

DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20210445

# 典型参数优化算法在新安江模型中的应用对比

向鑫<sup>1</sup>, 敖天其<sup>1,2</sup>, 肖钦太<sup>1</sup>

(1. 四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065;

2. 四川大学 水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 四川 成都 610065)

**摘要:**为深入对比研究典型参数优化算法在新安江模型中的应用情况, 选用4种典型优化算法: 自适应遗传算法(AGA)、改进粒子群算法(IPSO)、SCE-UA和贝叶斯优化算法(BOA), 每种算法重复运行50次, 每次迭代300次, 以安徽省黄山市呈村流域为研究区域对日尺度新安江模型参数进行率定。结果表明: IPSO优化新安江模型参数得到的流量模拟值与实测值拟合程度高且收敛速度较快; 目标函数收敛值集中, 有90%集中在0.158 149~0.156 727范围内; 算法稳定性好, 优化后的参数方差均值仅为0.049 404。AGA和SCE-UA优化参数表现较IPSO差, 较BOA好。BOA计算量小, 但其收敛过程出现明显波动; 目标函数收敛值分散在5个范围内; 算法稳定性差, 优化后的参数方差均值高达0.073 751。

**关键词:**新安江模型; 自适应遗传算法; 改进粒子群算法; SCE-UA; 贝叶斯优化算法

**中图分类号:** P334<sup>+</sup>.92; TV11

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-0852(2023)03-0016-07

## 0 引言

水文模型参数率定方法有两种: 人工率定和自动率定。人工率定费时费力、严重依靠研究人员经验, 而自动率定凭借其简单高效成为热门选择。自动率定由三部分组成: 目标函数、优化算法和终止准则。针对某一特定流域, 当选定水文模型、目标函数和终止准则之后, 模型参数的最终取值由优化算法决定。

目前, 众多优化算法已经运用到水文模型参数率定中, FORMIGA K等<sup>[1]</sup>运用遗传算法优化SWMM模型, 对城市径流进行了模拟; 杜彦臻等<sup>[2]</sup>运用改进粒子群算法对垂向混合产流模型进行参数率定; SONG等<sup>[3]</sup>运用SCE-UA对DTVGM模型进行参数优化; 周闰明等<sup>[4]</sup>利用贝叶斯优化算法对新安江模型进行参数率定。虽然这些算法在水文模型中的参数优化问题中应用效果较好, 但是目前大部分研究对优化算法仅是单一运用或是简单对比应用效果, 缺乏优化算法在水文模型中应用情况的深入分析。针对这种情况, 本文将选用典型

优化算法: 自适应遗传算法、改进粒子群算法、SCE-UA和贝叶斯优化算法, 以新安江模型为例, 在安徽省黄山市呈村流域, 从水文模拟过程、目标函数收敛值质量、算法收敛过程、算法稳定性4个方面对比分析以上4种经典优化算法在新安江模型中的应用情况。

## 1 研究方法

### 1.1 AGA

遗传算法(Genetic Algorithm, 简称GA)是美国Michigan大学Holland教授及同事于20世纪60年代基于Darwin的生物进化理论、Weizmann的物种选择学说以及Mendel的遗传学原理首次提出的随机搜索与全局寻优方法<sup>[5]</sup>。在传统GA的基础上, Srinivas等<sup>[6]</sup>提出一种自适应遗传算法(Adaptive Genetic Algorithm, 简称AGA), 即交叉概率 $P_c$ 、变异 $P_m$ 能够根据适应度自动调整<sup>[7]</sup>。本文应用AGA进行参数优化时, 计算流程图如图1所示, 参数设置为: 种群大小为 $N=100$ , 迭代次数 $k=300$ , 交叉常数为 $k_1=1$ ,  $k_2=0.5$ , 变异常数为 $k_3=1$ ,  $k_4=0.2$ 。

收稿日期: 2021-10-30

网络首发日期: 2022-09-26

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1814.p.20220922.1848.001.html>

基金项目: 四川省科技计划重点研发项目(2021YFS0285); 科技部国家国际科技合作专项(2012DFG21780)

作者简介: 向鑫(1997—), 男, 土家族, 湖北巴东人, 硕士, 主要研究方向为水文模型及水文预报。E-mail: xiangxin\_988@163.com

