

文章编号:1009-3087(2014)06-0063-08

概念性水文模型参数多目标率定及参数组合预报

欧阳硕^{1,2},徐高洪¹,戴明龙^{1,2},周建中²

(1. 长江水利委员会 水文局,湖北 武汉 430010;2. 华中科技大学 水电与数字化工程学院,湖北 武汉 430074)

摘要:针对概念性水文模型参数优化率定问题,以大、小径流过程对应的水文特性为切入点,考虑流域水文系统不同产汇流特性,提出一种多目标文化自适应仿电磁学算法(multi-objective cultural self-adaptive electromagnetism-like mechanism, MOCSEM)求解水文模型参数率定问题,并基于 MOCSEM 的优化结果,提出一种简便的自识别参数组合预报方法。在此基础上,将 MOCSEM 算法应用于概念性水文模型——新安江模型的参数多目标优化率定,与其他算法进行对比分析,应用文中提出的自识别参数组合预报方法,尝试找到一种能权衡流域水文系统不同水文特性的自识别参数组合方式,可以为水文预报人员提供更为精确的流域径流预报方法。

关键词:概念性水文模型;参数率定;多目标;参数组合预报

中图分类号:TV121

文献标志码:A

Study on Parameter Multi-objective Calibration and Parameter Combination Forecast of Conceptual Hydrological Model

OUYANG Shuo^{1,2}, XU Gaohong¹, DAI Minglong^{1,2}, ZHOU Jianzhong²

(1. Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan 430010, China;

2. College of Hydropower and Info. Eng., Huazhong Univ. of Sci. and Technol., Wuhan 430074, China)

Abstract: To obtain a successful parameter calibration of conceptual hydrological model, hydrological characteristics of large and small runoff process were chosen for considering different characteristics of generation and concentration. A multi-objective cultural self-adaptive electromagnetism-like mechanism (MOCSEM) algorithm was proposed to solve parameter calibration problem. The MOCSEM was tested, firstly, and applied to multi-objective parameters calibration of Xinanjiang model. After achieving satisfactory performance on parameters calibration problems, the self-identifying parameters combination forecast method was implemented for trying to find a self-identifying parameter combination mode. The results showed that the proposed method can provide more precise forecast results than a single parameter scheme for hydrological forecasters.

Key words: conceptual hydrological model; parameter calibration; multi-objective; parameters combination forecast

概念性水文模型参数率定及其参数选取是水文领域的热点研究内容,如何确定适应流域径流预报需求的模型参数,一直是亟需解决的问题。传统的水文模型参数率定主要采用单一目标函数确定一套模型参数进行水文预报,其优化方法主要有 Simplex 法^[1]、SCE - UA^[2]、差分进化算法^[3]、遗传算法^[4]、粒子群算法^[5]等。然而,现有研究表明^[6],单一目标函数仅适应该指标对应的某一流域水文特性,忽视了反映不同水文特征的系统行为,使参数优

化结果不能充分反映流域的水文过程。针对上述问题,许多学者从不同角度展开了研究,并取得了较为丰硕的成果。张洪刚等^[7]探讨了概念性流域水文模型参数优选的多目标函数的组合技术,验证了其相对于传统单目标优化的优势;Khu 等^[8]提出基于 Pareto 偏好选择的 MOGA (multi-objective genetic algorithm) 方法,并在 NAM 降雨径流模型中取得了较好的应用;Tang 等^[9]对几种常用多目标算法在水文模型参数优化中的性能进行了较为深入的研究。

收稿日期:2013-11-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51239004)

作者简介:欧阳硕(1988—),男,博士。研究方向:流域水文水资源管理及水库群优化调度。E-mail:Shuo_Ouyang@126.com

然而,上述文献多侧重于多目标算法及目标函数研究,未能提出将水文模型参数率定方案集合理应用于流域径流预报的方法,限制了其工程实用价值。

基于此,作者提出一种基于多目标优化率定的自识别参数组合预报方法,以新安江水文预报模型为例,对自识别参数组合方式与原单一参数方案进行模拟分析,找到了一种能权衡流域水文系统不同水位特征的自识别参数组合方法,可以为水文预报人员提供更为精确的流域径流预报方法。

