

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2023.04.003

不同优化算法在新安江模型参数率定中的效果评估

石 朋^{1,2}, 陆美霞¹, 吴洪石¹, 瞿思敏¹, 李紫纯¹, 丁 松¹, 王 啸¹, 邱 超³

(1. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学水安全与水科学协同创新中心, 江苏 南京 210098; 3. 浙江省水文管理中心, 浙江 杭州 310009)

摘要:针对水文模拟预报中需要寻求实用、稳健、高效的优化算法并据此确定参数的全局最优解的问题,以綦江流域典型控制断面五岔断面为研究对象,分别选取 GA、SCE-UA、CMA-ES、PSO 等 4 种优化算法进行分布式新安江模型汇流参数率定,并从有效性、稳定性、耗时和效率 4 个方面评估算法的参数率定性能。结果表明:CMA-ES 算法优化效果最佳,相同迭代次数下耗时最少;SCE-UA 算法稳定性和效率最高,但耗时随着迭代次数增大而显著增加;PSO 算法有效性和效率相对较优,但稳定性最差;GA 算法耗时相对较少,优化效果和效率最差;综合性能从优到劣依次为 CMA-ES 算法、SCE-UA 算法、PSO 算法、GA 算法。

关键词:分布式新安江模型;参数率定;洪水预报;优化算法;綦江流域

中图分类号:TV122⁺.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2023)04-0019-07

Evaluation of different optimization algorithms in parameter calibration of Xin'anjiang model // SHI Peng^{1,2}, LU Meixia¹, WU Hongshi¹, QU Simin¹, LI Zichun¹, DING Song¹, WANG Xiao¹, QIU Chao³ (1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. National Cooperative Innovation Center for Water Safety & Hydro Science, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Zhejiang Hydrologic Management Center, Hangzhou 310009, China)

Abstract: In response to the problem of finding a practical, robust, and efficient optimization algorithms in hydrological simulation forecasting and determining the global optimal solution of parameters based on them, the Wucha section, a typical control section in the Qijiang River Basin, was selected as the research object. Four optimization algorithms, GA, SCE-UA, CMA-ES, PSO, were selected to calibrate the convergence parameters of the distributed Xin'anjiang model. The parameter calibration performance of the algorithm was evaluated from four aspects: effectiveness, stability, time consumption, and efficiency. The results show that CMA-ES algorithm has the best optimization effect and the least time consumption under the same number of iterations. SCE-UA algorithm has the highest stability and efficiency, but its time consumption significantly increases with the increase of iteration times. PSO algorithm has relatively better effectiveness and efficiency, but the stability is the worst. GA algorithm takes relatively less time and has the worst optimization effect and efficiency. The comprehensive property is ranked from best to worst as CMA-ES, SCE-UA, PSO, and GA algorithms.

Key words: distributed Xin'anjiang model; parameter calibration; flood forecasting; optimization algorithm; Qijiang River Basin

针对水文模型参数自动优选的研究起源于 20 世纪 60 年代。1975 年,John 等^[1]提出了遗传(GA)算法,基于大自然中生物体进化规律,通过模拟自然选择和遗传学机理的生物进化过程寻找最优解。Barnhart 等^[2]将 GA 算法应用于自动校准和估计水文模型参数不确定性和灵敏度,能够取得优异的率定结果,并且可替代传统的静态空间采样方法。

1993 年,Duan 等^[3]提出了洗牌复形演化(SCE-UA)算法,该算法能够在非线性水文模型参数率定中灵活有效地应用,被广泛应用于水文学领域。Thyer 等^[4]揭示了 SCE-UA 算法对多个复合体和洗牌的使用比 GA 算法的单个单纯形更有效地搜索参数空间;Kang 等^[5]采用自适应惩罚函数用于对 SCE-UA 算法施加约束,减少了流域径流事件模拟中的峰值

基金项目:国家自然科学基金项目(52179011)

作者简介:石朋(1976—),男,教授,博士,主要从事水文水资源及分布式流域水文模拟研究。E-mail:ship@hhu.edu.cn

通信作者:瞿思敏(1977—),女,教授,博士,主要从事水文水资源及分布式流域水文模拟研究。E-mail:waniy@hhu.edu.cn

流量和峰值时间误差。1994 年, Hansen^[6] 根据 DSC 概率提出了协方差矩阵自适应进化策略(CMA-ES)算法, 该方法主要应用于单目标参数值优化, 具有自适应性和空间旋转不变性, 其效率主要受到协方差矩阵更新和进化策略影响。众多学者将该算法应用于复杂优化问题中, 能够在较短时间内找到最优解^[7-8]。1995 年, Kennedy 等^[9] 通过研究鸟类的群体行为提出了粒子群优化(PSO)算法, 该算法参数较少, 概念简单并且没有交叉变异等运算, 更容易实现。Jahandideh-Tehrani 等^[10] 比较了 PSO 算法和 GA 算法在日降雨径流建模中的性能, 发现在 PSO 算法在收敛速度、精度和适应度函数评估方面均显著优于 GA 算法; Fu 等^[11] 研究发现优化后的 PSO 算法精度显著提高, 收敛性和灵敏度较好, 可为水文地质模型的构建和含水层参数的建立提供更好的算法依据。如何对流域径流过程进行精准刻画是当前水文模型应用的热点问题, 而水文模型参数直接影响水文过程预报的精度和可靠性, 准确且合理地进行参数率定非常重要。不同的参数优化算法有各自的优缺点和适用范围, 选取实用、稳健、高效的模型参数优化率定算法是破局的关键之一。