通信作者: 敖天其(1964—), 男, 重庆铜梁人, 教授, 博士, 主要研究方向为分布式水文模型。E-mail: aotianqi@126.com

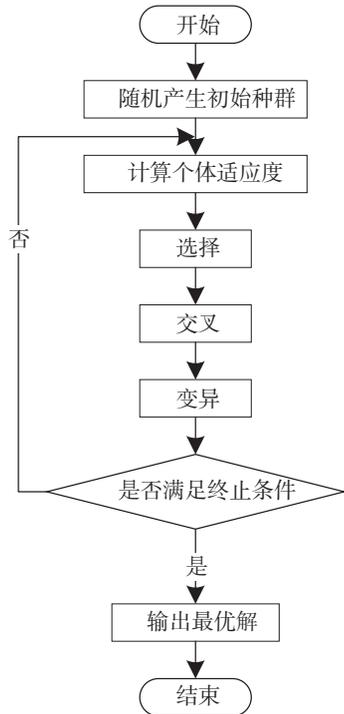


图1 AGA流程图  
Fig.1 AGA flow chart

1.2 IPSO

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, 简

称PSO)是社会心理学博士James Kennedy和电子工程学博士Russell Eberhart从鸟类捕食行为特征中得到启发在1995年提出的一种群体智能优化算法<sup>[8]</sup>。PSO原理简单,易于实现,可用于解决非线性、大规模、不可微和多峰值的复杂优化问题<sup>[9]</sup>。在标准PSO的基础上,文献[10]提出了一种4种惯性权重并行的改进粒子群优化算法(Improved Particle Swarm Optimization with 4 inertia weight strategies,简称IPSO)。在粒子群速度和位置更新过程中,被划分为4个部分,每部分粒子按照不同的惯性权重计算方式来更新速度。本文应用IPSO进行参数优化时,计算流程图如图2所示,参数设置如下:种群大小为 $pop=100$ ,迭代次数 $k=300$ , $c_1=c_2=2$ , $V_{max}=0.05 \times X_{max}$ 。

1.3 SCE-UA

单纯多边形进化算法(Shuffled Complex Evolution Algorithm,简称SCE-UA)是Duan等基于Nelder和Mead的单纯型算法于1992年提出的模仿自然界中的生物进化原理和基因算法的基本原理等多种概念结合而成的一种复合型优化算法<sup>[11-12]</sup>。SCE-UA最为关键的部分是复合型进化算法(CCE),在CCE中,每个子复合型的顶点都是潜在的父辈,都有可能产生下一代