表1 新安江模型参数

Tab.1 Parameters of the Xin'anjiang model

参数	物理意义	取值范围	参数	物理意义	取值范围
U_m	上层张力水容量/mm	[5,20]	K_i	自由水蓄水水库对壤中流的出流系数	[0.25,0.35]
L_m	下层张力水容量/mm	[60,90]	K_g	自由水蓄水水库对地下水的出流系数	[0.35,0.45]
D_m	深层张力水容量/mm	[15,60]	C_i	壤中流的消退系数	[0.5,0.9]
B	张力水蓄水容量曲线方次	[0.1,0.4]	C_g	地下水库的消退系数	[0.99,0.998]
I_m	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	马斯京根方法参数蓄量常数/h	时间步长(24)
C	深层蒸散发系数	[0.08,0.18]	X_e	马斯京根方法参数	[0,0.5]
S_m	自由水蓄水容量/mm	[10,50]	L	河网汇流滞时	经验值(1)
E_x	自由水蓄水容量曲线方次	[0.5,2.0]	N_r	河道汇流河段数	经验值(2)

如新安江模型等概念性水文模型的参数大都具有明确的物理意义,参数值原则上可根据其物理意义直接定量得到。但由于缺乏降雨径流形成过程中各要素的实测与试验过程,故在实际应用中需根据出口断面的实测流量过程,采用优化算法进行参数率定。水文模型参数优化率定的目的是通过对模型参数进行全局优化搜索,得到使模型预报精度最高的参数方案。考虑概念性水文模型参数多目标率定的特点,假设其目标函数均为最大化指标,即

$$\max \{obj_1(\mathbf{X}), obj_2(\mathbf{X}), \dots, obj_M(\mathbf{X})\} \quad (1)$$

其中: M 为目标函数个数; $obj_i(\mathbf{X})$ 为第*i*个目标函数; \mathbf{X} 为模型参数组成的决策变量向量, $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_D]$; D 为水文模型参数个数。

2 基于多目标优化率定的自识别参数组合预报方法

2.1 多目标优化率定的目标函数选择

现有研究表明,在概念性水文模型参数多目标优化率定中,倾向小径流目标函数与倾向洪峰流量目标函数之间存在一定冲突^[11]。为均衡考虑大小流量所对应的水文特征,通过分析流域长系列历史实测径流特性,分别设置其大、小径流阈值集合

1 新安江模型参数多目标优化率定

新安江模型,主要适用于湿润与半湿润地区,在国内外得到广泛应用。作者采用由赵人俊^[10]于1984年提出的考虑流域降雨和稳定下渗的时空变化的三水源新安江模型,径流分为地面径流、地下径流和壤中流。产流量计算采用蓄满产流方法;蒸发计算采用3层蒸发模式;河道汇流采用分段马斯京根算法。

新安江模型共有18个参数,模型参数及其优选范围参考文献[4],如表1所示。

$Q_H \{Q_{h,1} < \dots < Q_{h,B}\}$ 和 $Q_L \{Q_{l,1} > \dots > Q_{l,S}\}$ 。目标函数相应选取大均方根误差 $RMSE$ 集合 $RMSE_H \{RMSE_{h,1}, \dots, RMSE_{h,B}\}$ 和小均方根误差 $RMSE$ 集合 $RMSE_L \{RMSE_{l,1}, \dots, RMSE_{l,S}\}$, 其中, $RMSE_{h,i}$ 和 $RMSE_{l,i}$ 的定义分别为:

$$RMSE_{h,i} = \sqrt{\frac{SE_{h,i}}{T}} \quad (2)$$

$$SE_{h,i} = \sum_t^T (Q_{sim(t)} - Q_{obs(t)})^2 \quad (3)$$

其中, $\begin{cases} Q_{sim(t)}, Q_{obs(t)} \in [Q_{h,i}, Q_{h,i+1}], \text{ if } i < B; \\ Q_{sim(t)}, Q_{obs(t)} \geq Q_{h,B}, \text{ if } i = B. \end{cases}$

$$RMSE_{l,i} = \sqrt{\frac{SE_{l,i}}{T}} \quad (4)$$

$$SE_{l,i} = \sum_t^T (Q_{sim(t)} - Q_{obs(t)})^2 \quad (5)$$

其中, $\begin{cases} Q_{sim(t)}, Q_{obs(t)} \in [Q_{h,i}, Q_{h,i+1}], \text{ if } i < S; \\ Q_{sim(t)}, Q_{obs(t)} \geq Q_{h,B}, \text{ if } i = S. \end{cases}$

式中, T 为率定期长度, $Q_{obs(t)}$ 为径流观测值, $Q_{sim(t)}$ 为模型径流预测值, B 为大径流阈值个数, S 为小径流阈值个数。

2.2 自识别参数组合预报方法

为合理应用多目标优化率定所得模型参数的方

案集合,提高水文径流预报作业精度,作者提出一种自识别参数组合预报方法。

通过设定 B 个大径流阈值和 S 个小径流阈值,将径流取值范围划分为 B 个大径流区间和 S 个小径流区间,其相应目标函数为 $B + S$ 个,如式(6)所示:

$$Obj = \{RMSE_{l,S}, \dots, RMSE_{l,1}, RMSE_{h,1}, \dots, RMSE_{h,B}\} \quad (6)$$