分布式新安江模型相比集总式水文模型的优点在于其能够考虑各种水文参数的空间变异性, 该模型以蓄满产流理论为基础, 采取三分原则(分单元、分阶段、分水源)构建。基本物理过程包括流域蒸发、坡地产流、分水源、坡地汇流、河道汇流。由此, 本文以綦江流域五岔断面为研究对象, 分别将 GA、SCE-UA、CMA-ES、PSO 这 4 种典型优化算法应用于分布式新安江模型参数率定, 着眼于汇流过程, 对 2010—2019 年共 29 场次洪模型进行多目标参数优化率定, 并最终评估 4 种自动率定算法的有效性、稳定性、耗时和效率, 以期水文模型参数率定时算法优选提供参考。

1 研究区概况与数据来源

綦江流域(图 1)位于 106°19'E ~ 107°15'E、28°11'N ~ 29°18'N 范围内, 干流全长 198 km, 流域面积 7 020 km²。綦江流域属亚热带湿润季风气候区, 多年平均降水量为 1040.1 mm, 降雨多集中在 5—10 月, 沿干流河谷一带雨量较少, 向左右两岸分水岭逐步增大; 多年平均蒸发量为 1 495.5 mm; 多年平均径流深约 499 mm, 多年平均径流总量为 38.5 亿 m³。綦江流域水旱灾害严重, 2020 年 6 月 22 日綦江遭受 80 年来最大洪水, 洪峰超过保证水位近 5 m, 首次触发了重庆红色预警。五岔水文站位于綦江干流上游的寿烈河与三溪河交汇处, 其水流状况直接反映

了綦江干流上游的洪水情况、水资源情况以及生态环境状况。五岔断面作为綦江流域出口断面, 其水位和流量数据对于綦江干流上游的洪水防控非常重要, 该断面的预报准确性决定了能否正确反馈水文数据, 为綦江流域防洪调度提供重要依据。

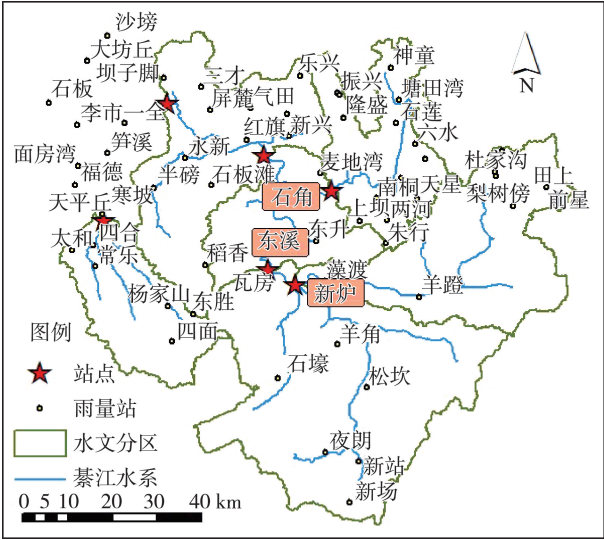


图 1 綦江流域概况

Fig. 1 Overview of the Qijiang River Basin

选用五岔水文站 2010—2019 年实测日尺度径流、降水、蒸发数据以及逐时洪水要素数据, 均摘录自长江流域水文年鉴, 由水利部长江水利委员会观测、整理、发布; 数字高程数据(DEM)采用 SRTMSLOPE 90 m 分辨率数字高程数据产品, 来源于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn>)。将五岔站 2010—2019 年发生的洪水划分出多个历史场次洪水, 遵循划分洪水过程完整以及起涨、退水过程连续的原则, 从中挑选 29 场经分布式新安江模型率定结果为合格的洪水进行研究, 次洪编码见表 1。

表 1 29 场次洪编码

Table 1 Numbers of 29 floods

序号	次洪编码	序号	次洪编码	序号	次洪编码
1	13040900	11	15091008	21	18062100
2	13042808	12	16050616	22	18091700
3	13050712	13	16061816	23	18092322
4	13060800	14	16062618	24	19051800
5	13062208	15	17050108	25	19052400
6	13090208	16	17050922	26	19062108
7	13090918	17	17060918	27	19062800
8	14060221	18	17090900	28	19070708
9	14081103	19	17101000	29	19071700
10	14081708	20	18050508		

2 研究方法

2.1 分布式新安江模型

新安江模型^[12-14]是 20 世纪 70 年代由赵人俊教

授提出的一种半分布式降雨-径流模型,该模型包含4个层次计算模块:蒸散发模块、产流模块、水源划分模块和汇流模块。4个模块的参数之间有较强的相对独立性^[15-16],各层次针对需要采用不同的目标函数进行参数率定。第四层汇流是最高层,决定了流域出口断面流量过程,变化最为迅速灵敏,是提高洪水模拟精度的关键层,因此本文就汇流过程进行参数率定中优化算法的比较。分布式新安江模型^[17-18]与新安江模型的区别之处在于需要划分子流域单元,本文采用自然流域划分法进行流域划分^[19],以DEM、流域内山脊线为参照,将流域划分为117个子流域,各个子流域内产汇流过程相互独立,更加接近实际产汇流过程。划分结果如图2所示,图中每个色块代表一个子流域。