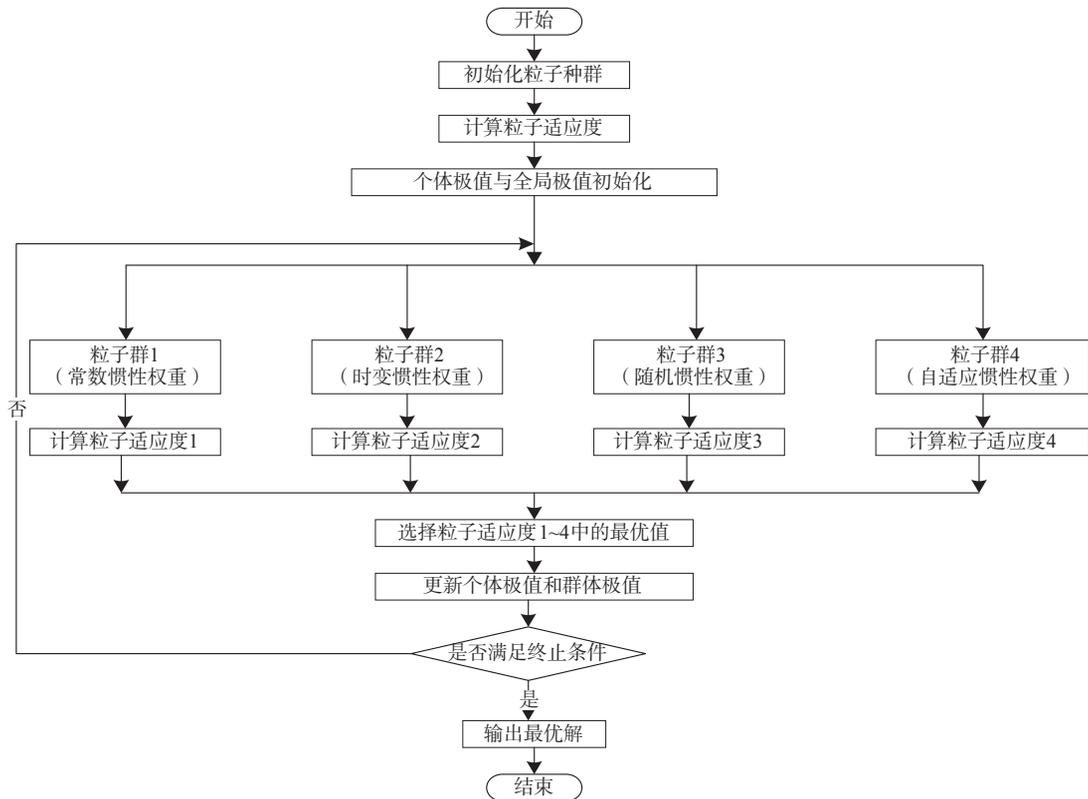


图2 IPSO流程图  
Fig.2 IPSO flow chart

群体<sup>[13]</sup>。SCE-UA 参数包括复合型个数 $p$ 、单个复合型包含的顶点数 $m$ 、单个子复合型进化执行次数 $\alpha$ 、单个复合型进化执行次数 $\beta$ 、单个子复合型包含的顶点数 $q$ 共5个。SCE-UA 参数取值会影响其有效性,根据文献<sup>[14]</sup>,算法参数取值如下: $m=2n+1$ 、 $\alpha=1$ 、 $\beta=2n+1$ 、 $q=n+1$ ( $n$ 为待优化参数的个数,本文为13),这样可以保证算法在全局性搜索时保持高效。对于SCE-UA中复合型个数 $p$ ,需要根据优化问题的实际情况设定<sup>[13]</sup>,在本文中, $p=4$ ,计算流程图如图3所示。

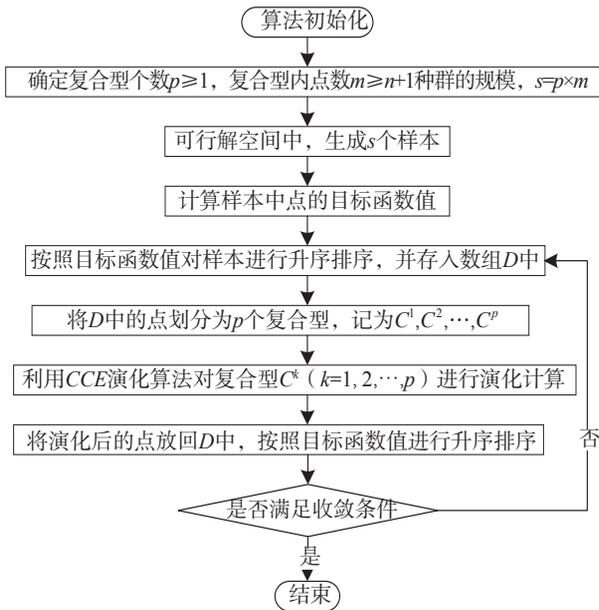


图3 SCE-UA流程图  
Fig.3 SCE-UA flow chart

### 1.4 BOA

贝叶斯优化算法(Bayesian Optimization Algorithm,简称BOA)是一种十分高效的全局优化算法。BOA使用概率代理模型拟合真实目标函数,并根据拟合结果主动选择拟合效果较好的点进行下一次评估,因此,BOA也称为主动优化。同时,BOA能根据

完整的历史信息来提高优化效率<sup>[15]</sup>。BOA主要包含两个关键部分:概率代理模型和采集函数。概率代理模型是用一个代理函数或近似函数通过采样估计目标函数。BOA通过将代理函数或近似函数表示为概率分布,然后使用新信息更新这个分布。采集函数是用基于已知的先验,评估空间中的某个特定点计算得到较好结果的概率。本文的概率代理模型和采集函数分别采用树状Parzen估计(tree Parzen estimator, TPE)<sup>[16]</sup>中的高斯混合模型和Expected Improvement(EI),这两者组合在高维空间使用非常出色,具有极其优秀的计算效率<sup>[17]</sup>。

## 2 新安江模型应用

### 2.1 新安江模型

新安江模型作为我国湿润地区普遍使用的水文模型<sup>[18]</sup>,其计算过程如图4所示。按照参数物理意义,新安江模型的参数分为4层,详见表1。

表1 新安江模型各层参数

Table1 Parameters of each layer of Xin'anjiang model				
层次	参数	参数意义	单位	取值范围 <sup>[19]</sup>
蒸发参数	$K$	流域蒸发折算系数		0.8 ~ 1.2
	$C$	深层散发扩散系数		0.2 ~ 0.3
	$WUM$	流域上层蓄水容量	mm	10 ~ 30
	$WLM$	流域下层蓄水容量	mm	50 ~ 70
产流参数	$WDM$	流域深层蓄水容量	mm	30 ~ 50
	$b$	流域蓄水容量分布曲线指数		0.1 ~ 0.5
分水源参数	$SM$	流域自由水平均蓄水容量	mm	10 ~ 50
	$EX$	流域自由水分布曲线指数		1 ~ 2
	$KI$	自由水箱壤中流出流系数		0.1 ~ 0.7
	$KG$	自由水箱地下水流出流系数		0.1 ~ 0.7
汇流参数	$KKI$	壤中流线性水库汇流系数		0.1 ~ 0.9
	$KKG$	地下水线性水库汇流系数		0.93 ~ 0.98
	$KKS$	地表径流线性水库汇流系数		0.1 ~ 0.9