自识别参数组合预报方法的具体步骤如下:

1) 生成概念性模型参数的多目标最优解 Sol 。依据目标函数集合 Obj ,采用多目标智能优化算法对概念性水文模型参数进行优化率定,生成模型参数的非劣解集 Sol ,其中非劣解集规模需大于径流

区间个数,即 $NP > B + S$, 如下:

$$Sol = \{X_1, \dots, X_j, \dots, X_{NP}\} \quad (7)$$

其中, X_j 为第 j 个模型参数方案。

2) 选取自识别组合参数集合 $CSol$ 。依据各个目标函数值分别对 Sol 进行排序,选取各目标函数下相应的最优解加入 $CSol$ 中,如下:

$$CSol = \{X_{l,S}, \dots, X_{l,1}, X_{h,1}, \dots, X_{h,B}\} \quad (8)$$

$$\begin{cases} X_{l,i} = X[\max(RMSE_{l,i})], \\ X_{h,i} = X[\max(RMSE_{h,i})] \end{cases} \quad (9)$$

3) 参数自识别组合。根据预报前一时段的观测径流,依据表2自识别判断模式依次记录每时段模型参数,从 $CSol$ 中选取此时段新安江模型参数。

表2 自识别判断模式

Tab.2 Judgment model of self-recognition for selecting parameter

判别条件	参数	判别条件	参数
if ($Q_{obs(t-1)} < Q_{l,S}$)	$X_l[\max(RMSE_{l,S})]$	if ($Q_{obs(t-1)} > Q_{h,1}$ $Q_{obs(t-1)} < Q_{h,2}$)	$X_l[\max(RMSE_{h,1})]$
...
if ($Q_{obs(t-1)} < Q_{l,1}$ $Q_{obs(t-1)} > Q_{l,2}$)	$X_l[\max(RMSE_{l,1})]$	if ($Q_{obs(t-1)} > Q_{h,B}$)	$X_l[\max(RMSE_{h,B})]$

4) 进行参数组合预报。将 $CSol$ 中不同参数方案分别代入概念性水文模型中,进行径流预报,同时根据步骤3)中所选出参数组合序列,选取相应时段的预报径流,同时对各方案预报结果进行指标评价,对比分析不同方案的预报结果,进而分析自识别参数组合预报方案的性能。

3 多目标文化自适应仿电磁学算法设计

3.1 文化算法

文化算法(CA)是由 Robertg^[12] 的智能进化算法。该算法模仿人类社会演化过程构建其算法空间,是一种具有双层进化机制的智能算法。CA 包含种群空间(population space)和信仰空间(belief space)2部分。

2个空间根据通信通道相互联系,对种群进化信息进行有效提取和管理。种群空间从微观的角度根据一定的规则进行进化,信仰空间通过接收函数收集种群空间中个体的经验信息,按一定的规则进行文化知识比较优化更新群体经验。信念空间在形成群体经验后,通过影响函数对群体空间的行为规则进行修改,以使个体空间得到更高的进化效率。文化算法的算法框架如图1所示。

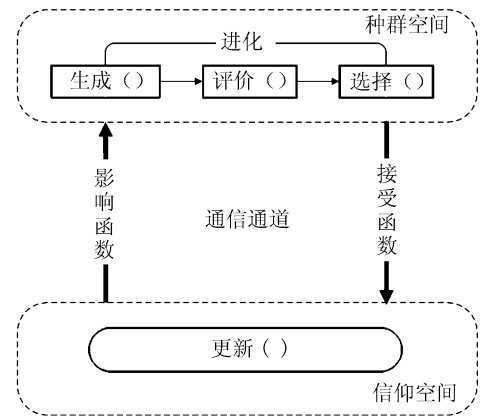


图1 文化算法框架

Fig.1 Framework of cultural algorithm

3.2 仿电磁学算法

仿电磁学算法(electromagnetism-like mechanism, EM)是一种新型的随机全局优化算法,具有原理简单,运行效率高的特点。该算法由美国北卡罗莱纳州立大学 Birbil 博士于2003年提出^[13]。EM 算法通过模仿电磁学理论中吸引和排斥机理,使用电荷模拟的方法描述每个种群个体与当前代最优个体之间的接近程度,采用记忆和反馈机制指导搜索过程,从而确保优化问题种群的多样性和搜索空间的完整性,并提高搜索效率。EM 算法的基本操作

