水文*, 1988, 6: 2-8. (ZHAO Renjun, WANG Peilan. Parameter analysis of Xinanjiang model [J]. *Journal of China Hydrology*, 1988, (6): 2-8. (in Chinese))
- [13] Elias G B, John W N. Multi-objective automatic calibration of SWAT using NSGA-II [J]. *Journal of Hydrology*, 2007, 341, 165-176.
- [14] de Vos N J, Rientjes T H M. Multi-objective performance comparison of an artificial neural network and a conceptual rainfall-runoff model [J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2007, 52(3): 397-413.
- [15] de Vos N J, Rientjes T H M. Multiobjective training of artificial neural networks for rainfall-runoff modeling [J]. *Water Resources Research*, 2008, 44, W08434.
- [16] Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION*, 2002, 6 (2): 182-197.
- [17] Storn R, Price K. Differential evolution - a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces [R]. *International Computer Science Institute*, 1995, (8): 22-25.
- [18] 卢有麟,周建中,李英海,等. 基于混沌搜索的自适应差分进化算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(10): 31-39. (LU Youlin, ZHOU Jianzhong, LI Yinghai, et al. Adaptive differential evolution algorithm combined with chaotic search [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(10): 31-33. (in Chinese))
- [19] 谭跃, 谭冠政. 具有混沌局部搜索策略的差分进化全局优化算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(14): 15-17, 69. (TAN Yue, TAN Guanzheng. Differential evolution algorithm with chaotic-local-search strategy for global optimization [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(14): 15-17. (in Chinese))
- [20] Price K V, Storn R M, Lampinen J A. *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization* [M]. New York: Springer, 2005.
- [21] Sorooshian S, Gupta V K. Model Calibration, Computer Models of Watershed Hydrology [M]. Colorado: Water Resources Publications, 1995, 23-68.
- [22] Hogue T S, Sorooshian S, Gupta H, et al. A multi-step automatic calibration scheme for river forecasting models [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2000, 1: 524-542.
- [23] 包为民. 水文预报(第三版)[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006, 154-155. (BAO Weimin. Hydrological Forecast (the third edition) [M]. Beijing: China WaterPower Press, 2006, 154-155. (in Chinese))

- [15] SEMENOV M A, PIERRE S. Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts [J]. *Climate Research*, 2010, 40(1): 1–14.
- [16] SEMENOV M A, BARROW E M. LARS-WG: a stochastic weather generator for use in climate impact studies. LARS-WG 3.0 manual [EB/OL]. http://www.rothamsted.bbsrc.ac.uk/mas_models/download/LARS-WG-Manual.pdf
- [17] 许崇海, 沈新勇, 徐影. IPCC AR4 模式对东亚地区气候模拟能力的分析[J]. *气候变化研究进展*, 2007, 3(5): 287–292. (XU Chonghai, SHEN Xinyong, XU Ying. An analysis of climate change in East Asian by using the IPCC AR4 simulations [J]. *Advances in Climate Change Research*, 2007, 3(5): 287–292. (in Chinese))
- [18] 曹颖, 张光辉. 大气环流模式在黄河流域的适用性评价 [J]. *水文*, 2009, 29(5): 1–5. (CAO Ying, ZHANG Guanghui. Applicability evaluation of global circulation models in the Yellow river basin [J]. *Journal of China Hydrology*, 2009, 29(5): 1–5. (in Chinese))
- [19] 叶守泽, 詹道江. 工程水文学[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2000. (YE Shouze, ZHAN Daojiang. *Engineering Hydrology* [M]. Beijing: China WaterPower Press, 2000. (in Chinese))
- [20] GREENWOOD J A, LANDWEHR J M, MATALAS N C, et al. Probability weighted moments: Definition and relation to parameters of distribution expressible in inverse form [J]. *Water Resources Research*, 1979, 15(5): 1049–1054.
- [21] HOSKING J R M, WALLIS J R. *Regional Frequency Analysis—an Approach Based on L-moments* [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1997.

Estimation of Design Storms under HadCM3 Model for Qiantangjiang River Basin

ZHANG Xujie¹, LIN Shengji², MA Chong¹, GAO Xichao¹, XU Yueping¹

(1. *Institute of Hydrology and Water Resources, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;*

2. Fenghua Bureau of Water Resources, Fenghua 315500, China)

Abstract: Climate change affects the frequency and intensity of extreme hydrological events, e.g. extreme storm in a very direct way. Studying these effects caused by climate change will provide great support for disaster mitigation and engineering design. This paper applied the LARS-WG weather generator to simulate synthetic weather data under the A1B, A2 and B1 emission scenarios from Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) using the results of General Circulation Model HadCM3. Based on the L-moments approach, design storms of different return periods were calculated for the Qiantangjiang River Basin in 2055s using the P-III distribution function. The final results show that the LARS-WG weather generator has good capability in simulating synthetic weather data in the Qiantang River Basin and the maximum bias between observed and simulated design storms of 200a return period is 8.52%, occurring at the Shengxian Station. The design storms of different return periods tend to increase under the A1B and B1 scenarios, while decline under the A2 scenarios at the most stations. And design storm of 100a return period at the Hangzhou Station will be 209.14mm under the A1B scenarios, 11 percent larger than that in the baseline period. The biggest increase and decrease of the design storm of 100a return period is 39.54% and 42.79%, occurring at the Jinhua Station under the B1 scenarios and Tianmushan station under the A2 scenarios respectively.

Key words: climate change; precipitation frequency; general circulation model; LARS-WG weather generator; P-III distribution; L-moments

(上接第 7 页)

Study on Multi-objective Parameter Optimization of Xinanjiang Model

GUO Jun¹, ZHOU Jianzhong¹, ZOU Qiang¹, SONG Lixiang², ZHANG Yongchuan¹

(1. *College of Hydropower and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;*

2. Pearl River Water Resources Institute, Guangzhou 510623, China)

Abstract: Parameter estimation of hydrological models is an important matter of hydrological forecasting. As the structure of the model is established, the calibration of parameters has great influence on the performance of the hydrological model. Practice experience suggests that the conventional calibration of hydrological models with single objective function is often inadequate to properly measure all of the characteristic of the observed data deemed to be important. To deal with this defect, the multi-objective evolution algorithm was employed to optimize the parameters of the Xinanjiang model with three runoff components in this paper. The results of the case study indicated that with well chosen objective functions, the multi-objective optimization can achieve better results than the single objective optimization. Furthermore, by analyzing the achieved the parameter combination, it is obvious that the phenomenon of same effect of different parameters exists, so as to do some preparations for the uncertainty analysis of the model parameters.

Key words: hydrological forecasting; Xinanjiang model with three runoff components; multi-objective; NSGA-II; chaos differential evolution algorithm