### 2.2 流域概况

呈村流域冬季寒冷干燥,盛行西北风;夏季炎热潮湿,盛行东南风。流域面积290 km<sup>2</sup>,年平均降水量

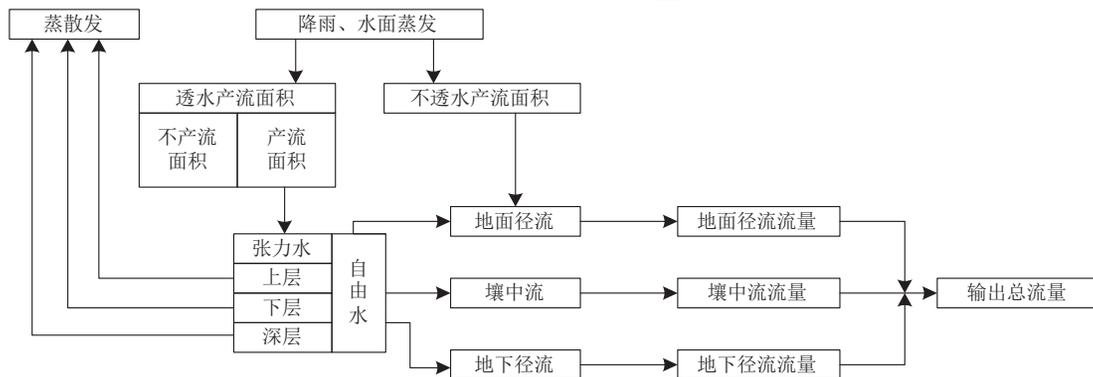


图4 新安江模型计算框图  
Fig.4 Block diagram of Xin'anjiang model calculation

1 600 mm,其中4—6月多雨,洪涝灾害频繁;7—9月降雨量仅有20%,易发生旱灾<sup>[20]</sup>。本文收集到呈村流域内10个雨量站点从1989—1996年共8年的日降雨资料,根据泰森多边形法计算整个流域的面降雨量。在其他数据方面,收集了呈村水文站从1989—1996年共8年的日蒸发和日径流数据。

### 2.3 目标函数

本文选取13个三水源新安江模型中的典型参数参加优选,以确定性系数 $R^2$ 和Nash-Sutcliffe效率系数 $NSE$ 组成的坐标对到点(1,1)的欧式距离作为日径流模拟过程与实测过程之间的拟合程度指标<sup>[21]</sup>,即算法优化的目标函数,欧式距离越小,说明优化效果越好。以呈村流域为研究区域,1989—1994年作为模型率定期,1995—1996年为模型验证期,分别利用AGA、IPSO、SCE-UA、BOA等4种算法对新安江模型参数进行优化,分析以上4种优化算法在新安江模型参数优化问题中的应用情况,并比较4种优化算法的差异。为提高分析结果准确性,避免随机性,4种算法迭代次数均设置为300次,每种算法都会对新安江模型重复进行50次操作。

## 3 结果与分析

### 3.1 水文模拟过程评价

表2描述了呈村流域4种典型优化算法率定后的

参数取值。按照表3设置新安江模型参数值,得到的模拟流量值与实测流量值如图5所示。从图5看出,无论是率定期还是验证期,使用4种算法分别得出的模拟流量与实测流量拟合效果较好,且4种算法得出的模拟流量之间差异较小。为了解4种算法的优化效果,采用决定性系数、 $NSE$ 和百分比偏差进行评价,结果如表3所示。4种算法计算得出的决定性系数、 $NSE$ 在率定期和验证期相差较小,而百分比偏差却有较大的差别。在率定期,IPSO和BOA得出的百分比偏差小于AGA和SCE-UA;在验证期,IPSO和SCE-UA得出的百分比偏差小于AGA和BOA。

表2 新安江模型最优参数取值

参数	IGA	IPSO	SCE-UA	BOA
$K$	1.14	1.19	1.14	1.20
$C$	0.23	0.20	0.24	0.28
$WUM$	25.49	28.42	27.32	30.00
$WLM$	69.60	68.69	57.76	57.52
$WDM$	38.03	42.86	39.10	36.01
$b$	0.33	0.34	0.48	0.34
$SM$	47.64	44.69	49.24	46.33
$EX$	1.80	1.62	1.82	1.97
$KI$	0.20	0.34	0.23	0.22
$KG$	0.10	0.25	0.17	0.10
$KKI$	0.12	0.43	0.07	0.12
$KKG$	0.96	0.95	0.96	0.97
$KKS$	0.20	0.19	0.21	0.23