为:种群初始化、局部搜索、总矢量力计算、种群移动。文献[14]中详细描述了EM的实现细节。

3.3 文化自适应多目标仿电磁学算法

文化自适应多目标仿电磁学算法以文化算法为框架,算法群体空间以仿电磁学算法为驱动。MOC-SEM 通过从种群空间中提取 MOEM 算法求得的非劣解集进行对比优化更新信仰空间,并根据信仰空间中历史最优集合中个体信息来指导种群的进化过程,从而提高算法的搜索效率。

3.3.1 信仰空间

作者引入文化算法机制及基于个体聚集密度的信仰空间更新方法^[15],用于保存算法在进化过程中产生的历史最优解。由于计算资源的限制,信仰空间(记为BS)的大小取固定值,记为 N_{BS} 。为保证BS中非劣解集的多样性,需对BS进行更新维护,使其中种群个体分布均匀。其具体操作为:1)若BS为空集,则将新的非劣个体直接加入到BS中;2)若该个体不被BS中任何一个个体支配,则将该个体加到BS中,同时删除BS中受该个体支配的个体;3)当BS中个体数目大于指定大小 N_{BS} 时,采取截断操作剔除多余的个体,即计算BS中所有个体的拥挤距离^[14],剔除拥挤距离最小的个体。

3.3.2 EM算子修正

原始局部搜索算子是一种原始的搜索方法。为提高算法求解精度,避免陷入局部最优解,作者依据参数多目标优化率定问题的特点,加入一种自适应的扰动因子,根据运行代数 g 及其算法停滞代数 Sc 对算法局部搜索的进化步长进行修正,如式(10)所示:

$$X_k^i = \begin{cases} X_k^i + \lambda \cdot \text{dec}(g) \cdot \max(X_{k,Up}^i - X_{k,Low}^i), & \text{if } \text{rnd}() > 0.5; \\ X_k^i - \lambda \cdot \text{dec}(g) \cdot \max(X_{k,Up}^i - X_{k,Low}^i), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, X_k^i 为种群中第 i 个个体的第 k 维决策变量, $\text{rnd}()$ 和 λ 为 $[0,1]$ 之间均匀分布随机数, $X_{k,Up}^i$ 和 $X_{k,Low}^i$ 分别为 X_k^i 的上下边界, $\text{dec}(g)$ 为第 g 代自适应扰动算子,其计算表达式为:

$$\text{dec}(g) = \begin{cases} \delta \cdot \exp(-\alpha \cdot g / (Sc \cdot I_{\max})), & \text{if } Scount > \xi; \\ \delta \cdot \exp(-g / I_{\max}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中, I_{\max} 为算法总进化代数, δ 为局部搜索参数,其大小决定着算法的局部搜索步长, α 为自适应参数,

ξ 为算法停滞代数阈值。

针对多目标无法得到单个全局最优解的问题,引入 $Ap()$ 函数计算种群个体距Pareto最优解集的距离。在对种群个体带电电荷 q^i 计算时,采用式(12)进行计算:

$$q^i = \exp \left(-D \frac{Ap(X^i) - Ap(X^{\text{best}})}{\sum_{k=1}^N (Ap(X^k) - Ap(X^{\text{best}}))} \right) \quad (12)$$

其中, N 为种群规模, $Ap(X^i)$ 为目标空间中个体 X^i 距非劣解集BS的最短距离, X^{best} 为目标空间中种群距BS距离最近个体,其数学表达式分别如式(13)所示:

$$Ap(X^i) = \min_{X \in Q} (\|f(X^i) - f(X)\|) \quad (13)$$

$$X^{\text{best}} = \min^{-1}(Ap^{-1}(X^i)), i = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

对于计算个体 X^i 的总矢量力 F^i 的 $CalF()$ 算子,2个个体 X^i 与 X^j 可能存在支配关系,可能互为非劣,不能简单确定哪个个体更优。因此,需要对总矢量计算操作进行修正。判断依据:1)若 $Ap(X^j) < Ap(X^i)$,则个体 X^i 被 X^j 吸引;2)若 $Ap(X^j) > Ap(X^i)$,则个体 X^i 被 X^j 排斥。 F^i 的数学计算式如下:

$$F^i = \sum_{j \neq i}^N \text{sums}' \quad (15)$$

$$\text{式中, } \text{sums}' = \begin{cases} (X^j - X^i) \frac{q^i q^j}{\|X^j - X^i\|^2}, & \text{if } Ap(X^j) < Ap(X^i); \\ (X^i - X^j) \frac{q^i q^j}{\|X^j - X^i\|^2}, & \text{if } Ap(X^j) > Ap(X^i). \end{cases}$$