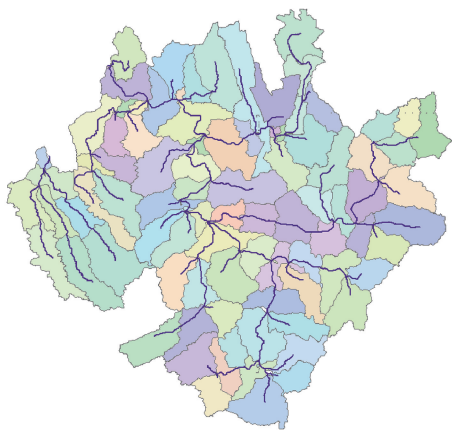


图2 子流域划分结果

Fig.2 Result of subwatershed division

2.2 优化算法

GA算法是受到生物进化规律启发提出的,将问题的求解过程转换为在遗传空间中染色体或个体选择、杂交、变异的过程搜索最优解^[20]。在求解较复杂的组合优化问题时,GA算法能够以较快的速度获得较优的运算结果,具有自组织性、自适应性及自学习性。算法步骤为:随机生成初始群体作为候选解;计算群体中每个个体的适应度;依次进行选择运算(群体中的个体优胜劣汰)、交叉运算(生物遗传基因重组)、变异运算(改变群体中个体的某些基因值);若进化代数与最大进化代数相等,则将进化过程中具有最大适应度个体作为最优解输出并终止计算。

SC-EUA算法结合了SCE^[21](shuffled complex evolution)和CCE(competitive coevolutionary)的原理,能够高效地进行全局范围内搜索,得到优化参数。算法步骤为:在合理范围内随机生成 s 个样本点,计算每个样本点的目标函数值,将样本点根据目标函数值升序规则进行排序,存入到数列中,将数列中的样本点划分成 p 个复合形;设 $s = pm$ (m 为每个

复合形中的顶点数),对上述划分的每一个复合形采用CCE算法进行进化计算;将进化好的单个复合形混合到一起,并排序存入到数列 D 当中;如果此时算法已经收敛,则停止优化计算,否则重新划分复合形并计算。

CMA-ES算法是性能最优的进化策略之一,广泛应用于单目标中规模变量的复杂优化问题^[22-23]。CMA-ES算法的核心是依靠对参数(尤其是协方差矩阵和步长参数)的调整来处理变量间的依赖关系。算法步骤为:每一次迭代采样产生新解;计算新解对应的目标函数值并排序;利用最大似然估计法对分布参数进行更新,包括均值更新、协方差矩阵更新、补偿更新。

PSO算法基于对鸟类、鱼类群体的研究^[24-26]。将鸟群中每只鸟的位置作为优化问题中的一个解,将鸟群中的个体称为粒子,每个粒子有其本身的速度和位置,在按自身速度惯性运动的同时,会根据群体的运动特征按一定规则做出相应改变,以达到最优位置。算法没有交叉变异运算,搜索速度快,结构简单且参数较少,易于实现。

2.3 研究思路

根据分布式新安江模型计算结果,分别从有效性、稳定性、耗时和效率4个方面评价各优化算法的汇流参数率定性能,最终采用加权平均的方法对各算法性能进行综合评估。有效性的判断主要取决于算法在迭代足够次数并达到收敛后模型的拟合效果,拟合效果评价指标有确定性系数、径流深相对误差、洪峰流量、峰现时间;次洪合格率根据径流深相对误差、洪峰流量、峰现时间是否合格来判定,模拟结果根据预报项目精度等级表来评定精度等级。稳定性取决于算法能否在相同的迭代次数下,得到稳定分布的参数值;本文在足够的迭代次数下进行多次计算,根据参数的分布来评判参数是否稳定一致,并统计各参数计算结果的变差系数,通过数据的离散程度判别算法稳定性。耗时即各算法在相同的迭代次数下率定参数所耗用时间,按从小到大的顺序选取不同迭代次数,在其他条件均一致的前提下使用各算法进行参数率定。为探究各算法的计算效率,从小到大设定多个迭代次数,比较不同算法最接近于收敛时的迭代次数,当参数值从某次迭代开始基本达到并维持优化终值不变时,说明算法目标函数基本收敛,此时迭代次数越小则表明该算法效率越高。4个方面目标函数均设置为确定性系数,适应度阈值均设置为 -0.05 。最大迭代次数设置不尽相同,其中有效性检验设置为5000次;稳定性检验设置为2000次,且分别率定10次;耗时检验分别设

置为 10、20、50、80、100、200、300、400、600 次;效率检验分别设置为 10、20、30、40、50、100、200、500、700、1 000、1 500、2 000、5 000 次。