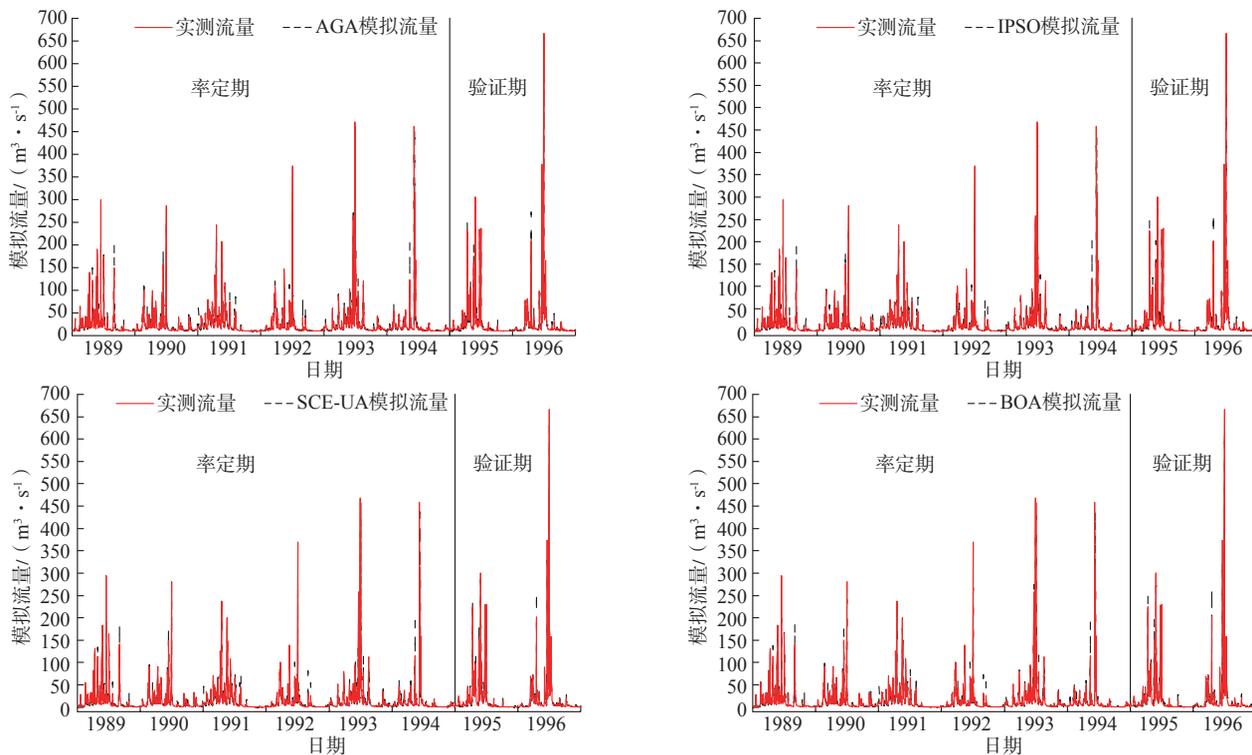


图5 径流模拟值与实测值对比

Fig.5 Comparison of simulated runoff value and measured value

表3 新安江模型模拟效果评价  
Table3 Evaluation of Xin'anjiang model simulation effect

	AGA		IPSO		SCE-UA		BOA	
	率定期	验证期	率定期	验证期	率定期	验证期	率定期	验证期
$R^2$	0.966 598	0.894 128	0.965 647	0.892 892	0.966 529	0.893 568	0.967 604	0.895 553
$NSE$	0.845 177	0.887 215	0.844 829	0.883 772	0.844 389	0.881 527	0.845 419	0.880 894
百分比偏差	1.445 582%	0.063 534%	0.278 800%	0.024 967%	2.103 121%	0.016 806%	0.581 969%	0.195 921%

3.2 收敛值质量分析

表4列出来的是4种算法分别运行50次得到的各项收敛值统计值。收敛值代表欧式距离的大小,收敛值越接近于0,表明某种算法在新安江模型参数优化问题中的应用效果越好。平均值和中位数反映收敛值大小的中间水平,IPSO得到的收敛值平均值和中位数最小,表明独立操作后,IPSO得到的收敛值中间水平更高;AGA和BOA次之,SCE-UA得到的收敛值中间水平较低。极差和标准差反映的是收敛值分布的变异范围和离散程度,即收敛值变动的最大范围,IPSO得到的收敛值极差和标准差最小,说明其变动范围最小,收敛值更为集中;AGA和SCE-UA表现次之;BOA得到的收敛值极差和标准差最大,表现最差。

表4 算法的收敛值统计

统计值	AGA	IPSO	SCE-UA	BOA
平均值	0.160 329	0.157 434	0.160 666	0.160 240
中位数	0.160 280	0.157 293	0.160 477	0.160 040
极差	0.003 962	0.002 714	0.004 400	0.005 894
标准差	0.000 880	0.000 567	0.000 982	0.001 331