3.3.3 算法流程

Step 1:初始化。执行Initialize()操作,初始化群体空间及算法参数,置进化代数 $g = 0$ 。

Step 2:更新信仰空间,将种群中的Pareto最优解加入信仰空间BS,并保持其规模。

Step 3:执行EM的各算子进行种群进化:

1)局部搜索。执行LocalSearch()操作,进而对种群所有个体执行局部搜索操作,更新种群息;

2)总矢量力计算。执行CalF()操作,计算所有种群个体的带电电荷 q^i ,进而得到总矢量力 F^i ;

3)种群进化。执行Move()操作,对种群按照式(14)进行进化移动,得到新的种群。

Step 4:终止条件判断。若 $g \geq I_{\max}$,其中, I_{\max} 算法的总的迭代次数,输出信念空间中的Pareto解集作为

最终非劣调度方案集;否则, $g = g + 1$, 转 Step 2。

4 实例分析

为分析 MOCSEM 算法的性能,以新安江模型参数多目标优化率定为应用算例,并与经典多目标算法 MOSCDE 进行对比分析,MOSCDE 的具体细节可参考文献[11]。同时,为检验作者所提自识别参数组合预报方法的有效性,将对自识别参数组合方式与原单一参数方案的预报结果进行对比分析。

4.1 研究区域及使用的数据

作者选取 Leaf River 流域作为研究区域,该流域位于 $42^{\circ}7'35''N$ 和 $89^{\circ}24'11''W$ ($42.126\ 350, -89.402\ 976$),属于典型的湿润流域。选取 Leaf River 流域包含降雨、蒸发和径流的 11 年长系列水文数据(1952-09-30—1962-09-30)对新安江模型参数进行多目标率定。为消除模型初始误差影响,参考文献[6,11],选取长系列中前 65 d 的数据用于模型预热校准,并选取具有不同径流特性的流域水文序列 1962-10-01—1965-05-31 为模型的校验期,并选取两段较为典型的洪水过程作为校验洪水 1(1964-02-17—1964-03-25)和校验洪水 2(1964-04-02—1964-05-15)。

4.2 流量阈值及目标函数

作者选取 1 个流量阈值区分大小流量,即 $B = 1, S = 1$,且 $Q_{l,1} = Q_{h,1}$,简化为 Q_l, Q_h 。在多目标优化中,相应目标函数分别选取为 $RMSE_{h,1}$ 和 $RMSE_{l,1}$,简化为 $RMSE_h$ 和 $RMSE_l$ 。其数学公式如下:

$$RMSE_h = \sqrt{\frac{SE_h}{T}} \quad (16)$$

$$RMSE_l = \sqrt{\frac{SE_l}{T}} \quad (17)$$

为分析不同流域阈值对多目标参数率定和自识别参数组合预报结果的影响,作者选取了 3 套流量阈值进行分析,分别为 50、70 和 90 m^3/s 。

4.3 算法参数设置

MOCSEM 算法的参数设置为: $N_{BS} = 30, N = 100, \delta = 0.01, \alpha = 0.895\ 5, \xi = 5$,局部搜索次数定为 10, $I_{max} = 500$ 。参考文献[11],对 MOSCDE 算法参数进行设置。MOSCDE 中: $N_{BS} = 30, N = 100$,交叉概率 1.0,变异概率 1/16, $I_{max} = 500$ 。