3 结果与分析

3.1 有效性

表 2 为预报精度等级,表 3 为 4 种算法参数率定及评价结果。可见,4 种算法的确定性系数相差不大,其中 PSO 算法的确定性系数为 0.887,略高于另外 3 种算法。各算法次洪合格率相差较大,CMA-ES 算法的次洪合格率为 96.55%,远高于其他 3 种算法;GA 算法次洪合格率最低,仅为 65.52%,是唯一一个精度等级为丙等的,说明该算法洪水模拟效果较差。

表 2 预报精度等级

Table 2 Accuracy grades of forecasting

等级	合格率/%	确定性系数
甲	≥ 85	>0.9
乙	[70,85)	[0.7,0.9)
丙	[60,70)	[0.5,0.7)

图 3 为 4 种算法 29 场洪水洪峰流量模拟值与实测值拟合效果,其中,SCE-UA 算法线性拟合函数为 $y = 0.8295x + 41.7522$,PSO 算法线性拟合函数为 $y = 0.8319x + 36.9876$,GA 算法线性拟合函数为 $y = 0.8007x + 38.7375$,CMA-ES 算法线性拟合函数为 $y = 0.8787x + 41.2300$ 。可见,大多数散点位于 45°线以下,说明 4 种算法的计算洪峰流量普遍小于实测洪峰流量。当洪峰流量为小于 1000 m³/s 的低水量时,4 种算法的模拟效果相对较好,当洪峰流量大于 1000 m³/s 时,随着洪峰流量的增大,散点越发偏离 45°线,模拟流量小于实测流量,模拟效果变差。从线性拟合的效果可以看出,CMA-ES 算法的拟合效果最好,SCE-UA 算法和 PSO 算法的拟合线大致重合,较为偏离于 45°线下方,GA 算法的拟合线斜率最小,拟合效果最差,洪峰模拟结果不够准确。

图 4 为 13060800、16050616、17101000、19062800 4 场洪水实测流量与模拟流量的过程线。可见,4 种算法模拟的洪峰流量普遍低于实测洪峰流量,但无论是哪场洪水,CMA-ES 算法的模拟洪峰流量都更接近

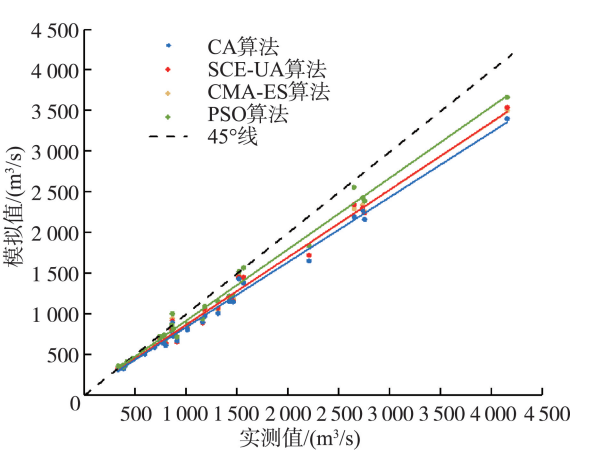


图 3 4 种算法 29 场洪水洪峰流量模拟值与实测值拟合效果
Fig.3 Fitting effect between simulated and measured flood peak discharge of 29 floods with four algorithms

实测值,而 GA 算法的模拟洪峰流量与实测值相差最大,与前文结论一致。

3.2 稳定性

参数率定不一致则会导致洪水模拟结果较大的差异,图 5 为迭代 2000 次时 4 种算法各率定 10 次的参数率定结果。由图 5 可见,SCE-UA 算法的各参数波动幅度最小,其中地表径流消退系数、地下水消退系数、流量比重系数始终保持稳定。其次是 CMA-ES 算法,参数波动范围为 0.1~1.4,其中槽蓄曲线坡度变化范围最大,而地表径流消退系数、地下水消退系数几乎没有变化。参数波动最大的是 PSO 算法,主要体现在槽蓄曲线坡度值在 0.1~10.0 之间波动,GA 算法的槽蓄曲线坡度值在 0.1~6.0 之间波动,该值反映了相应蓄量下恒定流状态的河段传播时间,对汇流计算影响较大。

变差系数反映数据的离散程度,表 4 为 4 种算法参数率定的变差系数。可见,5 个参数中,PSO 算法有 4 个参数的变差系数为最高值,分别为地表径流消退系数、地下水消退系数、槽蓄曲线坡度、流量比重系数,说明该算法在多次相同且充分迭代次数下无法得到稳定一致的参数值。GA 算法的地下水消退系数和槽蓄曲线坡度的变差系数与 PSO 算法相同,同为最高值。CMA-ES 算法的壤中流消退系数的变差系数为最高值。SCE-UA 算法的各参数变差系数均较小,即各次计算下该算法率定参数终

表 3 4 种算法参数率定及评价结果

Table 3 Parameter calibrations and evaluation results of four algorithms

算法	地表径流消退系数	壤中流消退系数	地下水消退系数	槽蓄曲线坡度	流量比重系数	确定性系数	次洪合格率/%	预报精度等级
GA	0.681	0.786	0.991	1.150	0.461	0.883	65.52	丙等
SCE-UA	0.700	0.718	0.986	0.916	0.453	0.886	82.76	乙等
CMA-ES	0.699	0.838	0.988	0.322	0.375	0.884	96.55	乙等
PSO	0.700	0.900	0.988	0.741	0.446	0.887	82.76	乙等