图6描述的是4种算法独立运行50次后得到的收敛值结果分布范围。在收敛值中间水平方面,IPSO优化效果最好,BOA次之,AGA和SCE-UA优化效果最差;在收敛值分散程度方面,IPSO优化效果最好,AGA次之,SCE-UA和BOA优化效果最差。

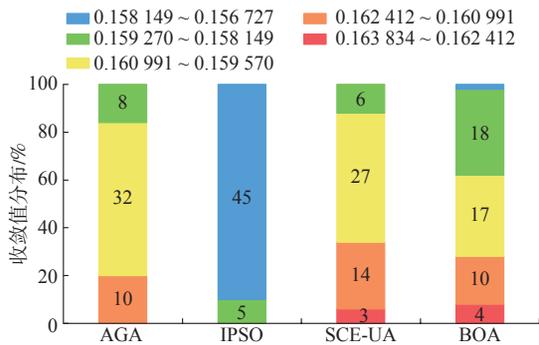


图6 算法收敛值分布图

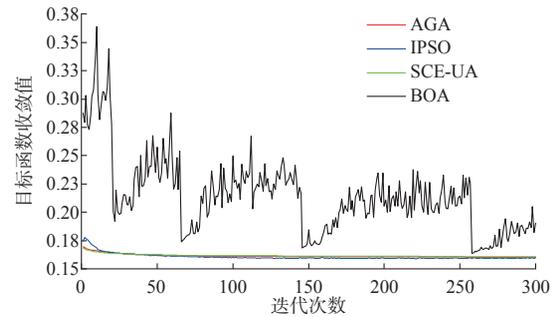
Fig.6 Distribution of convergence values of the four algorithms

3.3 收敛过程分析

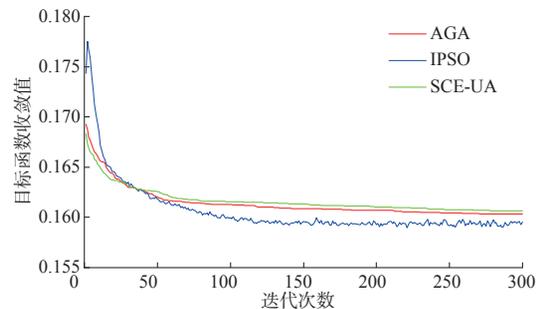
图7曲线图反映4种算法独立操作50次后的平均

收敛过程。从图7(a)中可以看出BOA的平均初始目标函数值与其他三种算法相比较,且收敛过程呈现明显波动。这与BOA的主动寻优过程有关,BOA每次仅产生一个样本点,且依靠概率代理模型产生下一个样本点,导致收敛过程出现波动。

据图7(b)所示,IPSO的平均初始目标函数值虽然略大于AGA和SCE-UA,但IPSO收敛速度快于AGA和SCE-UA,收敛得到的平均目标函数值也小于AGA和SCE-UA,表明IPSO在新安江模型参数优化问题中的收敛速度要快于AGA和SCE-UA。综上,在收敛过程方面,IPSO优化表现最好,其次为AGA和SCE-UA,BOA优化表现最差。



(a) AGA、IPSO、SCE-UA、BOA算法平均目标函数值收敛过程曲线



(b) AGA、IPSO、SCE-UA算法平均目标函数值收敛过程曲线(放大)

图7 算法平均目标函数值的收敛过程

Fig.7 The convergence process of the average objective function

3.4 算法稳定性分析

各参数方差的大小可反映优化算法的稳定性,某种算法优化出来的参数方差越小,表明该算法越稳定<sup>[17]</sup>,表5和图8反映的是4种算法优化得到的新安江参数方差值。综合表5和图8可以看出,除了WDM、SM、KI以及KKG这4个参数以外,其余IPSO优化的参

数方差与其他3种算法相比较小,表明IPSO在进行新安江模型参数优化时具有较高稳定性。从图8看出,BOA在优化K、C、WUM、SM、KG、KKI以及KKS等7个参数时,参数方差最大。且BOA优化得到的参数方差平均值比另外3种算法大,表明BOA稳定性较差。

表5 算法优化参数方差

参数	IGA	IPSO	SCE-UA	BOA
K	0.052 357	0.047 601	0.061 300	0.064 054
C	0.096 130	0.070 422	0.092 849	0.100 119
WUM	0.059 412	0.042 849	0.051 573	0.081 926
WLM	0.074 814	0.046 799	0.066 712	0.065 783
WDM	0.076 888	0.079 809	0.098 920	0.091 527
b	0.049 681	0.036 789	0.080 140	0.071 461
SM	0.034 741	0.043 874	0.056 979	0.058 359
EX	0.083 563	0.042 456	0.074 130	0.076 514
KI	0.038 653	0.043 771	0.077 723	0.049 957
KG	0.064 634	0.030 871	0.055 862	0.092 941
KKI	0.059 428	0.041 465	0.068 181	0.079 360
KKG	0.047 569	0.087 947	0.054 362	0.067 430
KKS	0.042 584	0.027 599	0.038 483	0.059 330
平均值	0.060 035	0.049 404	0.067 478	0.073 751