4.4 参数率定结果比较与分析

针对不同流量阈值,2 种算法得到目标函数为 $RMSE_h$ 和 $RMSE_l$ 的参数率定非劣方案集的空间分布如图 2 所示。

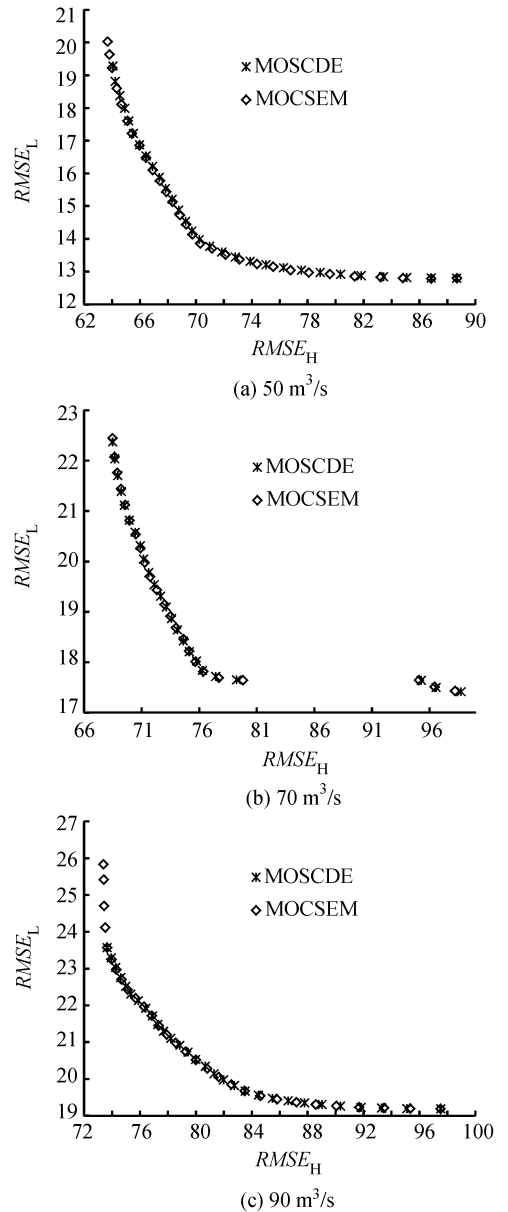


图 2 2 种算法生成的非劣前沿

Fig.2 Pareto frontiers of MOSCDE and MOCSEM

见图 2,目标 $RMSE_h$ 与 $RMSE_l$ 之间存在明显的正反比关系,当优化某个目标函数减小时必然会增大另一个目标函数的效益,表明新安江模型无法同时兼顾小径流量和洪峰流量的预报精度,若将新安江模型参数优化率定问题作为单目标优化问题处理,无法兼顾大、小径流所对应的流域水文径流特性,必然会产生“均化效应”,导致模型预报精度难以达到理想效果。由图 2 可以很直观地看出,目标 $RMSE_h$ 和 $RMSE_l$ 间存在明显的非劣关系,且 $RMSE_h$ 的取值范围分别为 $[63.68, 88.65]$ 、 $[68.46, 116.19]$ 和 $[73.38, 97.52]$, $RMSE_l$ 的取值范围分别为 $[12.79, 20.03]$ 、 $[17.18, 22.45]$ 和 $[19.19, 25.83]$,均大于 MOSCDE。图 2 中,在流量阈值为 50 m^3/s 的情景下,

算法 MOCSCDE 和 MOCSEM 所生成的非劣解集收敛性相当, MOCSEM 算法所得非劣方案集分布略广于 MOCSCDE 算法。

由此可知, MOCSEM 算法的收敛性和分布性均优于 MOCSCDE, 其主要原因有 3 个: 1) EM 算子模拟模仿电磁学理论中吸引和排斥机理, 能够较好的保存种群的多样性和搜索空间的完整性, 提高算法的收敛精度; 2) 是 MOCSEM 引入了 CA 的双层进化机制, 引导群体空间的进化方向, 以使个体空间得到更高的进化效率; 3) 局部搜索中加入自适应扰动因子, 使得算法能够更全面搜索可行域, 减小了算法陷入局部最优的概率。

4.5 自识别参数组合预报结果比较与分析

为验证作者所提出的自识别参数组合方案的预报性能, 作者选取参数多目标率定非劣解集中的 2 组极端参数与自识别参数组合方案进行模拟分析; 同时, 选取水文预报中常用的 3 种评价指标: 均方根误差 RMSE、确定性系数 NS 和合格率 MRE 对参数优化结果的预报结果进行评定, 其表达式如下所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t (Q_{sim(t)} - Q_{obs(t)})^2} \quad (18)$$

表 3 不同流量阈值下新安江模型极端参数

Tab. 3 Extreme parameters of the Xin'anjiang model under different runoff thresholds

参数	流量阈值 = 50						流量阈值 = 70						流量阈值 = 90									
	EPI		EP2		EPI		EP2		EPI		EP2		EPI		EP2		EPI		EP2			
	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2	EPI	EP2		
U_m	30.0	30.0	30.0	30.0	26.4	30.0	K_i	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	K_g	0.365	0.450	0.350	0.360	0.350	0.450
L_m	86.66	84.80	90.00	90.00	90.00	65.98	C_i	0.5	0.9	0.5	0.5	0.5	0.9	0.5	0.9	C_g	0.990	0.990	0.998	0.998	0.990	0.998
D_m	57.32	34.87	60.00	60.00	60.00	47.98	C_s	0.41	0.29	0.43	0.48	0.44	0.50	C_e	23.76	22.86	24.00	24.00	24.00	24.00	21.25	
B	0.396	0.1	0.4	0.4	0.4	0.1	X_e	0	0	0	0	0	0	L	1	1	1	1	1	1	1	
I_m	0	0	0	0	0.03	0	N_r	2	2	2	2	2	2	N_r	2	2	2	2	2	2	2	
K	1.1	1.1	1.1	0.5	1.1	1.1																
C	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18																
S_m	22.30	10.00	20.38	18.78	20.29	25.76																
E_x	0.51	0.50	0.50	0.50	0.50	1.11																