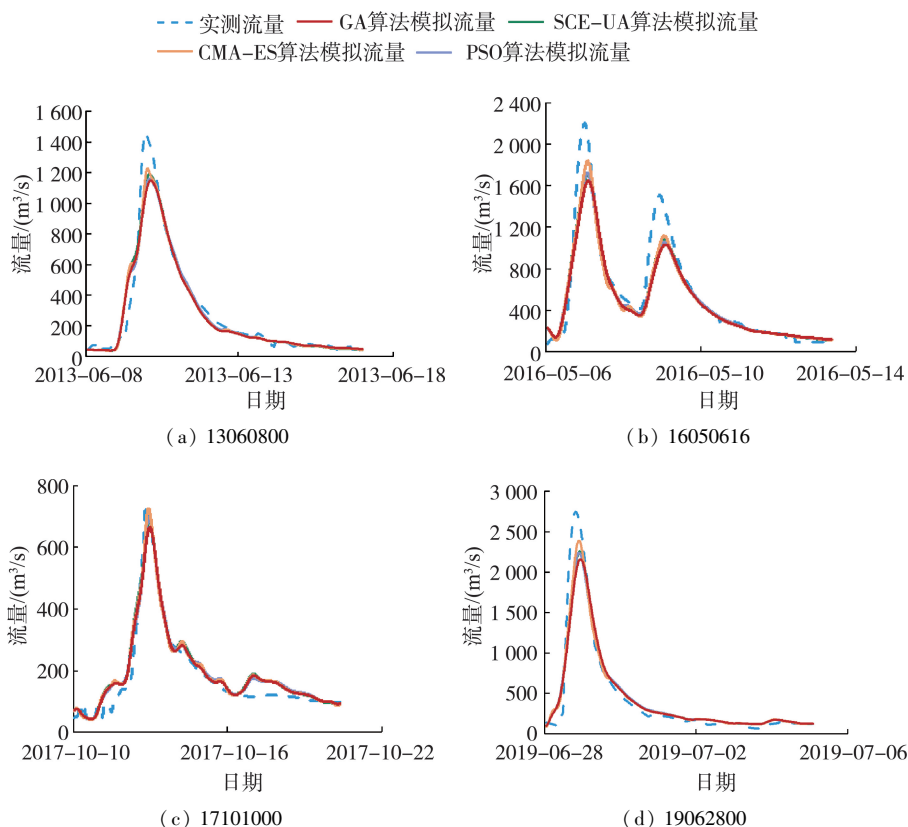


图 4 4 场洪水实测流量与模拟流量过程线

Fig. 4 Process lines of measured flow and simulated flow in 4 floods

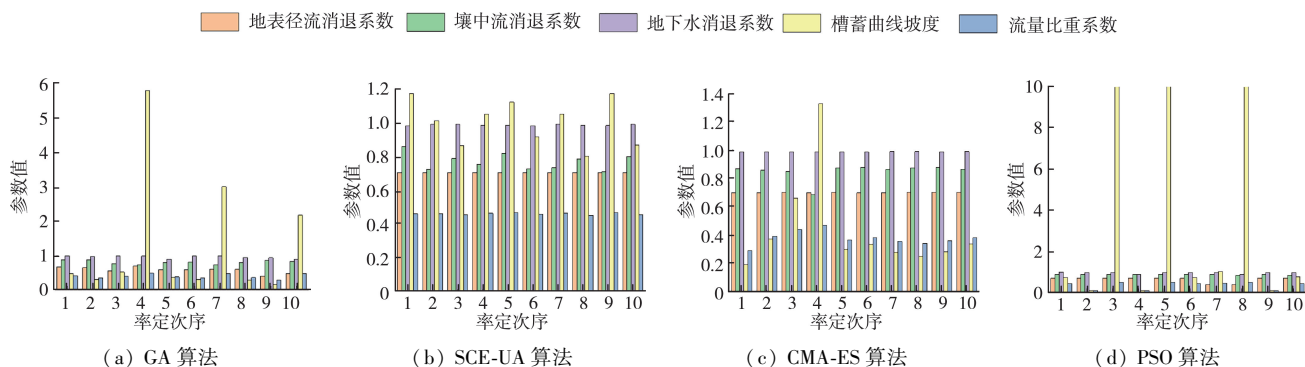


图 5 迭代 2000 次时 4 种算法各率定 10 次的参数率定结果

Fig. 5 Parameter calibration results for each of four algorithms calibrated 10 times during 2000 iterations

表 4 4 种算法参数率定的变差系数

Table 4 Coefficient of variation for parameter calibration of four algorithms

算法	地表径流消退系数	壤中流消退系数	地下水消退系数	槽蓄曲线坡度	流量比重系数
GA	0.151	0.063	0.038	1.368	0.167
SCE-UA	0.000	0.063	0.003	0.135	0.012
CMA-ES	0.001	0.069	0.001	0.789	0.133
PSO	0.198	0.027	0.038	1.368	0.496