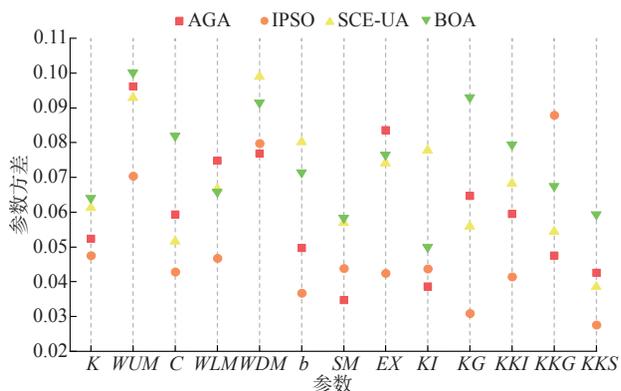


图8 4种算法优化参数方差散点图

Fig.8 Scatter plot of the variance of the four algorithms to optimize the parameters

从水文模拟过程、收敛值质量、收敛过程以及算法稳定性等方面综合分析,IPSO在新安江模型参数优化问题中的表现较好,这与刘欣蔚等<sup>[10]</sup>得出的结论一致,但IPSO采用多种惯性权重取值方式,需要确定的算法参数多,计算过程较为复杂,导致其计算量大,优化模型参数时间较长。BOA优化参数表现较差,尤其在收敛过程和算法稳定性方面,与另外3种算法有较大差距。但是如崔佳旭等<sup>[15]</sup>所述,BOA的优势在于其样本点少,计算效率高,在对一些精度要求不高的问题进行优化时可以利用该优势,从而缩减优化时间,提高计算效率。

#### 4 结论

本文以确定性系数和Nash-Sutcliffe效率系数组

成的坐标对到点(1,1)的欧式距离为目标函数值,从水文模拟过程、收敛值质量、收敛过程以及算法稳定性对比分析4种经典优化算法AGA、IPSO、SCE-UA和BOA在日尺度新安江模型中的应用情况,结果表明:

(1)IPSO在新安江模型参数优化问题中的综合表现最好,优化得到的模拟流量值与实测流量值拟合效果好;目标函数收敛值集中,有90%集中在0.158 149~0.156 727范围内;收敛速度较另外3种算法快;优化得到的参数方差平均值仅为0.049 404,算法稳定性高,但其计算量大。

(2)AGA和SCE-UA优化表现类似,整体较IPSO差,较BOA好。BOA虽然计算量小,但其优化表现整体较差,目标函数收敛值分散,在所有范围内均有分布;收敛过程出现明显波动;优化得到的参数方差平均值为0.073 751,算法稳定性差。

本文仅以呈村流域作为研究区域建立日尺度新安江模型,可能会对结果代表性产生影响,后续将会增加研究区域和建立多种时间尺度的新安江模型,使结果更具代表性。

#### 参考文献:

- [1] FORMIGA K, CARVALHO M D, SILVA K A, et al. Storm Water Management Model calibration using multiobjective evolutionary algorithms [J]. Eng.sanit.ambient, 2016,21(4).
- [2] 杜彦臻,孙梦瑶,刘伽伊,等.基于MOPSO算法的垂向混合产流模型参数多目标优化[J].水电能源科学,2019,37(6):23-27.
- [3] SONG X M. Integration of a statistical emulator approach with the SCE-UA method for parameter optimization of a hydrological model [J]. Chinese Science Bulletin, 2012,57:3397-3403.
- [4] 周闰明,石朋,瞿思敏,等.基于贝叶斯优化算法的新安江模型参数优化及应用[J].水电能源科学,2019,37(5):6-9,127.
- [5] HOLLAND J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. The University of Michigan Press, State of Michigan, 1975.
- [6] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2002, 24(4):656-667.
- [7] 管小艳.实数编码下遗传算法的改进及其应用[D].重庆:重庆大学,2012.
- [8] 李匡,丁留谦,刘舒,等.基于状态变量初值修正的洪水预报方法研究[J].水文,2020,40(4):26-32.
- [9] SEDIGHIZADEH D, MASEHIAN E, SEDIGHIZADEH M, et al. GE-PSO: A new generalized particle swarm optimization algorithm [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2020.
- [10] 刘欣蔚.改进粒子群算法在水文模型中的应用[D].天津:天津大学,2017.
- [11] 周洋洋,李致家,姚成,等.基于SCE-UA算法的API模型应用研究[J].水力发电,2014,40(4):13-16.
- [12] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces [J]. Berkeley: ICSI,1995.