由表 4 可知: 在 3 个流量阈值条件下, 自识别参数组合方案较单一参数方案在不同指标有一定的优化与提高, 其中以流量阈值为 90 m³/s 时, 自识别参数组合方案最优, 其校验期 RMSE、NS、MRE 分别为 26.15 m³/s、0.75 和 0.79, 相比极端参数方案 1 分别提高了 3.33 m³/s、0.06 和 0.94; 校验洪水 2 相比极端参数方案 2 洪峰相对误差减小 23.15%。其主要原因是因为自识别参数组合方案能够较好地根据

$$NS = 1 - \frac{\sum_t (Q_{sim(t)} - Q_{obs(t)})^2}{\sum_t (Q_{obs(t)} - \overline{Q_{obs(t)}})^2} \quad (19)$$

$$MRE = \frac{R}{T} \quad (20)$$

式中, R 为误差小于许可误差的样本个数, T 为样本总个数。

此外, 选取洪峰相对误差 PRE 及峰现时间误差 TE 对校验洪水过程进行评价, 其表达式分别如式 (21)、(22) 所示:

$$PRE = \frac{|Q_{sim(p)} - Q_{obs(p)}|}{Q_{obs(p)}} \times 100\% \quad (21)$$

$$TE = |T_{sim(p)}' - T_{obs(p)}'| \quad (22)$$

式中, $T_{sim(p)}'$ 和 $T_{obs(p)}'$ 分别为预测及观测峰现时间, $Q_{sim(p)}$ 和 $Q_{obs(p)}$ 为预测及观测洪峰值。

表 3 中详细列出了当流量阈值分别为 50、70 和 90 m³/s 时, 经参数多目标优化率定后所得极端参数 (EP) 值, 其中, EP1 和 EP2 分别为 RMSE_H 和 RMSE_L 的最优方案。分别采用单一参数和自识别参数组合 2 种预报方法对检验期 1、2 进行径流预报, 所得结果统计指标如表 4 所示。

不同的情况选择适宜于大/小径流的参数方案, 更好地考虑到流域径流预报过程中大/小径流的不同产汇流特性, 能够有效地减少针对单一特性的参数预报方案下对其他特性的预报误差。此外, 3 种不同流量阈值下, 自识别参数方案对径流预报优化与提高具有明显差异, 当流量阈值为 90 m³/s 时优化效果最好。故对于不同流域, 需要对其流域水文特性及历史径流过程进行分析, 选取多个流量阈值进行

模拟,最终选取合适的流量阈值。

表4 模型径流预报结果比较

Tab.4 Forecasting performance comparison of different algorithms

流量阈值	预报方案	校验期			校验洪水1		校验洪水2	
		RMSE/(m ³ s ⁻¹)	NS	MRE	TE/d	PRE/%	TE/d	RE/%
50 m ³ /s	自识别参数组合方案	26.69	0.75	0.81	1	28.53	0	190.9
	极端参数方案1	28	0.72	1.56	1	16.1	0	190.9
	极端参数方案2	40.03	0.43	0.81	1	28.53	1	18.6
70 m ³ /s	自识别参数组合方案	35.27	0.56	2.48	1	2.89	0	18.83
	极端参数方案1	26.41	0.75	1.02	1	17.71	0	18.83
	极端参数方案2	40.27	0.42	2.49	1	2.89	0	6.69
90 m ³ /s	自识别参数组合方案	26.15	0.75	0.79	1	22.13	0	11.47
	极端参数方案1	29.48	0.69	1.73	1	10.4	0	11.47
	极端参数方案2	29.13	0.69	0.79	1	22.13	1	34.62

此外,为对比分析 SI 方案与 EP 方案之间的优化效果,以流量阈值为 90 m³/s 为列,给出 3 种方案的径流预报过程,Prec 为观测降雨过程,obs 为观测径流过程。由图 3 可以得出:采用自识别参数组合预报方法能更好地预测流域径流过程。