值都能稳定收敛至近似最优参数,表明该算法具有较高的稳定性。

3.3 参数率定耗时

为进行耗时比较,选取 10 ~ 600 多个迭代次数,计算各算法在相同迭代次数下的率定耗时,结

果如表 5 所示。可见,当迭代次数大于 200 时,各算法收敛时长与迭代次数之间呈近似线性关系。CMA-ES 算法各迭代次数下参数率定耗时均稳定在 20 min 左右,该算法参数率定耗时最少。其次是 GA 算法和 PSO 算法,这两种算法在迭代次数小

于 100 时,耗时小于 CMA-ES 算法和 SCE-UA 算法,但 PSO 算法的耗时增长速度高于 GA 算法,随着迭代次数增大,两者会逐渐拉大耗时差距。SCE-UA 算法的率定耗时随着迭代次数的增加显著提高,耗时远高于另外 3 种算法,并会继续按照这个趋势大幅度增加。

表 5 4 种算法参数率定耗时

Table 5 Time-consuming of four algorithms

迭代次数	率定耗时/min			
	SCE-UA 算法	PSO 算法	CMA-ES 算法	GA 算法
10	8	2	20	2
20	11	3	20	4
50	29	9	20	6
80	40	16	22	13
100	47	16	20	11
200	42	32	19	22
300	133	47	20	35
400	184	65	21	44
600	274	96	20	63

3.4 参数率定效率

选取 10、20、30、40、50、100、200、500、700、1 000、1 500、2 000、5 000 共 13 个迭代次数,计算不同迭代次数下各算法参数率定值,因槽蓄曲线坡度的变化范围较大,且非常不稳定,无法作为判断目标函数是否达到收敛的依据,地表径流消退系数、地下水消退系数、壤中流消退系数、流量比重系数的变化过程见图 6。根据前文分析,认为迭代次数 5 000 时,各算法均达到收敛,将此时参数值作为优化终值。

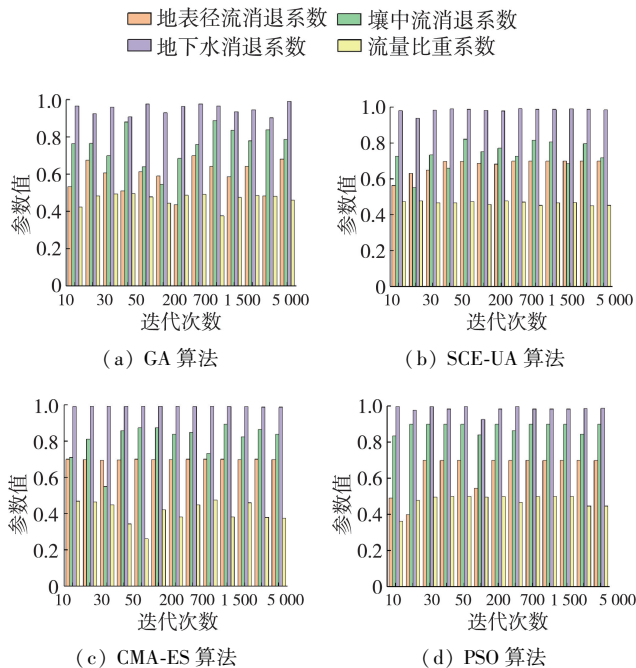


图 6 4 种算法不同迭代次数参数率定结果

Fig. 6 Parameter calibrations of four algorithms with different iterations

由图 6 可见,SCE-UA、CMA-ES、PSO、GA 4 种算法分别在迭代次数为 100、200、200、500 时,参数率定值接近于终值,近似收敛。由此可见,SCE-UA 算法达到收敛时的迭代次数最小,效率高于另外 3 种算法;GA 算法达到收敛时迭代次数最大,效率最低;CMA-ES 算法和 PSO 算法近似在迭代次数 200 左右达到收敛,效率适中。

3.5 算法性能综合评估

表 6 为 4 种算法的综合排序,可见,CMA-ES 算法优化效果最佳,相同迭代次数下耗时最少,稳定性和效率较高,该算法表现出高效收敛至全局最优值的能力。SCE-UA 算法稳定性最好,效率最高,有效性较高,但率定耗时相对最长,随着迭代次数的提高,耗时显著增加,在大尺度或多参数等计算量大的水文模型中会导致耗时过长,计算效率低下。PSO 算法有效性和效率相对较好,耗时表现一般,稳定性差,相同迭代次数计算得到的参数值不能保持稳定一致,较为发散,该算法无法保证全局收敛,因为收敛速度快的粒子一旦陷入局部极值时就难以跳出继续飞行^[26]。GA 算法率定耗时相对较少,但优化效果和效率均比其他 3 种算法差,稳定性一般,目前已有学者针对算法收敛速度、收敛过早等问题对其进行改进。因此,综合性能最好的为 CMA-ES 算法,其次是 SCE-UA 算法和 PSO 算法,最差的为 GA 算法。

表 6 4 种算法性能排序

Table 6 Sorting of four algorithm performances

算法	有效性	稳定性	耗时	效率	加权平均	综合排序
GA	4	3	2	4	3.25	4
SCE-UA	2	1	4	1	2.20	2
CMA-ES	1	2	1	2	1.80	1
PSO	2	4	3	2	2.83	3