- [13] KAN G, LIANG K, LI J, et al. Accelerating the SCE-UA global optimization method based on Multi-Core CPU and Many-Core GPU [J]. *Advances in Meteorology*, 2016,2016(Pt.3):8483728-1-8483728-10.
- [14] 赵人俊. 赵人俊水文预报文集[M]. 北京:水利电力出版社, 1994.
- [15] 崔佳旭, 杨博. 贝叶斯优化方法和应用综述[J]. *软件学报*, 2018, 29(10):3068-3090.
- [16] BERGSTRA J, BARDENET R, BENGIO Y, et al. Algorithms for Hyper-Parameter Optimization [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011:2546-2554.
- [17] 金志刚, 吴桐. 基于特征选取与树状Parzen估计的入侵检测[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(7):1954-1960.
- [18] 李雨桐, 蔡宴朋, 付强, 等. 华中多雨人口密集型流域洪水预报[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2021,19(4):689-699.
- [19] 郭俊, 周建中, 邹强, 等. 新安江模型参数多目标优化研究[J]. *水文*, 2013, 33(1):1-7, 26.
- [20] 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.
- [21] CHOI J R, CHUNG I M, JEUNG S J, et al. Development and verification of the available number of water intake days in ungauged local water source using the SWAT Model and flow recession curves [J]. *Water*, 2021,13(11):1511.

## Comparative Study of Typical Parameter Optimization Algorithms in Xin'anjiang Model

XIANG Xin<sup>1</sup>, AO Tianqi<sup>1,2</sup>, XIAO Qintai<sup>1</sup>

(1. College of Water Resources and Hydropower, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** In order to compare and study the application of typical parameter optimization algorithms in Xin'anjiang model in detail, four typical optimization algorithms were selected: Adaptive Genetic Algorithm (AGA), Improved Particle Swarm Algorithm (IPSO), SCE-UA, and Bayesian Optimization Algorithm (BOA). Each algorithm was operated independently 50 times, with 300-time-iteration. The parameters of the Xin'an River model were calibrated in the Chengcun Watershed of Huangshan City, Anhui Province. The results show that the simulated and measured flow values obtained by IPSO optimization of Xin'anjiang model parameters have a high degree of fit and a fast convergence speed; the convergence values of the objective function are concentrated, and 90% are concentrated in the range of 0.158149-0.156727; the algorithm has good stability and is optimized for the mean variance of the parameters is only 0.049404. The optimized parameters of AGA and SCE-UA are worse than IPSO and better than BOA. The amount of BOA calculation is small, but its convergence process fluctuates significantly; the convergence value of the objective function is scattered in 5 ranges; the algorithm has poor stability, and the mean value of the optimized parameter variance is as high as 0.073 751.

**Keywords:** Xin'anjiang model; Adaptive Genetic Algorithm; Improved Particle Swarm Optimization; SCE-UA; Bayesian Optimization Algorithm

(上接第8页)

## Weighted Function Parameter Estimation Methods for Pearson-III Negative Skewed Frequency Curve

CHEN Fei<sup>1</sup>, XIE Ping<sup>1</sup>, SANG Yanfang<sup>2</sup>, LIANG Zhongmin<sup>3</sup>, YUAN Su<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. Key Laboratory of Water Cycle and Related Land Surface Processes, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210024, China)

**Abstract:** Hydrological frequency calculation for Pearson-III is mainly based on positive skewed series, but negative skew often occurs in dealing with reservoir water level and tide level series. Through formula derivation, weighted function methods of parameter estimation for positive skewed series are extended to negative skewed series in this paper, which perfects the system of this hydrological parameter estimation method. Statistical experiments show that compared with the conventional moment method (CM), weighted function methods can improve the unbiasedness significantly and the effectiveness slightly of parameter estimation for  $C_s$ . And three parameter estimation methods under the weighted function framework are compared. It is found that the second-order weighted function moment method (WFM2) is better than the first-order weighted function moment method (WFM1) as a whole, and the premise for parameter estimation of  $C_v$  (or  $\sigma$ ) by the weighted function moment combination method (WFM3) is to ensure that the estimation of  $C_s$  is better than  $C_v$ , otherwise it is not as good as WFM1 and WFM2. The annual maximum tide level series in a tide level station and the annual maximum water level series in a hydrological station were verified as examples. The goodness-of-fit test shows that WFM2 has small fitting error and high precision, and so it is the best parameter estimation method among all comparison methods.

**Keywords:** Pearson type three distribution; negative skewed characters; weighted function methods for parameter estimation; Monte-Carlo experiment; hydrological frequency analysis