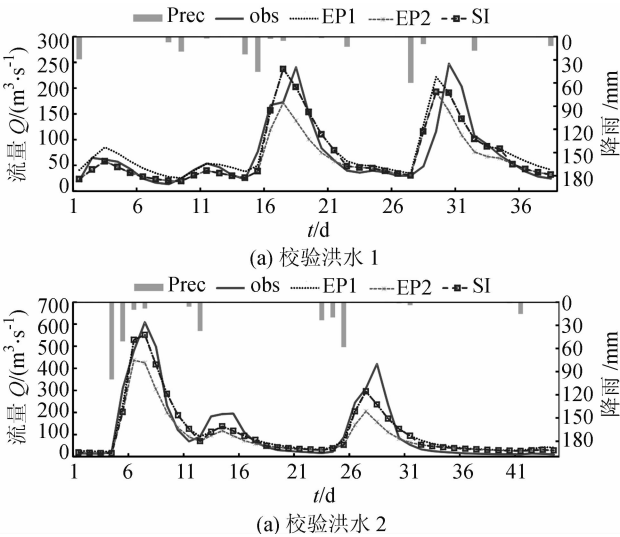


图3 校验洪水的预报结果

Fig.3 Forecasting results of validation flood

5 结论

为均衡考虑适应流域水文系统不同产汇流特性,作者提出一种多目标文化自适应仿电磁学算法 MOCSEM 求解水文模型参数多目标优化问题,并基于多目标算法的优化结果,提出一种简便的自识别参数组合预报方法。MOCSEM 采用仿电磁学算法实现可行解集的进化,结合文化进化的双层进化机制,引导群体空间的进化方向,有效快速地生成 Pa-

reto 非劣解集。在此基础上,将 MOCSEM 算法应用于概念性水文模型——新安江模型的参数多目标优化率定,与 MOSCDE 算法进行对比分析,同时应用提出的自识别参数组合预报方法,尝试找到了一种能权衡流域水文系统不同水文特性的自识别参数组合方式,可以为水文预报人员提供更为精确的流域径流预报方法。但是,MOCSEM 算法的参数较多,如何针对不同的应用算例设置合适的参数还有待今后进一步的研究,同时,针对不同流域的水文特性,其多级大小流量阈值如何选取,以及在不同水文模型应用效果的分析与验证也是下一步研究的内容。

参考文献:

[1] Nelderj A, Meade R A. Simplex method for function minimization[J]. Computer Journal, 1965, 7(4): 308-313.

[2] Duan Q Y, Gupta V K, Sorooshian S. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models[J]. Water Resources Research, 1992, 28(4): 1015-1031.

[3] Liu Li. Runoff analysis of three gorges and its forecast [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2009. [刘力. 三峡流域径流特性分析及预测研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.]

[4] Yang Xiaohua, Lu Guihua, Li Jianqiang. Applications of the hybrid accelerating generic algorithm to parameter optimization of basin model [J]. Advances in Water Science, 2002, 13(3): 340-344. [杨晓华, 陆桂华, 酈建强.

- 混合加速遗传算法在流域模型参数优化中的应用[J]. 水科学进展,2002,13(3):340-344.]
- [5] 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. [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.]
- [6] 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 Edition, 2011, 43(6):58-63. [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[J]. 四川大学学报:工程科学版,2011,43(6):58-63.]
- [7] Zhang Honggang, Guo Shenglian, Wang Caijun, et al. Review and research of calibration techniques for conceptual hydrological model [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2004, 37(3):18-22. [张洪刚,郭生练,王才君,等. 概念性流域水文模型参数优选技术研究[J]. 武汉大学学报:工学版,2004,37(3):18-22.]
- [8] Khu S T, Madsen H. Multiobjective calibration with Pareto preference ordering: An application to rainfall-runoff model calibration [J]. Water Resources Research, 2005, 41(3): W03004.
- [9] Tang Y, Reed P, Wagener T. How effective and efficient are multiobjective evolutionary algorithms at hydrologic model calibration [J]. Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 2006, 10(2):289-307.
- [10] 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.
- [11] Guo Jun, Zhou Jianzhong, Zhou Chao, et al. Multi-objective optimization for conceptual hydrological models [J]. Advances in Water Science, 2012, 23(4):447-456. [郭俊,周建中,周超,等. 概念性流域水文模型参数多目标优化率定[J]. 水科学进展,2012,23(4):447-456.]
- [12] Robertg R. An introduction to cultural algorithms [C]// Proceeding of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming. New Jersey: World Scientific, 1994:131-139.
- [13] Birbil S I, Fang S H. An electromagnetism-like mechanism for global optimization [J]. Journal of Global Optimization, 2003, 25(3):263-282.
- [14] Alikhani M Gol, Javadian N, Tavakkoli-moghaddam R. A novel hybrid approach combining electromagnetism-like method with Solis and Wets local search for continuous optimization problems [J]. Journal of Global Optimization, 2009, 44(2):227-234.
- [15] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm [R]. Technical Report 103, Computer Engineering and Networks Laboratory (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, Zurich, Switzerland, 2001.

(编辑 张琼)