4 结 语

本文选取分布式新安江模型汇流阶段的参数率定来评估 GA、SCE-UA、CMA-ES、PSO 4 种算法在有效性、稳定性、耗时和效率 4 个方面的性能优劣,并对 4 种算法进行综合评估。结果表明,CMA-ES 算法表现最好,其优化效果最佳且相同迭代次数下率定耗时最少,该算法能够高效收敛至全局最优值;SCE-UA 算法稳定性和效率最高,但率定耗时最长;PSO 算法有效性和效率相对较优,但稳定性最差;GA 算法耗时较短,优化效果和效率最差,且稳定性一般。综合性能从优到劣依次为 CMA-ES 算法、SCE-UA 算法、PSO 算法、GA 算法。

参考文献:

- [1] JIAN M A, HAIMING L I. Research on rosenbrock function optimization problem based on improved differential evolution algorithm[J]. Journal of Computer and Communications, 2019, 7(11): 107-120.
- [2] BARNHART B L, SAWICZ K A, FICKLIN D L, et al. MOESHA: a genetic algorithm for automatic calibration and estimation of parameter uncertainty and sensitivity of hydrologic models[J]. Transactions of the ASABE, 2017, 60(4): 1259-1269.
- [3] 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.
- [4] THYER M, KUCZERA G, BATES B C. Probabilistic optimization for conceptual rainfall-runoff models: a comparison of the shuffled complex evolution and simulated annealing algorithms [J]. Water Resources Research, 1999, 35(3): 767-773.
- [5] KANG T, LEE S. Modification of the SCE-UA to include constraints by embedding an adaptive penalty function and application: application approach [J]. Water Resources Management Ordrecht, 2014, 28(8): 2145-2159.
- [6] HANSEN N. Adapting arbitrary normal mutation distributions in evolution strategies: the covariance matrix adaptation [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 1996.
- [7] ON H I, JEONG L, JUNG M, et al. Optimal design of microwave absorber using novel variational autoencoder from a latent space search strategy [J]. Materials & Design, 2021, 212: 110266.
- [8] LI Zengcong, TIAN Kuo, LI Hongqing, et al. A competitive variable-fidelity surrogate-assisted CMA-ES algorithm using data mining techniques[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 119: 107084.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceeding of ICNN'95-IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942.
- [10] JAHANDIDEH-TEHRANI M, JENKINS G, HELFER F. A comparison of particle swarm optimization and genetic algorithm for daily rainfall-runoff modelling: a case study for Southeast Queensland, Australia[J]. Optimization and Engineering, 2021, 22(1): 29-50.
- [11] FU W, ZHANG L, BRUCE J. Optimization of particle swarm algorithm and its usage in calculation of hydrogeological parameter [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2021, 14(4): 270.
- [12] 李致家, 臧帅宏, 刘志雨, 等. 新安江模型中河道汇流方法的改进[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(3): 189-194. (LI Zhijia, ZANG Shuaihong, LIU Zhiyu, et al. Improvement of channel routing method for Xin'anjiang model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2020, 48(3): 189-194. (in Chinese))
- [13] ZHANG Maolin, WANG Xuan, CHEN Xuehong, et al. A new Xin'anjiang and Sacramento combined rainfall-runoff model and its application[J]. Hydrology Research, 2021, 52(6): 1173-1183.
- [14] 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 Xin'anjiang model[J]. Water Resources Protection, 2020, 36(3): 28-33. (in Chinese))
- [15] FOWLER K J A, PEEL M C, WESTERN A W, et al. Simulating runoff under changing climatic conditions: revisiting an apparent deficiency of conceptual rainfall-runoff models [J]. Water Resources Research, 2016. 52(3): 1820-1846.
- [16] ZHAO R. The Xinanjiang model applied in China [J]. Journal of Hydrology, 1992, 135(1/4): 371-381.
- [17] 姚成, 李致家, 张珂, 等. 基于栅格型新安江模型的中小河流精细化洪水预报[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2021, 49(1): 19-25. (YAO Cheng, LI Zhijia, ZHANG Ke, et al. Fine scale flood forecasting for small and medium-sized rivers based on the Grid-Xin'anjiang model [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(1): 19-25. (in Chinese))
- [18] 张珂, 张企诺, 陈新宇, 等. 栅格新安江-地表地下双人工调蓄分布式水文模型[J]. 水资源保护, 2021, 37(5): 94-101. (ZHANG Ke, ZHANG Qinnuo, CHEN Xinyu, et al. Gridded Xin'anjiang-dual anthropogenic aboveground and underground regulation distributed hydrological model [J]. Water Resources Protection, 2021, 37(5): 94-101. (in Chinese))
- [19] 李致家, 李兰茹, 黄鹏年, 等. 流域分块对汇流参数的影响[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2014, 42(4): 283-288. (LI Zhijia, LI Lanru, HUANG Pengnian, et al. Effect of watershed subdivision on confluence parameter [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2014, 42(4): 283-288. (in Chinese))
- [20] 方国华, 曹蓉, 刘芹, 等. 改进遗传算法及其在泵站优化运行中的应用[J]. 南水北调与水利科技, 2016, 14(2): 142-147. (FANG Guohua, CAO Rong, LIU Qin, et al. Improved genetic algorithm and its application in the optimal operation for pumping station [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2016, 14(2): 142-147. (in Chinese))

(下转第41页)

- Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1945, 13(3):245-259.
- [34] KENDALL M G. Rank correlation methods[M]. London: Griffin, 1975.
- [35] PENG Jie, WU Chaoyang, ZHANG Xiaoyang, et al. Satellite detection of cumulative and lagged effects of drought on autumn leaf senescence over the Northern Hemisphere[J]. Global Change Biology, 2019, 25(6): 2174-2188.
- [36] CHANG Xiaoge, WANG Zhihui, WEI Fengyuan, et al. Determining the contributions of vegetation and climate change to ecosystem water use efficiency variation over the last two decades on the Loess Plateau, China[J]. Forests, 2021, 12(11):1442.
- [37] ZU Jiaxing, ZHANG Yangjian, HUANG Ke, et al. Biological and climate factors co-regulated spatial-temporal dynamics of vegetation autumn phenology on the Tibetan Plateau [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 69:198-205.
- [38] BOWRING S P K, MILLER L M, GANZEVELD L, et al. Applying the concept of "energy return on investment" to desert greening of the Sahara/Sahel using a global climate model[J]. Earth System Dynamics, 2014, 5(1): 43-53.
- [39] PONCE-CAMPOS G E, MORAN M S, HUETE A, et al. Ecosystem resilience despite large-scale altered hydroclimatic conditions [J]. Nature, 2013, 494(7437): 349-352.
- [40] 罗丹丹,王传宽,金鹰. 植物应对干旱胁迫的气孔调节 [J]. 应用生态学报, 2019, 30(12): 4333-4343. (LUO Dandan, WANG Chuankuan, JIN Ying. Stomatal regulation of plants in response to drought stress [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2019, 30(12): 4333-4343. (in Chinese))
- Applied Ecology, 2019, 30(12): 4333-4343. (in Chinese))
- [41] LIU Yibo, XIAO Jingfeng, JU Weimin, et al. Water use efficiency of China's terrestrial ecosystems and responses to drought[J]. Scientific Reports, 2015, 5(1): 13799.
- [42] TESFAYE S, TAYE G, BIRHANE E, et al. Spatiotemporal variability of ecosystem water use efficiency in Northern Ethiopia during 1982-2014 [J]. Journal of Hydrology, 2021, 603:126863.
- [43] KARNIELI A, AGAM N, PINKER R T, et al. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: merits and limitations [J]. Journal of Climate, 2010, 23(3): 618-633.
- [44] DE KEERSMAECKER W, LHERMITTE S, TITS L, et al. A model quantifying global vegetation resistance and resilience to short-term climate anomalies and their relationship with vegetation cover[J]. Global Ecology and Biogeography, 2015, 24(5): 539-548.
- [45] KATUL G G, PALMROTH S, OREN R A M. Leaf stomatal responses to vapour pressure deficit under current and CO₂-enriched atmosphere explained by the economics of gas exchange[J]. Plant Cell and Environment, 2009, 32(8): 968-979.
- [46] LIU Yangyang, ZHOU Ronglei, WEN Zhongming, et al. Assessing the impacts of drought on net primary productivity of global land biomes in different climate zones[J]. Ecological Indicators, 2021, 130:108146.
- [47] VICENTE-SERRANO S M, GOUVEIA C, CAMARERO J J, et al. Response of vegetation to drought time-scales across global land biomes[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2013, 110(1): 52-57.

(收稿日期:2022-07-30 编辑:王芳)

(上接第 25 页)

- [21] 陆堃,毛劲乔,田明明,等. 基于耦合随机排序 SCE 算法的多目标生态调度研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2021, 52(7): 53-61. (LU Kun, MAO Jinqiao, TIAN Mingming, et al. SCE algorithm coupled with stochastic ranking-based study on multi-objective ecological operation of reservoir [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 52(7): 53-61. (in Chinese))
- [22] 要震,许继平,孔建磊,等. 基于 GA-Elman 的河流水位预测方法研究[J]. 长江科学院院报, 2018, 35(9): 34-37. (YAO Zhen, XU Jiping, KONG Jianlei, et al. Prediction of river water level by GA-Elman model [J]. Journal of Yangtze River Science Research Institute, 2018, 35(9): 34-37. (in Chinese))
- [23] PARK E. Ageostatistical evolution strategy for subsurface characterization; theory and validation through hypothetical two-dimensional hydraulic conductivity fields [J]. Water Resources Research, 2020, 56(3): e2019WR026922.
- [24] TIKHAMARINE Y, SOUAG-GAMANE D, AHMED A N, et al. Rainfall-runoff modelling using improved machine learning methods: harris hawks optimizer vs. particle swarm optimization [J]. Journal of Hydrology, 2020, 589: 125-133.
- [25] 黄显峰,吴志远,李昌平,等. 基于改进粒子群-逐次逼近法的水库调度图多目标优化[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(2): 1-7. (HUANG Xianfeng, WU Zhiyuan, LI Changping, et al. Multi-objective optimization of reservoir operation chart based on IPSO-DPSA [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(2): 1-7. (in Chinese))
- [26] XU Yuanhao, HU Caihong, WU Qiang, et al. Research on particle swarm optimization in LSTM neural networks for rainfall-runoff simulation [J]. Journal of Hydrology, 2022, 608: 1-15.

(收稿日期:2022-5-30 编辑:王芳)